การประยุกต์ใช้เมมเมติกอัลกอริทึมสำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่มีหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบลักษณะตัวยูในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี

นายนพพล คำภิรมย์

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2551
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

APPLICATION OF MEMETIC ALGORITHM FOR MULTI-OBJECTIVE SEQUENCING PROBLEM ON MIXED-MODEL U-SHAPED ASSEMBLY LINE IN JIT PRODUCTION SYSTEMS

Mr. Noppon Kampirom

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering Program in Industrial Engineering
Department of Industrial Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Academic Year 2008
Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การประยุกต์ใช้เมมเมติกอัลกอริทึมสำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่มีหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบลักษณะตัวยูในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี
โดย	นายนพพล คำภิรมย์
สาขาวิชา	วิศวกรรมอุตสาหการ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร. ปารเมศ ชุติมา

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร.บุญสม เลิศหิรัญวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์สุทัศน์ รัตนเกื้อกังวาน)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร.ปารเมศ ชุติมา)

..... กรรมการ
(รองศาสตราจารย์จิรพัฒน์ เงาประเสริฐวงศ์)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(รองศาสตราจารย์ ดร.วันชัย ริจิรวนิช)

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

นายนพพล คำภิรมย์: การประยุกต์ใช้เมมเมติกอัลกอริทึมสำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่มีหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบลักษณะตัวยูในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี (APPLICATION OF MEMETIC ALGORITHM FOR MULTI-OBJECTIVE SEQUENCING PROBLEM ON MIXED-MODEL U-SHAPED ASSEMBLY LINE IN JIT PRODUCTION SYSTEMS)
อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: รศ.ดร.ปารเมศ ชุติมา, 494 หน้า.

สายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูเป็นรูปแบบสายการประกอบที่สอดคล้องกับการผลิตแบบทันเวลาพอดีในด้านการจัดรูปแบบเซลล์การทำงาน (Work cell) ซึ่งสามารถผลิตผลิตภัณฑ์ที่มีรูปแบบหลากหลายชนิด ดังนั้นจึงพิจารณาวัตถุประสงค์ในการจัดลำดับผลิตภัณฑ์คือ 1. เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด (Minimize setup time) 2. ความผันแปรของภาระงานของสถานีปฏิบัติงานน้อยที่สุด (Minimize absolute deviation of workload) ซึ่งตอบสนองกับระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดีทั้ง 2 ด้านคือในด้านการลดเวลาการเตรียมเครื่องจักร (Reduction of Setup Time) และในด้านภาระงานของสถานีปฏิบัติงานอยู่ในระดับเดียวกัน (Smoothed Workload) และเนื่องจากปัญหาดังกล่าวเป็นปัญหา NP-Hard ดังนั้นในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม (Combinatorial Optimization with Coincidence plus Memetic Algorithm: COIN plus M-NSGA II) แก้ปัญหาดังกล่าว พร้อมทั้งเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับวิธีการที่มีประสิทธิภาพและเป็นที่นิยมในปัจจุบันคือวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA II และวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II

ในปัญหาทดลองทั้ง 9 ปัญหาย่อย จาก KIM (2002), McMullen (2001a) และบริษัทตัวอย่าง โดยใช้ตัวชี้วัดสมรรถนะทั้ง 4 ด้าน คือในด้านคำตอบที่มีการลู่เข้าใกล้กลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่แท้จริง ด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ ด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง และด้านเวลาในการประมวลผล ผลการทดลองพบว่าวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมที่นำเสนอเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่ดีกว่าเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA II และวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II

จากผลการทดลองสรุปได้ว่าวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมดังกล่าวสามารถนำมาใช้ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่มีหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี ในปัญหาทดลองดังกล่าวได้อย่างดีและมีประสิทธิภาพ

ภาควิชา .....วิศวกรรมอุตสาหการ... ลายมือชื่อนิสิต.....

สาขาวิชา .....วิศวกรรมอุตสาหการ... ลายมือชื่อ อ. ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก.....

ปีการศึกษา .....2551.....

##5070310421: MAJOR INDUSTRIAL ENGINEERING

KEYWORDS: COMBINATORIAL OPTIMIZATION WITH COINCIDENCE: COIN / MEMETIC ALGORITHMS / LOCAL SEARCH HEURISTICS / MULTI-OBJECTIVE / EVOLUTIONARY ALGORITHMS / MIXED-MODEL U-LINE / JIT PRODUCTION SYSTEM

NOPPON KAMPIROM: APPLICATION OF MEMETIC ALGORITHM FOR MULTI-OBJECTIVE SEQUENCING PROBLEM ON MIXED-MODEL U-SHAPED ASSEMBLY LINE IN JIT PRODUCTION SYSTEMS. ADVISOR: ASSOC. PROF. PARAMES CHUTIMA, Ph.D., 494 pp.

The mixed-model U-line (MMUL) is a type of a just-in-time (JIT) production system where varieties of product models, similar product characteristics, are assembled in arrangement of work cell. There are two objectives which are setup times and absolute deviations of workloads across workstations to be minimized simultaneously. These objectives are basically of particular importance considering the crucial goals for efficient implementation of JIT in Reduction of Setup Time and smoothing the workload (total operation times at each workstation on the line). This type of problem is also an NP-hard problem. This research presents Combinatorial Optimization with Coincidence plus Memetic Algorithm (COIN plus M-NSGA II) to solve multi-objective sequencing problems on MMULs in JIT production systems and to compare efficiency of COIN plus M-NSGA II with two popular and effective algorithms, a genetic algorithm (NSGA-II) and Memetic Algorithm (M-NSGA-II) in problems of KIM (2002), McMullen (2001a) and a sample case factory.

Experimental results show that the performance of COIN plus M-NSGA II is significantly better than NSGA-II and M-NSGA-II in terms of performance measurement that is, convergence measurements, spread measurements, ratio of non-dominated solution and CPU time.

Department: .....Industrial Engineering..... Student's Signature: .....

Field of Study: ....Industrial Engineering..... Advisor's Signature: .....

Academic Year: .....2008.....

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สามารถสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีได้นั้น ผู้เขียนขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. ปารเมศ ชุติมา ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์เป็นอย่างสูง ที่ให้การอนุเคราะห์ และช่วยเหลือ ตลอดจนให้ความรู้ คำแนะนำ แนวทางในการดำเนินการวิจัยนี้

ขอขอบพระคุณ คุณเพ็ญพักตร์ ปิ่นกุมภีร์ คุณวรินทร์ วัฒนพรพรหม และคุณรณชัย ศิโรเวฐนุกูล สำหรับคำแนะนำสำหรับโปรแกรม และความช่วยเหลือในทุกด้าน และขอขอบคุณพี่ๆ เพื่อนๆ และน้อง ๆ ทุกคนที่คอยสนับสนุน ให้ความช่วยเหลือและกำลังใจในการทำงานวิจัยนี้เสมอมาเมื่อข้าพเจ้าพบกับอุปสรรคระหว่างการทำวิจัย

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ญาติพี่น้อง ที่สนับสนุนทางด้านการเงิน ความห่วงใย และกำลังใจเสมอมาจนสำเร็จการศึกษา และขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านทุกสถาบัน ที่ได้ให้ความรู้ในทุกๆ ศาสตร์วิชาแก่ผู้วิจัย จนสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการทำงานวิจัยฉบับนี้จนสำเร็จไปได้ด้วยดี

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....จ

กิตติกรรมประกาศ.....ฉ

สารบัญ.....ช

สารบัญตาราง.....ฐ

สารบัญภาพ.....ฝ

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา 2

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 4

1.3ขอบเขตของงานวิจัย 4

1.4 ลักษณะของปัญหา 5

1.5 ขั้นตอนในการวิจัย 7

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 9

1.7 สรุปเนื้อหางานวิจัย 10

บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 12

2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบ 12

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี 14

2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี 19

บทที่ 3 ทฤษฎีการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ 22

3.1 หลักการพื้นฐานของการหาค่าเหมาะสมที่สุด 22

3.1.1 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ 23

3.1.2 ตัวแปรตัดสินใจ 23

3.1.3 ข้อจำกัด 24

3.2 ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ 24

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

หน้า

3.2.1 รูปแบบปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ 24
3.2.2 กลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด 26
3.3 การแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยเมทธาฮิวริสติก 28
3.3.1 ความหมายของฮิวริสติกและเมทธาฮิวริสติก 29
3.4 การแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ด้วยเอลโวลูชั่นนารี่อัลกอริทึมแบบหลายวัตถุประสงค์ 32
3.4.1 การกำหนดค่าความแข็งแรง 33
3.4.2 การแบ่งปันค่าความแข็งแรง 44
3.5 สรุปขั้นตอนการทำงานของอัลกอริทึมที่ได้รับความนิยมใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ 49
3.5.1 ขั้นตอนการทำงานของ Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA) 50
3.5.2 ขั้นตอนการทำงานของ Non-dominated sorting Genetic Algorithm II (NSGA II) 53
3.5.3 ขั้นตอนการทำงานของ Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA 2) 56
3.5.4 ขั้นตอนการทำงานของ Rank Density Genetic Algorithm (RDGA) 59
3.6 การวัดสมรรถนะของกลุ่มคำตอบที่ดีที่ดีที่สุด 62
3.7 สรุปท้ายบท 64

บทที่ 4 ทฤษฎีสายการประกอบและระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี 66
4.1 ลักษณะของสายการประกอบทั่วไป 66
4.1.1 ประเภทของสายการประกอบ 68
4.2 ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี 72
4.2.1 การผลิตแบบทันเวลาพอดี (Just-in-Time Production Systems: JIT) 72
4.2.2 ผลกระทบจากการผลิตแบบทันเวลาพอดี 75
4.2.3 ประโยชน์ที่เกิดจากการผลิตแบบทันเวลาพอดี 76
4.3 การจัดลำดับงานที่มีเวลาปรับตั้งเครื่องขึ้นกับลำดับงานก่อนหน้า 76
4.4 สรุปท้ายบท 79

หน้า

บทที่ 5 เมมเมติกอัลกอริทึมสำหรับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม **80**

5.1 ลักษณะของปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ 80

5.2 ลักษณะของปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสม 81

5.3 ความแตกต่างของเมมเมติกอัลกอริทึมและเจนเนติกอัลกอริทึม 85

5.4 การค้นหาเฉพาะที่ 88

5.4.1 รูปแบบการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหาการเดินของพนักงานขาย 88

5.4.2 กฎการยอมรับคำตอบที่ดี 93

5.4.3 สิ่งที่ควรคำนึกในการประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่ 97

5.4.4 การหยุดการค้นหาเฉพาะที่ 99

5.5 เมมเมติกอัลกอริทึม 100

5.5.1 ความหมายของเมมเมติกอัลกอริทึม 100

5.5.2 โครงสร้างของเมมเมติกอัลกอริทึม สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู 101

5.6 ขั้นตอนการทำงนของเมมเมติกอัลกอริทึม 104

5.6.1 ขั้นตอนการทำงานของเมมเมติกอัลกอริทึมที่พัฒนามาจาก NSGAII (M-NSGAII) 105

5.7 วิธีการทำงานของเมมเมติกอัลกอริทึมที่พัฒนามาจาก NSGAII (M-NSGAII) สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู 107

5.8 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้เจนเนติกอัลกอริทึม (NSGA II) ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ผสมแบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบตัวยูในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี 128

5.9 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้เมมเมติกอัลกอริทึม (M-NSGA II) ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ผสมแบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบตัวยูในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี 147

5.10 สรุปท้ายบท 175

หน้า

บทที่ 6 การประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบสำหรับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม **176**

6.1 โครงสร้างวิธีการบรรจวบ สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม 176

6.1.1 แนวคิดวิธีการอัลกอริทึมการบรรจวบ 176

6.1.2 หลักการวิธีการบรรจวบ 177

6.1.3 วิธีการบรรจวบ (Combinatorial Optimization with Coincidence) 177

6.2 ลักษณะการตัดทอนคำตอบ 185

6.3 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ผสมแบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบตัวยูในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี 186

6.4 การพัฒนาวิธีการบรรจวบ 203

6.5 หลักการและแนวความคิดการพัฒนาอัลกอริทึมการบรรจวบ 203

6.6 วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกแบบ M-NSGA II 207

6.7 โครงสร้างของวิธีการบรรจวบร่วมกับ M-NSGA-II สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู 208

6.8 ขั้นตอนวิธีการอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ NSGA-II และ M-NSGA-II สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู 212

6.10 การประมาณกลุ่มคำตอบที่แท้จริง 251

6.10.1 การวัดสมรรถนะของกลุ่มคำตอบที่หาได้ 254

6.11 สรุปท้ายบท 265

บทที่ 7 การกำหนดและทดสอบพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง **267**

7.1 การกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสม 268

7.1.1 การระบุปัญหา 268

7.1.2 การกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในเมมเมติกอัลกอริทึมที่ใช้ในงานวิจัย 270

7.1.3 การกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมที่นำเสนอใหม่ 274

7.2 การทดลองหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสม 279

7.2.1 การเลือกตัวแปรตอบสนอง 279

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

หน้า

7.2.2 การเลือกปัจจัยและระดับของปัจจัย 279
7.3 การพิจารณาผลกระทบร่วมกันระหว่างระดับปัจจัย 280
7.4 การออกแบบการทดลอง (Design of Experiment) 281
7.4.1 การกำหนดจำนวนข้อมูลที่ต้องการจากการทดลองแต่ละระดับปัจจัย 281
7.4.2 การกำหนดรูปแบบการทดลอง 281
7.4.3 การเก็บและจัดระบบข้อมูล 284
7.5 การวิเคราะห์ผลการทดลอง 285
7.5.1 การวิเคราะห์ผลการทดลองเมมเมติกอัลกอริทึม 285
7.5.2 การวิเคราะห์ผลการทดลองวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 307
7.6 สรุปผลการวิเคราะห์พารามิเตอร์ 329
7.7 สรุปท้ายบท 334

บทที่ 8 การเปรียบเทียบผลการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมด้วยวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมกับ M-NSGA II, COIN, และ NSGA II 335
8.1 การทดสอบความแตกต่างของวิธีการที่ใช้ในงานวิจัย 336
8.1.1 กรณีปัญหาของ KIM 3 336
8.1.2 กรณีปัญหาของ KIM 5 342
8.1.3 กรณีปัญหาของ Arcus 3 348
8.1.4 กรณีปัญหาของ Arcus 8 354
8.1.5 กรณีปัญหาของ Arcus 10 360
8.1.6 กรณีปัญหาของ Set 1 366
8.1.7 กรณีปัญหาของ Set 2 372
8.1.8 กรณีปัญหาของ Set 3 376
8.1.9 กรณีปัญหาของ Garment 384
8.2 สรุปท้ายบท 390

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

หน้า

บทที่ 9 บทสรุปและข้อเสนอแนะ 391
9.1 สรุปงานวิจัย 391
9.1.1 ลักษณะปัญหา 392
9.1.2 การประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ในการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่ทำการผลิตผลิตภัณฑ์ผสมในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี 392
9.1.3 การทดสอบพารามิเตอร์ 394
9.1.4 ผลการใช้อัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II แก้ปัญหาสายงานการประกอบลักษณะตัวยู ที่ทำการผลิตผลิตภัณฑ์ผสม 394
9.1.5 ข้อดีและข้อเสียของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกแบบ M-NSGA II 395
9.2 ข้อเสนอแนะ 396
รายการอ้างอิง 397
ภาคผนวก 402
ภาคผนวก ก ปัญหา NP-hard 403
ภาคผนวก ข รายละเอียดของปัญหาตัวอย่าง 405
ภาคผนวก ค ผลการวิเคราะห์การทดลอง 419
ภาคผนวก ง การทดสอบความถูกต้องของโปรแกรม 451
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ 494

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1.1 แสดงรายละเอียดของปัญหาที่ทำการทดลองทั้งหมด 6
ตารางที่ 3.1 อัลกอริทึมที่ได้รับความนิยมใช้ในการแก้ปัญหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ 49
ตารางที่ 4.1 เชื้อเพลิงสำหรับ 4 ประเภท 78
ตารางที่ 5.1 หลักการยอมรับ (Acceptance Rule) 93
ตารางที่ 5.2 เวลาการทำงานของแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ (หน่วย: ชั่วโมง) 111
ตารางที่ 5.3 กำหนดการปรับตั้งเครื่องจักรของแต่ละผลิตภัณฑ์ 112
ตารางที่ 5.4 แสดงค่าเวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรในแต่ละขั้นตอนงาน 112
ตารางที่ 5.5 แสดงผลการคำนวณภาระงานในแต่ละสถานีงาน 115
ตารางที่ 5.6 แสดงค่าการประเมินวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ 116
ตารางที่ 5.7 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ 129
ตารางที่ 5.8 แสดงการสุ่มผลิตภัณฑ์ 1 สตริงคำตอบ 134
ตารางที่ 5.9 ค่าคำนวณของวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ 136
ตารางที่ 5.10 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) 137
ตารางที่ 5.11 การเรียงลำดับค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ใน Front ที่ 1 137
ตารางที่ 5.12 ค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ 138
ตารางที่ 5.13 ค่าความน่าจะเป็นในการถูกคัดเลือก 138
ตารางที่ 5.14 วิธี Binary Tournament Selection สำหรับการคัดเลือกสตริงคำตอบ 139
ตารางที่ 5.15 สตริงคำตอบที่จะเข้าสู่ Mating pool 140
ตารางที่ 5.16 สตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์ 140
ตารางที่ 5.17 ผลการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการมิวเตชั่น 143
ตารางที่ 5.18 สตริงคำตอบหลังการทำมิวเตชั่น 144
ตารางที่ 5.19 สตริงคำตอบเริ่มต้น (P) รวมกับสตริงคำตอบรุ่นลูก (Q) 144
ตารางที่ 5.20 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน 145
ตารางที่ 5.21 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) และค่า Crowding Distance 146
ตารางที่ 5.22 สตริงคำตอบรุ่นลูกที่จะถูกพัฒนาไปเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไป 146
ตารางที่ 5.23 แสดงการสุ่มผลิตภัณฑ์ 1 สตริงคำตอบ 148
ตารางที่ 5.24 ค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ 149

หน้า

ตารางที่ 5.25 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) 150
ตารางที่ 5.26 การเรียงลำดับค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ใน Front ที่ 1 151
ตารางที่ 5.27 ค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ 152
ตารางที่ 5.28 ค่าความน่าจะเป็นในการคัดเลือกคำตอบ 152
ตารางที่ 5.29 วิธี Binary Tournament Selection สำหรับการคัดเลือกสตริงคำตอบ 153
ตารางที่ 5.30 สตริงที่จำทำการค้นหาเฉพาะที่ 154
ตารางที่ 5.31 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของตัวเลือกทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก ... 154
ตารางที่ 5.32 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงคำตอบที่ 1..... 155
ตารางที่ 5.33 หลักการยอมรับ (Acceptance Rule).....
ตารางที่ 5.34 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงคำตอบที่ 2..... 155
ตารางที่ 5.35 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงคำตอบที่ 3..... 156
ตารางที่ 5.36 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่..... 156
ตารางที่ 5.37 สตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะรวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น..... 157
ตารางที่ 5.38 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงหลังการทำค้นหาเฉพาะที่ 157
ตารางที่ 5.39 ค่าคำนวณความหนาแน่น..... 158
ตารางที่ 5.40 สตริงคำตอบที่จะผ่านเข้าสู่การผสมพันธุ์..... 158
ตารางที่ 5.41 การแปลงค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) ก่อนทำการผสมพันธุ์ ... 159
ตารางที่ 5.42 ค่าความน่าจะเป็นในการคัดเลือกคำตอบ 159
ตารางที่ 5.43 วิธี Binary Tournament Selection ก่อนทำการผสมพันธุ์ 160
ตารางที่ 5.44 การสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์..... 161
ตารางที่ 5.45 ผลการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการมิวเตชั่น..... 163
ตารางที่ 5.46 สตริงคำตอบหลังการทำมิวเตชั่นรวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น..... 164
ตารางที่ 5.47 ค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ 165
ตารางที่ 5.48 ค่าความน่าจะเป็นในการคัดเลือกสตริงคำตอบ 165
ตารางที่ 5.49 วิธี Binary Tournament Selection สำหรับการคัดเลือกสตริงคำตอบ 166
ตารางที่ 5.50 สตริงคำตอบที่จะทำการค้นหาเฉพาะที่..... 167

หน้า

ตารางที่ 5.51 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของตัวเลือกทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก ... 167
ตารางที่ 5.52 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงคำตอบที่ 1 ... 168
ตารางที่ 5.53 หลักการยอมรับ (Acceptance Rule) ... 168
ตารางที่ 5.54 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงคำตอบที่ 2 ... 168
ตารางที่ 5.55 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงคำตอบที่ 3 ... 169
ตารางที่ 5.56 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ ... 169
ตารางที่ 5.57 สตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะรวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น ... 170
ตารางที่ 5.58 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงหลังการทำค้นหาเฉพาะที่ ... 170
ตารางที่ 5.59 ค่า Crowding Distance หลังการทำค้นหาเฉพาะที่ ... 171
ตารางที่ 5.60 สตริงคำตอบรุ่นลูก (Q) ... 171
ตารางที่ 5.61 การรวมสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดวิธี M-NSGAII ... 172
ตารางที่ 5.62 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน ... 172
ตารางที่ 5.63 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) และค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบรวมกันของวิธี M-NSGAII ... 173
ตารางที่ 5.64 เรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และเรียงค่าจากมากไปน้อยของค่า Crowding Distance ... 174
ตารางที่ 5.65 คำตอบรุ่นลูกที่จะเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไป ... 175
ตารางที่ 6.1 ตารางเมตริกซ์ความน่าจะเป็น ... 180
ตารางที่ 6.2 ตารางความใช้จ่ายในการเดินทางของพนักงาน ... 181
ตารางที่ 6.3 ตารางความน่าจะหลังจากปรับปรุงคำตอบที่ดี ... 184
ตารางที่ 6.4 ตารางความน่าจะหลังจากปรับปรุงคำตอบที่ไม่ดี ... 185
ตารางที่ 6.5 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม ... 188
ตารางที่ 6.6 ค่าการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ ... 191
ตารางที่ 6.7 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) ... 191
ตารางที่ 6.8 แสดงการเรียงค่าความแข็งแรงจากน้อยไปมาก ... 192

หน้า

ตารางที่ 6.9 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี 196
ตารางที่ 6.10 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้ว 199
ตารางที่ 6.11 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงคจากสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า 200
ตารางที่ 6.12 แสดงสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ดีในรอบปัจจุบันรวมกับสตริงคำตอบที่ถูกจัดเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า 201
ตารางที่ 6.13 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน 201
ตารางที่ 6.14 สตริงคำตอบที่ถูกคัดเลือกจัดเก็บในรอบปัจจุบัน 202
ตารางที่ 6.15 การเปรียบเทียบตัววัดสมรรถนะหลังจากรันวิธีการบรรจวบ 207
ตารางที่ 6.16 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม 215
ตารางที่ 6.17 ค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ 218
ตารางที่ 6.18 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) 219
ตารางที่ 6.19 แสดงการเรียงค่าความแข็งแรงจากน้อยไปมาก 220
ตารางที่ 6.20 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี 223
ตารางที่ 6.21 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้ว 226
ตารางที่ 6.22 แสดงค่าฟังก์ชันวัตถุประสงคจากสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า 227
ตารางที่ 6.23 แสดงสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ดีในรอบปัจจุบันรวมกับสตริงคำตอบที่ถูกจัดเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า 228
ตารางที่ 6.24 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน 228
ตารางที่ 6.25 สตริงคำตอบที่ถูกคัดเลือกจัดเก็บในรอบปัจจุบัน 229
ตารางที่ 6.26 ค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ 231
ตารางที่ 6.27 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) 232
ตารางที่ 6.28 การเรียงลำดับค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ใน Front ที่ 1 232
ตารางที่ 6.29 ค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ 234
ตารางที่ 6.30 การแปลงค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) ก่อนทำการผสมพันธุ์ 234
ตารางที่ 6.31 แสดงผลการคำนวณค่าคำนวณหาค่า pi และ qi 235

หน้า

ตารางที่ 6.32 วิธี Binary Tournament Selection ก่อนทำการผสมพันธุ์ 236
ตารางที่ 6.33 แสดงผลการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์..... 239
ตารางที่ 6.34 ผลการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการมิวเตชั่น..... 239
ตารางที่ 6.35 แสดงสตริงคำตอบที่รวมกันหลังจากทำการมิวเทชั่น 239
ตารางที่ 6.36 ค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ 240
ตารางที่ 6.37 แสดงค่าคำนวณ pi และ qi 241
ตารางที่ 6.38 วิธี Binary Tournament Selection สำหรับการคัดเลือกสตริงคำตอบ 242
ตารางที่ 6.39 แสดงสตริงคำตอบก่อนทำการคัดเลือกเข้าทำการค้นหาเฉพาะที่ 242
ตารางที่ 6.40 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของตัวเลือกทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก ... 243
ตารางที่ 6.41 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงที่ 1..... 243
ตารางที่ 6.42 หลักการยอมรับ (Acceptance Rule)..... 244
ตารางที่ 6.43 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงที่ 2..... 244
ตารางที่ 6.44 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงที่ 3..... 245
ตารางที่ 6.45 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่..... 245
ตารางที่ 6.46 แสดงค่าสตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะที่จะมารวมกับสตริงคำตอบ
เริ่มต้น 246
ตารางที่ 6.47 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงหลังการทำค้นหาเฉพาะที่ 246
ตารางที่ 6.48 ค่า Crowding Distance หลังการทำค้นหาเฉพาะที่..... 247
ตารางที่ 6.49 สตริงคำตอบที่ได้รับการคัดเลือกหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ 247
ตารางที่ 6.50 การรวมสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดวิธี M-NSGA II..... 248
ตารางที่ 6.51 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน 248
ตารางที่ 6.52 เรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และเรียงค่าจากมากไปน้อย
ของค่า Crowding Distance..... 250
ตารางที่ 6.53 แสดงสตริงคำตอบรุ่นลูกที่จะไปเป็นสตริงเริ่มต้นในขั้นตอนที่ 6.5.7..... 250
ตารางที่ 6.54 ตัวอย่างฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ได้จากกลุ่มคำตอบที่หาได้จากทุกวิธีการ 252
ตารางที่ 6.55 Approximate true-Pareto Front จากตัวอย่างที่ได้จากกลุ่มคำตอบทุกวิธีการ .. 253

หน้า

ตารางที่ 6.56 ตัวอย่างกลุ่มคำตอบที่หาได้จากที่ Approximate true-Pareto Front และ COIN+M-NSGA II 255
ตารางที่ 6.57 การ Normalized ระยะทางระหว่างแต่ละคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริงในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 256
ตารางที่ 6.58 การ Normalized ระยะทางระหว่างแต่ละคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริงในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 257
ตารางที่ 6.59 ระยะทางระหว่างแต่ละคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริง 257
ตารางที่ 6.60 ระยะทางแต่ละคำตอบที่แท้จริงกับคำตอบที่หาได้ที่ใกล้ที่สุด 258
ตารางที่ 6.61 กลุ่มคำตอบที่หาได้จาก COIN-MNSGA II 260
ตารางที่ 6.62 สัญลักษณ์ของระยะทางระหว่างคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกัน 260
ตารางที่ 6.63 การหาระยะทางระหว่างสมาชิกคำตอบที่อยู่ติดกัน 261
ตารางที่ 6.64 ผลต่างระหว่างระยะทางของคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกันและค่าเฉลี่ยของระยะทาง 261
ตารางที่ 6.65 การเปรียบเทียบคำตอบที่หาได้กับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงด้วยหลักการ Pareto Dominance 264
ตารางที่ 7.1 รายละเอียดและข้อกำหนดเบื้องต้นปัญหาตัวอย่างที่ใช้ในการทดลอง 269
ตารางที่ 7.2 รายละเอียดของปัจจัยที่ใช้ในการพิจารณาปัจจัยของเมมเมติกอัลกอริทึม 282
ตารางที่ 7.3 รายละเอียดของปัจจัยที่ใช้ในการพิจารณาปัจจัยของวิธีการบรรจบกับการค้นหาเฉพาะที่ 282
ตารางที่ 7.4 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา KIM 3 287
ตารางที่ 7.5 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา KIM 5 290
ตารางที่ 7.6 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา Arcus 3 293
ตารางที่ 7.7 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมในปัญหา Arcus 8 295
ตารางที่ 7.8 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา Arcus 10 298
ตารางที่ 7.9 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา Set 1 300
ตารางที่ 7.10 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา Set 2 302
ตารางที่ 7.11 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมในปัญหา Set 3 305
ตารางที่ 7.12 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมในปัญหา Garment 307
ตารางที่ 7.13 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา KIM 3 309

หน้า

ตารางที่ 7.14 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 310
ในปัญหา KIM 3 310
ตารางที่ 7.15 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 312
ในปัญหา KIM 5 312
ตารางที่ 7.16 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 314
ในปัญหา Arcus 3 314
ตารางที่ 7.17 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 316
ในปัญหา Arcus 8 316
ตารางที่ 7.18 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 318
ในปัญหา Arcus 8 318
ตารางที่ 7.19 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 320
ในปัญหา Arcus 10 320
ตารางที่ 7.20 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 322
ในปัญหา Set 1 322
ตารางที่ 7.21 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 324
ในปัญหา Set 2 324
ตารางที่ 7.22 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 326
ในปัญหา Set 3 326
ตารางที่ 7.23 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม 328
ในปัญหา Garment 328
ตารางที่ 7.24 ผลการทดสอบพารามิเตอร์ของ M-NSGA II 330
ตารางที่ 7.25 ผลการทดสอบพารามิเตอร์ของ COIN+M-NSGA II 332
ตารางที่ 8.1 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของ
ปัญหา KIM 3 341
ตารางที่ 8.2 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของ
ปัญหา KIM 5 347
ตารางที่ 8.3 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของ
ปัญหา Arcus 3 353

หน้า

ตารางที่ 8.4 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Arcus 8 359
ตารางที่ 8.5 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Arcus 10 365
ตารางที่ 8.6 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Set 1 371
ตารางที่ 8.7 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Set 2 377
ตารางที่ 8.8 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Set 3 383
ตารางที่ 8.9 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Garment 389
ตารางที่ ก.1 เวลาในการคำนวณที่อยู่ในรูป Time Complexity Function โดยมีสมมติฐานว่าการคำนวณในแต่ละครั้งใช้เวลา 1 ไมโครวินาที 403
ตารางที่ ก.2 ขนาดของปัญหาในการคำนวณของคอมพิวเตอร์ที่มีความเร็วสูงกว่า 1000 เท่า... 404
ตารางที่ ข.1 ปัญหาการทดลองที่ 1 (KIM, 2002) ของ KIM 405
ตารางที่ ข.2 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ของปัญหา KIM 406
ตารางที่ ข.3 สายการประกอบที่มีการจัดสมดุลของปัญหา KIM 407
ตารางที่ ข.4 ปัญหาการทดลองที่ 2 (KIM, 2002) ของ Arcus 408
ตารางที่ ข.5 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ของปัญหา Arcus 409
ตารางที่ ข.5 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ของปัญหา Arcus (ต่อ) 410
ตารางที่ ข.5 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ของปัญหา Arcus (ต่อ) 411
ตารางที่ ข.6 สายการประกอบที่มีการจัดสมดุลของปัญหา Arcus 412
ตารางที่ ข.7 ปัญหาการทดลองที่ 3 (KIM, 2002) ของ Set 413
ตารางที่ ข.8 ปัญหาการทดลองที่ 4 (บริษัทไทยคาเนตะ จำกัด) ของ Garment 414

หน้า

ตารางที่ ข.9 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ของปัญหา Garment 415
ตารางที่ ข.10 สายการประกอบที่มีการจัดสมดุลของปัญหา Garment 416
ตารางที่ ข.11 เวลาปรับตั้งเครื่องจักร (วินาที) ในกรณีชนิดผลิตภัณฑ์ 3 ชนิด 417
ตารางที่ ข.12 เวลาปรับตั้งเครื่องจักร (วินาที) ในกรณีชนิดผลิตภัณฑ์ 4 ชนิด 417
ตารางที่ ข.13 เวลาปรับตั้งเครื่องจักร (วินาที) ในกรณีชนิดผลิตภัณฑ์ 4 ชนิด 417
ตารางที่ ข.14 เวลาปรับตั้งเครื่องจักร (วินาที) ในกรณีชนิดผลิตภัณฑ์ 4 ชนิด 418
ตารางที่ ค.1 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II 419
ตารางที่ ค.2 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีการบรรจบ (COIN) 420
ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set 420
ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set (ต่อ) 421
ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set) (ต่อ) 422
ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set) (ต่อ) 423
ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set) (ต่อ) 424
ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set) (ต่อ) 425
ตารางที่ ค.4 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set 426
ตารางที่ ค.5 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Spread to the Pareto-optimal set 431
ตารางที่ ค.6 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Spread to the Pareto-optimal set 436
ตารางที่ ค.7 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Ratio of Non-Dominated Solution 441

หน้า

ตารางที่ ค.8 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Ratio of Non-Dominated Solution 446
ตารางที่ ง.1 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมด้วยมือ 453
ตารางที่ ง.2 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมด้วยโปรแกรม 454
ตารางที่ ง.3 ค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ 457
ตารางที่ ง.4 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) 458
ตารางที่ ง.5 แสดงการเรียงค่าความแข็งแรงจากน้อยไปมาก 458
ตารางที่ ง.6 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีด้วยมือ 462
ตารางที่ ง.7 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีด้วยโปรแกรม 463
ตารางที่ ง.8 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้วด้วยมือ 466
ตารางที่ ง.9 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้วด้วยโปรแกรม 467
ตารางที่ ง.10 แสดงค่าฟังก์ชันวัตถุประสงคจากสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้าด้วยมือ 468
ตารางที่ ง.11 แสดงค่าฟังก์ชันวัตถุประสงคจากสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้าด้วยโปรแกรม 468
ตารางที่ ง.12 แสดงสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ดีในรอบปัจจุบันรวมกับสตริงคำตอบที่ถูกจัดเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า 469
ตารางที่ ง.13 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน 470
ตารางที่ ง.15 ค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ 473
ตารางที่ ง.16 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) 474
ตารางที่ ง.17 การเรียงลำดับค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ใน Front ที่ 1 474
ตารางที่ ง.19 การแปลงค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) ก่อนทำการผสมพันธุ์ 476
ตารางที่ ง.20 แสดงผลการคำนวณค่าคำนวณหาค่า pi และ qi ด้วยมือ 476
ตารางที่ ง.21 แสดงผลการคำนวณค่าคำนวณหาค่า pi และ qi ด้วยโปรแกรม 477
ตารางที่ ง.22 วิธี Binary Tournament Selection ก่อนทำการผสมพันธุ์ 478

หน้า

ตารางที่ ง.23 แสดงผลการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์ 478
ตารางที่ ง.24 ผลการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการมิวเตชั่น 481
ตารางที่ ง.25 แสดงสตริงคำตอบที่รวมกันหลังจากทำการมิวเทชั่น 482
ตารางที่ ง.27 แสดงค่าคำนวณ pi และ qi 483
ตารางที่ ง.28 วิธี Binary Tournament Selection สำหรับการคัดเลือกสตริงคำตอบ 484
ตารางที่ ง.29 แสดงสตริงคำตอบก่อนทำการคัดเลือกเข้าทำการค้นหาเฉพาะที่ 484
ตารางที่ ง.30 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของตัวเลือกทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก ... 485
ตารางที่ ง.31 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงที่ 1 คำนวนมือ 485
ตารางที่ ง.32 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงที่ 1 คำนวนโปรแกรม 486
ตารางที่ ง.33 หลักการยอมรับ (Acceptance Rule) 486
ตารางที่ ง.34 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงที่ 2 คำนวณมือ 486
ตารางที่ ง.35 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงที่ 2 คำนวณโปรแกรม 487
ตารางที่ ง.36 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงที่ 3 487
ตารางที่ ง.37 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ
สตริงที่ 3 487
ตารางที่ ง.39 แสดงค่าสตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะที่จะมารวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น
..... 488
ตารางที่ ง.40 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงและ Crowding Distance หลังการทำค้นหาเฉพาะที่ . 489
ตารางที่ ง.41 แสดงผลการเรียงค่าตามค่าความแข็งแรงจากน้อยไปหามาก 489
ตารางที่ ง.42 สตริงคำตอบที่ได้รับการคัดเลือกหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ 490
ตารางที่ ง.42 การรวมสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดวิธี M-NSGA II 490
ตารางที่ ง.43 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน 491
ตารางที่ ง.44 เรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และเรียงค่าจากมากไปน้อย
ของค่า Crowding Distance คำนวนมือ 492

หน้า

ตารางที่ ง.45 เรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และเรียงค่าจากมากไปน้อย
ของค่า Crowding Distance คำนวนโปรแกรม 493
ตารางที่ ง.46 แสดงสตริงคำตอบรุ่นลูกที่จะไปเป็นสตริงเริ่มต้นในขั้นตอนที่ 6.5.7 493

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญภาพ

หน้า

รูปที่ 1.1 การผลิตแบบทันเวลาพอดีบนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยู.....4
รูปที่ 3.1 การค้นหาพื้นที่คำตอบในปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดหลายวัตถุประสงค์ 27
รูปที่ 3.2 วิธีการจัดลำดับของ Goldberg.....37
รูปที่ 3.3 วิธีการจัดลำดับของ Fonseca และ Fleming (1993).....39
รูปที่ 3.4 วิธีการจัดอันดับแบบ Automatic Accumulated Ranking Strategy.....40
รูปที่ 3.5 วิธีการจัดอันดับแบบ Strength of Dominators.....43
รูปที่ 3.6 Niched Fitness Sharing Technique.....46
รูปที่ 3.7 Crowding Distance.....47
รูปที่ 3.8 Adaptive Density Estimation.....48
รูปที่ 3.9 ขั้นตอนการทำงานของ Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA).....52
รูปที่ 3.10 ขั้นตอนการทำงานของ Non-dominated sorting Genetic Algorithm II (NSGA II)..55
รูปที่ 3.11 ขั้นตอนการทำงานของ Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA 2).....58
รูปที่ 3.12 ขั้นตอนการทำงานของ Rank Density Genetic Algorithm (RDGA).....61
รูปที่ 4.1 แสดงไดอะแกรมสายงานประกอบ.....67
รูปที่ 4.2 แสดงลักษณะสายการประกอบแบบเส้นตรง (Straight line).....67
รูปที่ 4.3 ลักษณะสายการประกอบแบบตัวยู (U-shaped หรือ U-line).....67
รูปที่ 4.4 การแยกสายการประกอบตามจำนวนชนิดของสินค้าที่ทำการผลิต.....69
รูปที่ 5.1 โครงสร้างพื้นฐานของ MAs และ Gas 87
รูปที่ 5.2 หลักการแลกเปลี่ยนก่อนและหลังของวิธี 2-Opt 90
รูปที่ 5.3 หลักการแลกเปลี่ยนก่อนและหลังของวิธี 3-Opt 91
รูปที่ 5.4 หลักการแลกเปลี่ยนก่อนและหลังของวิธี Or-Opt 92
รูปที่ 5.5 หลักการแลกเปลี่ยนก่อนและหลังของวิธี Double-bridge.....93
รูปที่ 5.6 การยอมรับในกรณีที่คำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ดีกว่าใน $f_1(x)$ 94
รูปที่ 5.7 การยอมรับในกรณีที่คำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ดีกว่าใน $f_2(x)$ 95
รูปที่ 5.8 การยอมรับในกรณีที่คำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ดีกว่าใน $f_1(x)$ และ $f_2(x)$ 95
รูปที่ 5.9 การยอมรับในกรณีที่คำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ให้ค่าที่ไม่สามารถเปรียบเทียบได้ว่าคำตอบใดดีกว่ากัน.....96
รูปที่ 5.10 โครงสร้างเมมเมติกอัลกอริทึมที่ใช้งานวิจัย.....103
รูปที่ 5.11 ลักษณะการไหลของผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบตัวยู.....110

หน้า

รูปที่ 5.12 แสดงภาระงานที่เข้ามาในแต่ละสถานีงานตามลำดับ 114
รูปที่ 5.13 วิธีการเก็บค่าที่ดีที่สุดของอัลกอริทึม NSGAII และ M-NSGAII 128
รูปที่ 5.14 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg 136
รูปที่ 5.15 วงล้อรูเล็ตของปัญหา 139
รูปที่ 5.16 วิธี Reciprocal Exchange Mutation 143
รูปที่ 5.17 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg 145
รูปที่ 5.18 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg 150
รูปที่ 5.19 วงล้อรูเล็ตของปัญหา 153
รูปที่ 5.20 การทำการค้นหาเฉพาะก่อนทำการคัดเลือกวิธี 2-Opt 154
รูปที่ 5.21 วงล้อรูเล็ตของปัญหาก่อนเข้าสู่ Mating pool 160
รูปที่ 5.22 วิธี Reciprocal Exchange Mutation 164
รูปที่ 5.23 วงล้อรูเล็ตของปัญหา 166
รูปที่ 5.24 การทำการค้นหาเฉพาะก่อนทำการคัดเลือกวิธี 2-Opt 167
รูปที่ 5.25 กำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value)..... 173
รูปที่ 6.1 ลักษณะคำตอบที่เกิดขึ้นในหนึ่งรอบของการหาค่าเหมาะสมที่น้อยที่สุด 177
รูปที่ 6.2 โครงสร้างหลักวิธีการบรรจวบ 179
รูปที่ 6.3 ลักษณะเส้นทางในการเลือกคำตอบก่อนและหลังตัดทอนเส้นทางการเดิน 186
รูปที่ 6.4 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg 191
รูปที่ 6.5 การกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงในการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อเก็บไว้ในรอบปัจจุบัน 201
รูปที่ 6.6 แสดงผลคำตอบวิธีการบรรจวบร่วมกับวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA II ($x10^4$) 204
รูปที่ 6.7 แสดงผลคำตอบวิธีการบรรจวบร่วมกับวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ($x10^4$) 205
รูปที่ 6.8 แสดงผลคำตอบวิธีการบรรจวบร่วมกับวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ที่มีการค้นหาเฉพาะที่เพียงตัวเดียว ($x10^4$) 206
รูปที่ 6.9 การเปรียบเทียบคำตอบหลังจากรันวิธีการบรรจวบจำนวน 150 รอบ ทั้ง 3 วิธีการ 207
รูปที่ 6.10 โครงสร้างอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ M-NSGA-II 211
รูปที่ 6.11 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg 219

หน้า

รูปที่ 6.12 การกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงในการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อเก็บไว้ในรอบปัจจุบัน 229
รูปที่ 6.13 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg 231
รูปที่ 6.14 วงล้อรูเล็ตของปัญหาก่อนเข้าสู่ Mating pool 235
รูปที่ 6.15 วิธี Reciprocal Exchange Mutation 239
รูปที่ 6.16 วงล้อรูเล็ตของปัญหา 241
รูปที่ 6.17 การทำการค้นหาเฉพาะก่อนทำการคัดเลือกวิธี 2-Opt 243
รูปที่ 6.18 กำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value)ของสตริงคำตอบรวมกันวิธี M-NSGAII 249
รูปที่ 6.19 Approximate true-Pareto Front จากตัวอย่างที่ได้จากกลุ่มคำตอบทุกวิธีการ 253
รูปที่ 6.20 แสดงระยะทางระหว่างสมาชิกคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกัน (x 10^4) 260
รูปที่ 7.1 ผลการทำ Pilot Run ปัญหาของ KIM 271
รูปที่ 7.2 ผลการทำ Pilot Run ปัญหาของ Arcus 271
รูปที่ 7.3 ผลการทำ Pilot Run ปัญหาของ Set 272
รูปที่ 7.4 ผลการทำ Pilot Run ปัญหาขนาดเล็ก 275
รูปที่ 7.5 ผลการทำ Pilot Run ปัญหาขนาดใหญ่ 275
รูปที่ 7.6 ผลคำนวณด้วยตัววัดสมรรถนะทั้งสามด้านของปัญหาต่างๆ 276
รูปที่ 7.7 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 286
รูปที่ 7.8 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง 286
รูปที่ 7.9 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง 287
รูปที่ 7.10 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 5 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 288
รูปที่ 7.11 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 5 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง 288
รูปที่ 7.12 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 5 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง 289

หน้า

รูปที่ 7.13 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 290
รูปที่ 7.14 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 3 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง 291
รูปที่ 7.15 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 3 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง 291
รูปที่ 7.16 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นในปัญหา Arcus 3 292
รูปที่ 7.17 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Arcus 3 292
รูปที่ 7.18 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 8 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 293
รูปที่ 7.19 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 8 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง 294
รูปที่ 7.20 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 8 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง 294
รูปที่ 7.21 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 10 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 296
รูปที่ 7.22 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 10 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง 296
รูปที่ 7.23 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 10 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง 297
รูปที่ 7.24 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 1 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 298
รูปที่ 7.25 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 1 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง 299
รูปที่ 7.26 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 1 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง 299
รูปที่ 7.27 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 2 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 300

หน้า

รูปที่ 7.28 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 2 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง 301
รูปที่ 7.29 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 2 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง 302
รูปที่ 7.30 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 303
รูปที่ 7.31 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 3 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง 303
รูปที่ 7.32 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 3 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง 304
รูปที่ 7.33 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและหลังการมิวเตชั่น ในปัญหา Set 3 304
รูปที่ 7.34 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Set 3 305
รูปที่ 7.35 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Garment เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 306
รูปที่ 7.36 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและหลังการมิวเตชั่น ในปัญหา Garment 306
รูปที่ 7.37 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 307
รูปที่ 7.38 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ในปัญหา KIM 3 308
รูปที่ 3.39 การวิเคราะห์คู่อันดับ ในปัญหา KIM 3 308
รูปที่ 7.40 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง 309
รูปที่ 7.41 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง 310
รูปที่ 7.42 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 5 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 311
รูปที่ 7.43 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ในปัญหา KIM 5 311
รูปที่ 7.44 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา KIM 5 312

หน้า

รูปที่ 7.45 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบตอบสนอง 313
รูปที่ 7.46 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของ เมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Arcus 3 313
รูปที่ 7.47 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Arcus 3 313
รูปที่ 7.48 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 8 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบตอบสนอง 314
รูปที่ 7.49 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของ เมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา Arcus 8 315
รูปที่ 7.50 การวิเคราะห์คู่อันดับ ในปัญหา Arcus 8 315
รูปที่ 7.51 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 8 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง 317
รูปที่ 7.52 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ในปัญหา Arcus 8 317
รูปที่ 7.53 การวิเคราะห์คู่อันดับ ในปัญหา Arcus 8 ในปัญหา Arcus 8 318
รูปที่ 7.54 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 10 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 319
รูปที่ 7.55 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของ เมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Arcus 10 319
รูปที่ 7.56 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Arcus 10 320
รูปที่ 7.57 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 1 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 321
รูปที่ 7.58 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของ เมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Set 1 321
รูปที่ 7.59 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Set 1 322
รูปที่ 7.60 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 2 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 323
รูปที่ 7.61 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของ เมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Set 2 323
รูปที่ 7.62 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Set 2 324

หน้า

รูปที่ 7.63 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 325
รูปที่ 7.64 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของ 325
เมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Set 3 325
รูปที่ 7.65 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Set 3 326
รูปที่ 7.66 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Garment เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง 327
รูปที่ 7.67 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของ 327
เมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Garment 327
รูปที่ 7.68 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Garment 328
รูปที่ 8.1 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา KIM 3 (x 10^4) 337
รูปที่ 8.2 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจบ ของปัญหา KIM 3 (x 10^4) 338
รูปที่ 8.3 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา KIM 3 (x 10^4) 339
รูปที่ 8.4 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา KIM 3 (x 10^4) 340
รูปที่ 8.5 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา KIM 3 340
รูปที่ 8.6 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา KIM 3 (x 10^4) 341
รูปที่ 8.7 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละอัลกอริทึม ของปัญหา KIM 3 342
รูปที่ 8.8 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา KIM 5 (x 10^4) 343
รูปที่ 8.9 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจบ ของปัญหา KIM 5 (x 10^4) 344
รูปที่ 8.10 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา KIM 5 (x 10^4) 345
รูปที่ 8.11 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา KIM 5 (x 10^4) 346
รูปที่ 8.12 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา KIM 5 346
รูปที่ 8.13 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา KIM 5 347
รูปที่ 8.14 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา KIM 5 348
รูปที่ 8.15 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Arcus 3 (x 10^4) 349

หน้า

รูปที่ 8.16 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ ของปัญหา Arcus 3 (x 10^4) 350
รูปที่ 8.17 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 3 (x 10^4) 351
รูปที่ 8.18 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 3 (x 10^4) 352
รูปที่ 8.19 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการ ในปัญหา Arcus 3 352
รูปที่ 8.20 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Arcus 3 353
รูปที่ 8.21 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา Arcus 3 354
รูปที่ 8.22 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Arcus 8 (x 10^4) 355
รูปที่ 8.23 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ ของปัญหา Arcus 8 (x 10^4) 356
รูปที่ 8.24 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 8 (x 10^4) 357
รูปที่ 8.25 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 8 (x 10^4) 358
รูปที่ 8.26 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Arcus 8 358
รูปที่ 8.27 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Arcus 8 359
รูปที่ 8.28 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา Arcus 8 360
รูปที่ 8.29 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Arcus 10 (x 10^5) 361
รูปที่ 8.30 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ ของปัญหา Arcus 10 (x 10^5) 362
รูปที่ 8.31 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 10 (x 10^5) 363
รูปที่ 8.32 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 10 (x 10^5) 364
รูปที่ 8.33 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการ ในปัญหา Arcus 10 364
รูปที่ 8.34 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Arcus 10 (x 10^5) 365
รูปที่ 8.35 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา Arcus 10 366
รูปที่ 8.36 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Set 1 (x 10^4) 367
รูปที่ 8.37 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ ของปัญหา Set 1 (x 10^4) 368

หน้า

รูปที่ 8.38 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 1 ($x 10^4$) 369
รูปที่ 8.39 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 1 ($x 10^4$) 370
รูปที่ 8.40 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Set 1 370
รูปที่ 8.41 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Set 1 371
รูปที่ 8.42 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละอัลกอริทึม ของปัญหา Set 1 372
รูปที่ 8.43 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Set 2 ($x 10^4$) 373
รูปที่ 8.44 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ ของปัญหา Set 2 ($x 10^4$) 374
รูปที่ 8.45 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 2 ($x 10^4$) 375
รูปที่ 8.46 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 2 ($x 10^4$) 376
รูปที่ 8.47 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Set 2 376
รูปที่ 8.48 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Set 2 377
รูปที่ 8.49 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละอัลกอริทึม ของปัญหา Set 2 378
รูปที่ 8.50 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Set 3 ($x 10^4$) 379
รูปที่ 8.51 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ ของปัญหา Set 3 ($x 10^4$) 380
รูปที่ 8.52 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 3 ($x 10^4$) 381
รูปที่ 8.53 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 3 ($x 10^4$) 382
รูปที่ 8.54 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Set 3 382
รูปที่ 8.55 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Set 3 383
รูปที่ 8.56 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา Set 3 384
รูปที่ 8.57 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Garment ($x 10^4$) 385
รูปที่ 8.58 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ ของปัญหา Garment ($x 10^4$) 386
รูปที่ 8.59 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Garment ($x 10^4$) 387

หน้า

รูปที่ 8.60 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Garment (x 10^4) 388
รูปที่ 8.61 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Garment 388
รูปที่ 8.62 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Garment 389
รูปที่ 8.63 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา Garment 390
รูปที่ ง.1 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg 457
รูปที่ ง.2 การกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงในการคัดเลือก 470
รูปที่ ง.3 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg 473
รูปที่ ง.4 วงล้อรูเล็ตของปัญหาก่อนเข้าสู่ Mating pool 477
รูปที่ ง.5 วิธี Reciprocal Exchange Mutation 481
รูปที่ ง.6 วงล้อรูเล็ตของปัญหา 483
รูปที่ ง.7 การทำการค้นหาเฉพาะก่อนทำการคัดเลือกวิธี 2-Opt 485
รูปที่ ง.8 กำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) 492

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 1

บทนำ

ในปัจจุบันการแข่งขันทางด้านอุตสาหกรรมการผลิตได้มีการแข่งขันกันสูงขึ้น ทำให้อุตสาหกรรมการผลิตต้องมีการปรับเปลี่ยนกลยุทธ์ในการบริหารงานอยู่ตลอดเวลา ประกอบกับการตอบสนองต่อความต้องการของลูกค้าที่มีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา เช่นในระบบอุตสาหกรรมการผลิตเสื้อสำเร็จรูป มีระบบการผลิตที่รองรับความต้องการลูกค้าและต้องสามารถจัดส่งให้ได้ตามกำหนด ตามจำนวนที่ต้องการ โดยต้องได้กำไรมากที่สุดด้วย เพราะฉะนั้นระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี (Just in time) จึงได้ถูกนำมาใช้ในอุตสาหกรรมการผลิตมากขึ้น เพราะแนวคิดของระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดีคือ ผลิตชนิดของสินค้าที่จำเป็น ในปริมาณที่จำเป็น เมื่อถึงเวลาจำเป็น ถ้าสภาพ “ทันเวลาพอดี” ได้รับการปฏิบัติอย่างทั่วถึงในอุตสาหกรรมแล้ว วัสดุคงเหลือต่างๆที่ไม่จำเป็นจะถูกขจัดไปอย่างสิ้นเชิง และทำให้ไม่ต้องมีสโตร์เก็บของอีกต่อไป ค่าใช้จ่ายในการเก็บรักษาวัสดุคงเหลือก็น้อยลง นอกจากนี้ยังสามารถลดของเสีย ลดความไม่มีประสิทธิภาพและเวลาที่สูญไปในกระบวนการผลิต เมื่อพัฒนากระบวนการผลิตและคุณภาพของสินค้าและบริการอย่างต่อเนื่อง ส่งผลให้มีกำไรสูงขึ้นตามเป้าหมาย และในแนวคิดของระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี ยังได้สอดคล้องกับลักษณะสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม (Mixed Model Assembly Line) ซึ่งมีความสำคัญโดยผลิตสินค้าต่างรุ่นพร้อมกันได้ในสายการผลิตเดียวกัน ซึ่งจะตอบสนองความต้องการของลูกค้าที่เปลี่ยนแปลงในช่วงระยะเวลาหนึ่ง แต่อย่างไรก็ตามการนำเอาระบบผลิตแบบทันเวลาพอดีเข้ามาใช้เพียงอย่างเดียวนั้นไม่สามารถจะช่วยให้เกิดระบบการผลิตที่ดีได้ หากแต่ต้องมีการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบที่ดีด้วย ซึ่งเป็นสิ่งที่ผู้ดำเนินธุรกิจจะต้องทำการตัดสินใจ และปัจจุบันระบบการผลิตที่มีลักษณะสายการประกอบเส้นตรง (Straight line) เป็นระบบที่ได้รับความนิยมใช้กันมากในอุตสาหกรรม ซึ่งสายการประกอบเส้นตรงจะมีทิศทางการไหลของงานในลักษณะไปข้างหน้า (Forward) วัตถุดิบจะไหลไปตามสถานีงาน (Station) เพื่อทำการประกอบหรือผลิตในแต่ละสถานีงาน โดยขบวนการผลิตจะไม่มีทิศทางการไหลของงานย้อนกลับมาทำในสถานีงานก่อนหน้า และไม่นานมานี้ได้มีแนวคิดใหม่ที่ปรับปรุงลักษณะสายการประกอบขึ้นเพื่อรองรับกับการผลิตแบบผลิตภัณฑ์ผสมในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี (Just in time) มากยิ่งขึ้น นั้นก็คือแนวคิดของระบบการผลิตที่มีลักษณะสายการประกอบตัวยู (U-line หรือ U-shaped) มีทิศทางการไหลของงานในลักษณะเช่นเดียวกันกับสายการประกอบเส้นตรง แต่แตกต่างกันตรงบางสถานีงานสามารถมีการทำงานข้างหน้า (Front) สายการประกอบอย่างเดียว หรือทั้งทำงานข้างหน้า (Front) และทำงานข้างหลัง (Back) บนสาย

การประกอบ ทำให้จำนวนสถานีงานในการทำงานมีจำนวนลดลง ส่งผลให้เกิดเวลาสูญเปล่าในการทำงานแต่ละสถานีงานน้อยกว่าอีกด้วย

ปัจจุบันปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เข้ามามีบทบาทอย่างมากในการแก้ปัญหาที่ยุ่งยากซับซ้อนต่าง ๆ ในโรงงานอุตสาหกรรม ซึ่งการศึกษาที่ผ่านมาพบว่า วิธีการบรรจวบ (Combinatorial Optimization with Coincidence: COIN) และวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม (Combinatorial Optimization with Coincidence plus Memetic Algorithm: COIN plus M-NSGA II) เป็นวิธีการของ AI อีกวิธีหนึ่ง ซึ่งสามารถนำมาใช้กับปัญหาในโรงงานที่เป็นปัญหาการหาคำตอบที่ดีที่สุด เช่น เวลาในการปรับตั้งเครื่องที่น้อยที่สุด การจัดลำดับผลิตภัณฑ์ ฯลฯ ได้เป็นอย่างดี โดยวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม เป็นฮิวริสติกที่ใช้ค้นหาคำตอบของปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดได้มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีการบรรจวบ โดยที่วิธีการบรรจวบมีพื้นฐานการหาคำตอบมาจากกระบวนการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นในจากการสุ่มเลือกคำตอบที่ดี และไม่ดี (Updating the generator) นอกจากนี้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมยังเป็นการประยุกต์วิธีการบรรจวบเพื่อใช้ร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม เพื่อให้มีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบดีขึ้นอีกด้วย

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

โดยทั่วไปวิธีการที่ใช้ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบส่วนมากมักเป็นวิธีการแก้ปัญหาในระบบการผลิตที่มีลักษณะสายการประกอบเส้นตรง ซึ่งไม่สอดคล้องกับการผลิตแบบทันเวลาพอดีในด้าน การจัดรูปแบบเซลล์การทำงาน (Work cell) แต่เมื่อไม่นานนี้ได้มีการศึกษาและพัฒนาระบบการผลิตที่มีลักษณะเป็นสายการประกอบตัวยู ซึ่งสอดคล้องกับการผลิตแบบทันเวลาพอดีในด้าน การจัดรูปแบบเซลล์การทำงาน และมีประสิทธิภาพมากกว่าสายการประกอบแบบเส้นตรง รวมทั้งการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบตัวยูมักเป็นวิธีการแก้ปัญหาที่ตอบสนองวัตถุประสงค์อย่างใดอย่างหนึ่งเพียงวัตถุประสงค์เดียวเท่านั้น แต่ในความเป็นจริงแล้วการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบในโรงงานอุตสาหกรรม จำเป็นต้องพิจารณาองค์ประกอบและวัตถุประสงค์อื่น ๆ ประกอบด้วยกัน เพื่อที่จะทำให้แก้ปัญหาของระบบงานที่มีลักษณะเป็นจริงมากขึ้น แต่สิ่งที่ตามมาในการแก้ไขปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ในปัญหาดังกล่าวนั้น มีความยุ่งยากและมีความซับซ้อนของปัญหา เนื่องจากปัญหาดังกล่าวเป็นปัญหา NP-Hard แบบ Combinatorial Optimization (Boh,1996) หมายถึงปัญหาที่ใช้เวลาในการหาคำตอบที่ยาวนานและเวลาในการหาคำตอบจะเพิ่มมากขึ้นในลักษณะแบบเอ็กโปเนเชียลเมื่อขนาดของปัญหาเพิ่มขึ้น ดังนั้นจึงมีการพัฒนาวิธีการแก้ปัญหา

ดังกล่าวขึ้นมา เช่น Kim (2002) ได้นำเสนอวิธีการ Co-evolutionary Algorithm (CoA) เพื่อแก้ปัญหาโดยมีวัตถุประสงค์คือการหาค่าที่ต่ำที่สุดในการทำงานที่ใช้ประโยชน์ได้ (Minimizing Utility Work) ต่อมา Kim (2004) ได้นำเสนอวิธีการ CoA เพื่อแก้ปัญหา แต่ได้เปลี่ยนวัตถุประสงค์จากเดิมเป็นการหาค่าต่ำที่สุดของความผันแปรของภาระงาน (Minimize Absolute Deviation of Workloads) หลังจากนั้น Kim (2006) ได้พัฒนาวิธีการ Endosymbiotic Evolutionary Algorithm (EEA) มาแก้ไขปัญหาและวัตถุประสงค์เดียวกันกับ Kim (2004) และยังแสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพของวิธีการ EEA เหนือกว่าวิธีการ CoA ต่อมา Kara (2007) ได้นำเสนอวิธีการ Simulated Annealing (SA) แก้ไขปัญหาโดยพิจารณา สามวัตถุประสงค์พร้อมกัน หลังจากนั้น Kara (2008) ได้นำเสนอวิธีการ SA เพื่อแก้ปัญหาและวัตถุประสงค์เดียวกันกับ Kim (2004) โดยแสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพของวิธีการ SA เหนือกว่าวิธีการ EEA

จะเห็นได้ว่าในงานวิจัยที่ผ่านมาส่วนใหญ่มุ่งสนใจที่จะที่จะพัฒนาวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการค้นหาลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบตัวยูที่ดีที่สุดภายใต้การผลิตแบบระบบทันเวลาพอดี และมักเป็นวิธีการแก้ปัญหาที่ตอบสนองวัตถุประสงค์อย่างใดอย่างหนึ่งเพียงวัตถุประสงค์เดียวเท่านั้น ซึ่งส่วนใหญ่วิธีการเหล่านี้ถึงแม้จะให้คำตอบที่ดี แต่ก็ต้องใช้เวลาในการคำนวณสูง ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีแนวคิดที่จะประยุกต์วิธีการบรรจวบ และพัฒนาวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ใช้ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่มีหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์แบบตัวยูผสมภายใต้การผลิตแบบทันเวลาพอดีที่สามารถให้คุณภาพคำตอบที่ดีและไม่เสียเวลาในการคำนวณมาก พร้อมทั้งเปรียบเทียบกับวิธีการที่มีประสิทธิภาพและเป็นที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย คือ เจนเนติกอัลกอริทึม (NSGA II) และเมมเมติกอัลกอริทึม (M-NSGA II)

(1) แนวคิดในการพัฒนาวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมที่นำเสนอใหม่

เนื่องจากวิธีการบรรจวบ เป็นวิธีการที่ใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ที่มีประสิทธิภาพในด้านการค้นหาคำตอบที่ดี และไม่เสียเวลาในการคำนวณมากอย่างวิธีอื่นๆ และเป็นสิ่งที่น่าสนใจอย่างยิ่ง ถ้าวิธีการบรรจวบจะนำมาประยุกต์ร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมและใช้ชื่อเรียกใหม่ว่าวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม

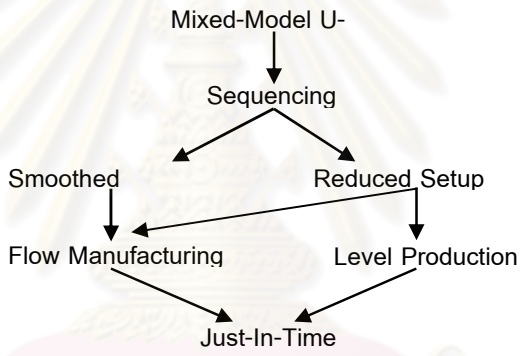
(2) คำถามเบื้องต้นที่ใช้เป็นแนวคิดในการนำเสนอ COIN plus Local Search ใหม่ คือ

- การประยุกต์ใช้การค้นหาเฉพาะที่เข้าไปใน NSGA II ที่เรียกว่า M-NSGA II ทำให้คุณภาพคำตอบดีกว่าเดิมหรือไม่ และใช้วิธีการค้นหาเฉพาะที่วิธีใดที่ทำให้คุณภาพคำตอบดีที่สุด

- วิธีการบรรจวบทำให้คุณภาพคำตอบมีประสิทธิภาพดีกว่า NSGA II และ M-NSGA II หรือไม่ และถ้าไม่ดีกว่าจะมีการพัฒนาวิธีการบรรจวบอย่างไร

- วิธีการบรรจวบที่ถูกพัฒนาขึ้นมาใหม่นี้ทำให้คุณภาพคำตอบมีประสิทธิภาพดีกว่า วิธีการบรรจวบเดิม NSGA II และ M-NSGA II หรือไม่

ดังนั้นจากแนวคิดข้างต้น งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอการประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในการหาคำตอบที่ดีที่สุดสำหรับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์แบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูภายใต้การผลิตแบบทันเวลาพอดีที่มีเวลาปรับตั้งเครื่องขึ้นกับลำดับก่อนหน้า และใช้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของ Kim (2004) ในเรื่องการหาค่าความผันแปรของภาระงานแต่ละสถานีปฏิบัติงานบนสายการประกอบ ส่วนอีกฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ที่เพิ่มเข้ามาคือเวลาในการปรับตั้งเครื่องจักร ซึ่งทั้งสองฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์นี้สอดคล้องกับการตอบสนองของการผลิตแบบทันเวลาพอดีในเรื่อง ภาระงานของสถานีปฏิบัติงานอยู่ในระดับเดียวกัน (Smoothed Workload) และการลดเวลาการเตรียมเครื่องจักร (Reduction of Setup Time) ตามรูปที่ 1.1 นอกจากนี้ยังทำการเปรียบเทียบสมรรถนะของวิธีการนี้กับเมทธาฮิวริสติก (Metaheuristic) ที่ถือได้ว่ามีสมรรถนะสูงอย่าง NSGA II และ M-NSGA II อีกด้วย



รูปที่ 1.1 การผลิตแบบทันเวลาพอดีบนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยู

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อศึกษาผลการนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม เข้ามาประยุกต์ใช้ในการหาคำตอบสำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์แบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูภายใต้การผลิตแบบทันเวลาพอดี

1.3 ขั้นตอนในการวิจัย

ขั้นตอนการวิจัยมีดังนี้

(1) ศึกษาทฤษฎีและสำรวจงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

(2) ศึกษาการใช้โปรแกรม MATLAB

(3) สร้าง Algorithm และเขียนโปรแกรม โดยใช้ MATLAB

(4) ทดสอบและแก้ไขปัญหาของโปรแกรมที่เขียนขึ้นให้มีความถูกต้อง

(5) ประเมินผลการแก้ไขปัญหาโดยโปรแกรมที่เขียนขึ้น

(6) สรุปผลและวิเคราะห์ผล

(7) จัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

ขอบเขตของงานวิจัยมีดังนี้

(1) ทำการศึกษาปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์แบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูภายใต้การผลิตแบบทันเวลาพอดี

(2) การประยุกต์เมมเมติกอัลกอริทึมคือการนำเอาวิธีการบรรจวบมาร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมและขอใช้ชื่อใหม่ว่า วิธีการบรรจวบมาร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ตลอดทั้งเล่มวิทยานิพนธ์ และนำมาประยุกต์ใช้ในการหาคำตอบของการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่เข้าทำการประกอบ ซึ่งมีวัตถุประสงค์ดังนี้

- การหาค่าต่ำที่สุดของเวลาการปรับตั้งเครื่องจักร (Minimize setup time)
- การหาค่าต่ำที่สุดของความผันแปรของภาระงานในระบบการผลิต (Minimize absolute deviation of workload)

และพิจารณาสองฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์นี้ในเวลาเดียวกัน

(3) พัฒนาโปรแกรมสำหรับใช้ในการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่เข้าทำการประกอบในสายการประกอบที่มีลักษณะดังนี้

- เป็นสายการประกอบสำหรับผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยู (Mixed-Model U-Line)
- เป็นสายการประกอบที่มีระบบการผลิตแบบไหลลื่น (Flow Shop)
- สายการประกอบเป็นแบบอนุกรม คือแต่ละสถานีทำงานต่อเนื่องกันตามลำดับ ไม่มีสถานีที่ทำงานขนานกัน

(4) การวัดผลจะนำเอาผลที่ได้จากแบบทดลองที่เขียนขึ้นด้วยคอมพิวเตอร์ โดยการนำเอาวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบหลายวัตถุประสงค์ไปใช้ในการทดลองแก้ปัญหาการทดลอง 4 ปัญหา ตามจำนวนชนิดผลิตภัณฑ์ ดังแสดงในตารางที่ 1.1 แล้วนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับคำตอบที่ได้จาก NSGA II, COIN และ M-NSGA II

(5) การทดสอบความถูกต้องและการประเมินผลของการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม แบบหลายวัตถุประสงค์ จะ

พิจารณาจากตัววัดสมรรถนะกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Performance Measurement) คือตัววัดสมรรถนะในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence Measurement) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread Measurement) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of non-dominated solution)

ตารางที่ 1.1 แสดงรายละเอียดของปัญหาที่ทำการทดลองทั้งหมด

ปัญหาการทดลอง	จำนวนขั้นตอนงาน	จำนวนชนิดผลิตภัณฑ์	จำนวนสถานีงาน	สัดส่วนผลิตภัณฑ์	จำนวนคำตอบที่เป็นไปได้
ปัญหาการทดลองที่ 1					
Kim 3	61	4	6	6 4 2 1	180,180
Kim 5	61	4	12	1 3 4 5	360,360
ปัญหาการทดลองที่ 2					
Arcus 3	111	5	12	1 2 4 5 8	1.048×10^{10}
Arcus 8	111	5	15	1 4 8 3 1	6.13×10^{7}
Arcus 10	111	5	27	5 3 2 1 1	332,640
ปัญหาการทดลองที่ 3					
Set 1	61	15	6	20 20 15 15 10 6 6 1 1 1 1 1 1 1	4.9×10^{84}
Set 2	61	15	6	15 15 10 10 10 10 10 10 4 1 1 1 1 1	1.6×10^{100}
Set 3	61	15	6	7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 6 6 6 6 6	4.561×10^{106}
ปัญหาการทดลองที่ 4					
Garment	36	3	5	10 6 5	1.63x108

*หมายเหตุ ในปัญหาการทดลองที่ 4 จะเป็นปัญหาจริงของอุตสาหกรรมผลิตเสื้อผ้าสำเร็จรูปของบริษัทตัวอย่าง

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

1.5 ลักษณะของปัญหา

ลักษณะของปัญหามีดังนี้

(1) ปัญหาการจัดลำดับการผลิตผลิตภัณฑ์ที่จะเข้าทำการประกอบในสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมและเป็นสายการประกอบแบบตัวยู คือ มีการประกอบผลิตภัณฑ์ตั้งแต่ 2 ชนิดขึ้นไป โดยผลิตภัณฑ์ต่าง ๆ จะเข้าสู่สายงานประกอบปะปนกัน ไม่มีการแบ่งว่าต้องทำการผลิตภัณฑ์ชุดไหนก่อน สำหรับงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองแก้ปัญหา 4 กรณี ที่ทำการผลิตผลิตภัณฑ์ที่มีความต้องการในการผลิต (Demand) แตกต่างกัน และใช้ปัญหาเดียวกันกับ KIM (2004), McMullen (2001a) และ Garment

(2) ข้อมูลเข้า (Input) คือชนิดและจำนวนผลิตภัณฑ์ เวลาการปรับตั้งเครื่องจักรที่ถูกเจเนเรทด้วยการแจกแจงยูนิฟอร์ม U[0,100]

(3) การจัดลำดับผลิตภัณฑ์จะจัดเข้าเป็นกลุ่ม โดยใช้สัดส่วนของผลิตภัณฑ์ที่ทำการผลิต (Minimum Part Set) ซึ่งเป็นการจัดลำดับที่ตอบสนองความต้องการด้านความหลากหลายของรูปแบบผลิตภัณฑ์ที่เหมาะสม เช่น ผลิตผลิตภัณฑ์ชนิด A จำนวน 100 หน่วย ผลิตภัณฑ์ชนิด B จำนวน 80 หน่วย ผลิตภัณฑ์ชนิด C จำนวน 20 หน่วย ดังนั้น MPS คือ 5:4:1 ทำการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ AAAAABBBBC เข้าทำการประกอบบนสายการประกอบ

(4) การจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่เข้าทำการประกอบบนสายการประกอบ เพื่อตอบสนองวัตถุประสงค์สองประการในเวลาเดียวกันคือ เพื่อให้ค่าความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด และเพื่อให้เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด

$$Minimize f_1(x) = \sum_{i=1}^{N} (\sum_{k=2}^{L_i} s_{ik} \times t_{ik}) + t_{i0} \qquad (1.1)$$

$$Minimize f_2(x) = \sum_{j=1}^{J} \sum_{s=1}^{S} \left| \; T_{js} - \overline{T} \; \right| \qquad (1.2)$$

โดยที่กำหนดให้

$f_1(x)$ คือ เวลาในการปรับตั้งเครื่อง

$f_2(x)$ คือ ความผันแปรของภาระงาน

MPS_i คือ Minimum Part Set สำหรับงาน (task) i

MS_i คือ ลำดับแบบงาน (Model sequencing) ของงาน i

s_{ik} คือ 1, ถ้าแบบงาน (Model) ที่ตำแหน่ง k ของ MS_i แตกต่างจากแบบงานที่ตำแหน่ง k-1 ของ MS_i ; 0, ที่อื่น

t_{ik} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานที่ i สำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

t_{i0} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานเริ่มต้นสำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

L_i คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่ง MPS_i

N คือ จำนวนผลรวมของงานทั้งหมด

J คือ จำนวนสถานีงาน (Work station)

S คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่งการผลิต MPS

T_{js} คือ จำนวนของงานที่มอบหมายไปสู่สถานีงาน j รอบ (Cycle) ที่ s

$\overline{T}$ คือ รอบเวลาการผลิต (Cycle time)

n คือ จำนวนของผลิตภัณฑ์ใดผลิตภัณฑ์หนึ่งที่ถูกผลิต

d_i คือ ความต้องการผลิตผลิตภัณฑ์ i เมื่อ $i = 1, 2, \ldots, n$

(5) ทุกสถานีงานมีชั่วโมงเวลาการทำงานในแต่ละวันเท่ากัน

(6) สมมติฐานที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้

1. สายการประกอบที่นำมาจัดลำดับการผลิตผลิตภัณฑ์มีความสมดุล
2. รูปแบบผลิตภัณฑ์มีหลากหลายชนิดซึ่งมีคุณสมบัติคล้ายกันทำการจัดลำดับเพื่อเข้าทำการประกอบจะต้องทำบนสายการประกอบเดียวกันและรู้จำนวนสถานีงาน
3. ลักษณะสายการประกอบเป็นแบบตัวยู
4. การจัดลำดับรูปแบบผลิตภัณฑ์จะพิจารณาจาก Minimum part set (MPS) ของปัญหาในกรณีศึกษางานวิจัย (Y.K. Kim 2004) และกรณีศึกษาในห้องตัวอย่างโรงงานเสื้อเชิ้ตสำเร็จรูป
5. งาน (task) ในสายการประกอบเดียวกันไม่จำเป็นต้องทำทุกรูปแบบผลิตภัณฑ์ (Model) และรู้ว่า งาน (task) ได้ถูกมอบหมาย (assignment) ลงในสถานีงาน (stations) ใดบ้าง
6. ไม่พิจารณาระยะทางการเดินของพนักงานบนสายการประกอบ
7. สถานีงานเป็นรูปแบบปิด และมีรอบเวลาในการปล่อยสินค้าที่คงที่
8. เวลาปรับตั้งเครื่องสำหรับแต่ละการดำเนินงาน จะขึ้นกับลำดับงานที่อยู่ก่อนหน้า (Sequence Dependent Setup Times)
9. เครื่องจักรทุกเครื่องไม่มีการเสียหรือขัดข้อง
10. พนักงาน เครื่องมือ และวัตถุดิบมีความพร้อมใช้งานและมีไม่จำกัด
11. ไม่มีงานเสียหรืองานที่ต้องนำกลับไปซ่อมใหม่เกิดขึ้นจากการทำงาน
12. งานทั้งชิ้นจะต้องถูกทำให้เสร็จก่อนที่จะส่งไปยังเครื่องจักรอื่นได้
13. มีเพียงหนึ่งงานเท่านั้นที่อยู่บนเครื่องจักรได้ ณ เวลาใดเวลาหนึ่ง

14. การดำเนินงานที่ต่อเนื่องกันบนงานเดียวกันไม่สามารถทำซ้ำบนเครื่องจักรเดิมได้
15. ไม่มีการยกเลิกคำสั่งซื้อจากลูกค้า
16. พื้นที่ในแถวคอยของแต่ละสถานีงานมีไม่จำกัด
17. ไม่ยอมให้มีการแทรกงานเกิดขึ้น
18. งานทุกงานมีความพร้อมทำ (Available) ตลอดเวลา

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับมีดังนี้

(1) ลดความยุ่งยากและระยะเวลาในการแก้ปัญหาที่เกี่ยวกับการจัดลำดับการผลิตผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสม ที่มีลักษณะสายการประกอบตัวยู

(2) เป็นแนวทางในการตัดสินใจจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะของสายการประกอบแบบตัวยู (mixed-model U-lines: MMULs) ให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

(3) สามารถนำผลวิจัยไปประยุกต์ใช้กับงานวิจัยที่เกี่ยวข้องได้ในอนาคต

(4) มีการพัฒนาโปรแกรมขึ้นมาสำหรับการแก้ปัญหาการจัดลำดับการผลิตผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะของสายการประกอบแบบตัวยู

1.7 สรุปเนื้อหางานวิจัย

- **บทที่** 2 กล่าวถึงการรวบรวมงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อประยุกต์ใช้หลักการและข้อสรุปบางประการสำหรับเป็นแนวทางในการทำงานวิจัย ซึ่งแบ่งประเภทงานวิจัยที่เกี่ยวข้องออกเป็น 3 ประเภทคืองานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบ งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี
- **บทที่** 3 กล่าวถึงการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ การศึกษาทฤษฎีและเทคทิคต่าง ๆ ที่ใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุด หลักการพื้นฐานของการหาค่าเหมาะสมที่สุด ลักษณะปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ การแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยเมทธาฮิวริสติก

รวมไปถึงการแก้ปัญหาด้วยวิธีการทางวิวัฒนาการหรือเอลโวลูชันนารี่อัลกอริทึมแบบหลายวัตถุประสงค์ ที่จัดว่าเป็นเมทธาฮิวริสติกหนึ่งที่มีความสามารถในการหาคำตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ และการวัดสมรรถนะของกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด

- **บทที่** 4 กล่าวถึงลักษณะการผลิตที่ใช้ในการวิจัย ลักษณะของสายการประกอบ คุณลักษณะของระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี และการจัดลำดับสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ที่มีเวลาปรับตั้งขึ้นกับลำดับก่อน
- **บทที่** 5 กล่าวถึงการประยุกต์ใช้เมมเมติกอัลกอริทึมสำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสู่สายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสม ภายใต้ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดีที่มีฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์คือเวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรและความผันแปรในการผลิต โดยรายละเอียดของเนื้อหาประกอบด้วย ลักษณะของปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ โครงสร้างของเมมเมติกอัลกอริทึม ขั้นตอนและวิธีการของเมมเมติกอัลกอริทึมที่พัฒนามาจาก NSGA II ของปัญหาที่ทำการศึกษาในงานวิจัย ตลอดจนตัวอย่าง ตัวอย่างการประยุกต์ใช้เจนเนติกอัลกอริทึม (NSGA II) และเมมเมติกอัลกอริทึม (M-NSGA II) ในการแก้ปัญหาดังกล่าว
- **บทที่** 6 กล่าวถึงวิธีการแบบใหม่ที่เรียกว่าอัลกอริทึมการบรรจวบ(Combinatorial Optimization with Coincidence: COIN) การประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบสำหรับปัญกาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่มีหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี โครงสร้างวิธีการบรรจวบสำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม หลักการวิธีอัลกอริทึมการบรรจวบ แนวคิดวิธีการอัลกอริทึมการบรรจวบ ขั้นตอนและวิธีการของวิธีการบรรจวบ ลักษณะการตัดทอนคำตอบ ตัวอย่างการแสดงการคำนวณของวิธีการบรรจวบ การพัฒนาวิธีการบรรจวบหลักการและแนวความคิดการพัฒนาอัลกอริทึมการบรรจวบ วิธีการบรรจวบรวมกับเมมเมติกแบบ M-NSGA II โครงสร้างของอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ M-NSGA-II สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู และการประมาณกลุ่มคำตอบที่แท้จริง
- **บทที่** 7 การทดสอบสอบพารามิเตอร์เพื่อหาพารามิเตอร์ที่มีผลต่อประสิทธิภาพในการหาคำตอบของวิธี เมมเมติกอัลกอริทึม วิธีการบรรจวบ และ อัลกอริทึมการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II กล่าวถึงการทดลองตามหลักการของ Experiment Design แล้วทำการวิเคราะห์ผลโดยใช้การวิเคราะห์ ANOVA และหาว่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมควรมีค่าเท่าใด เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพ

ของเมมเมติกอัลกอริทึม อัลกอริทึมการบรรจวบ อัลกอริทึมการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทีมแบบ M-NSGA-II นำมาใช้เป็นแนวทางในการแก้ปัญหา และสรุปผลการวิเคราะห์พารามิเตอร์

- **บทที่** 8 นำพารามิเตอร์ที่เหมาะสมมาทั้ง 4 วิธีการมาทำการเปรียบเทียบคำตอบแบ่งตามขนาดปัญหา เพื่อหาวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการหาคำตอบในแต่ละขนาดปัญหาย่อย
- **บทที่** 9 สรุปและข้อเสนอแนะ กล่าวถึงงานวิจัยทั้งหมดโดยสรุป พร้อมทั้งข้อเสนอแนะ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 2

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เนื่องจากงานวิจัยฉบับนี้เป็นการประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์แบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูภายใต้การผลิตแบบทันเวลาพอดี ดังนั้นในบทที่ 2 นี้จะกล่าวถึงการรวบรวมงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อประยุกต์ใช้หลักการและข้อสรุปบางประการสำหรับเป็นแนวทางในการทำงานวิจัย ซึ่งแบ่งประเภทงานวิจัยที่เกี่ยวข้องออกเป็น 3 ประเภทคือ

1. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบ
2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี
3. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี

2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบ

- Bard และคณะ (1992) เสนองานวิจัยเกี่ยวกับหลักการในการวิเคราะห์เพื่อการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม ซึ่งต้องมีการพิจารณาถึงสิ่งที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ ตารางการทำงานของพนักงาน ผลิตภัณฑ์มีหลายชนิดปะปนกัน ขอบเขตของสถานีงานเป็นแบบสถานีงานเปิดหรือปิด และหลักในการเริ่มทำการผลิตมีการกำหนดเวลาการทำงานหรือการทำงานอย่างต่อเนื่อง นอกจากนี้ยังขึ้นกับวัตถุประสงค์การจัดลำดับที่ต้องการ คือต้องการให้สายการประกอบสั้นที่สุด หรือเวลาที่ใช้ในการประกอบน้อยที่สุด โดยในการจัดลำดับผลิตภัณฑ์จะเข้าตามสัดส่วนผลิตภัณฑ์ที่กำหนด (Minimum Part Set: MPS) ซึ่งเป็นการจัดที่เหมาะสมกับการผลิตโดยเฉพาะในการผลิตแบบหยืดหยุ่น (Flexible Manufacturing) ง่ายต่อการคำนวณ ทำให้ได้รับคำตอบที่ดีที่สุด (Optimal Solution) ที่เป็นจริงได้ และทำให้ได้ผลดีกว่าการจัดแบบสลับผลิตภัณฑ์ทั้งหมด

- Kim และคณะ (1996) เสนอการจัดลำดับการผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม ที่มีสถานีงานแบบไฮบริด คือมีสถานีงานเปิดและสถานีงานปิดปะปนกัน และจัดลำดับผลิตภัณฑ์มีผลต่อเวลาในการปรับตั้งเครื่อง และทำการประยุกต์เจนเนติกอัลกอริทึมในการแก้ปัญหาและนำเสนอวิธีการครอสโอเวอร์แบบใหม่ นั้นคือ Immediate Successor Relative Crossover (ISRX) และมีการดัดแปลงวิธีการครอสโอเวอร์แบบต่างๆ เพื่อให้เหมาะสมกับลักษณะของสตริงที่สร้างขึ้น โดยมีการสร้างสตริงเป็นตัวเลขชนิดของผลิตภัณฑ์ วิธีการครอสโอเวอร์ที่ใช้ในงานวิจัยได้แก่ Modified Edge Recombination (modER), Modified Order Crossover (modOX), Modified Partially Mapped Crossover (modPMX) และ Modified Cycle Crossover (modCX) สำหรับวิธีการมิวเทชั่นมีการใช้ทั้งหมด 5 วิธี คือ Reciprocal Exchange, Insertion, Inversion,Displacement และ Slice Mutation จากการทดลองพบว่าการใช้วิธี ISRX ทำให้ได้คำตอบที่ดีเมื่อใช้ร่วมกับ Inversion Mutation สำหรับปัญหาขนาดเล็ก และ Insertion Mutation สำหรับปัญหาขนาดใหญ่ จากนั้นนำคำตอบที่ได้จาแจนเนติกอัลกอริทึมเปรียบเทียบกับวิธี Adjacent Pairwise Interchange และBranch and Bound ผลการวิจัยพบว่า วิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมสามารถลดเวลาในการหาคำตอบโดยได้คำตอบที่ใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุด (Optimal Solution)

- Leu และคณะ (1996) ได้นำเอาวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมมาใช้ในการหาคำตอบในการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดเวลาการเกิดคอขวดในสายการผลิต ป้องกันไม่ให้เกิดการหยุดของสายการผลิต และไม่มีการสะสมของสินค้าคงคลังมากเกินจำเป็น จากนั้นนำคำตอบที่ได้จากวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมเปรียบเทียบกับผลวิธี Toyotams Goal Chasing Algorithm โดยเปรียบเทียบกับค่า Variability in Parts Consumption (VPC) ผลการเปรียบเทียบแสดงให้เห็นว่าวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมให้ผลที่ดีกว่าโดยเฉพาะในปัญหาโจทก์ขนาดเล็ก

- Hyun และคณะ (1998) มีการนำเอาวิธีการทางเจนเนติกอัลกอริทึมประยุกต์ใช้แก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม โดยมีวัตถุประสงค์ คือการหาค่าต่ำที่สุดในการทำงานที่ใช้ประโยชน์ได้ (Minimizing total utility work) การรักษาระดับคงที่ในการใช้ชิ้นส่วนประกอบ (Keeping a constant rate of part usage) โดยมีการนำเสนอวิธีการหาเวตคำตอบที่มีความหลากหลาย จึงได้พิจารณาลักษณะคำตอบเป็นกลุ่ม (Pareto-Optimality) เรียกว่า Pareto Stratum-

Niche Cubicle (PS-NC) วิธีการคัดเลือกสตริงจะมีการสร้าง Niche Cubicle ในแต่ละเจนเนเรชั่น หากคำตอบอยู่ในบริเวณ Niche Cubicle มีความหนาแน่นน้อย จะมีโอกาสในการถูกเลือกเข้าสู่กระบวนการ GAs ต่อไปสำหรับการครอสโอเวอร์ที่ใช้ คือวิธี Immediate Successor Relative Crossover (ISRX) และการมิวเทชั่นแบบ Inversion (INV) เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการหาคำตอบกับเจนเนติกอัลกอริทึมแบบหลายวัตถุประสงค์ 3 วิธี คือ Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA), Pareto Genetic Algorithm (PGA) และ Niched Pareto Genetic Algorithm (NPGA) พบว่าวิธี PS-NC ให้ผลที่ดีกว่าอัลกอริทึมอื่นๆ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีปัญหาขนาดใหญ่ หรือมีความผันแปรของการปรับตั้งเครื่องจักร

- วันวิสาห์ นิ่มมะโน (2544) เสนอการประยุกต์ใช้ฟัซซี่เจนเนติกอัลกอริทึมในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีเวลาการทำงานแบบฟัซซี่ เพื่อทำให้ได้ลำดับผลิตภัณฑ์ที่ใช้เวลาในการประกอบเสร็จน้อยที่สุด โดยวัดในรูปของค่าค่าความพึงพอใจของผู้จัดลำดับผลิตภัณฑ์ และเปรียบเทียบผลคำตอบกับวิธีฮิวริสติกของ CDS ผลการเปรียบเทียบสามารถแสดงให้เห็นว่าฟัซซี่เจนเนติกอัลกอริทึมเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพในการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีเวลาการทำงานแบบฟัซซี่ โดยสามารถให้คำตอบที่ดีภายในระยะเวลาที่กำหนด

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี

- Miltenburg และ Sinnamon (1989) กล่าวถึงการจัดตารางการผลิตโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อคงอัตราการใช้ชิ้นส่วนในแต่ละระดับของสายการประกอบให้มีความแปรปรวนเกิดขึ้นให้น้อยที่สุด ซึ่งมีข้อตกลงเบื้องต้นว่า แต่ละผลิตภัณฑ์มีความต้องการจำนวนของส่วนประกอบย่อยในจำนวนเท่าๆ กันและประกอบไปด้วยการผสมส่วนประกอบย่อยที่เหมือนๆ กัน จากนั้นได้สร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์แล้วพัฒนาวิธีการที่ใช้ในการจัดตารางการผลิตขึ้น 3 วิธี โดยแต่ละวิธีเป็นการพัฒนาเพื่อให้ได้คำตอบที่ดียิ่งขึ้นและเป็นวิธีที่มีความแข็งแรงเมื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์กับปัญหาที่มีขนาดใหญ่ เนื่องจากจะช่วยลดเวลาในการคำนวณ ซึ่งในวิธีการที่ 3 ยังได้มีการคิดค้นวิธีฮิวริสติกขึ้น 2 แบบด้วยกัน เพื่อใช้ในการปรับปรุงคำตอบที่ได้จากวิธีการขั้นดังกล่าว จากการนำเอาวิธีฮิวริ

สติกแบบที่ 1 ไปใช้ในการปรับปรุงคำตอบที่ได้ในขั้นต้น พบว่าเป็นวิธีที่ไม่ได้พิจารณาถึงผลกระทบที่จะเกิดกับระดับของการประกอบถัดไป จึงทำให้เกิดผลของค่าความแปรปรวนของอัตราการใช้ชิ้นส่วนที่มากว่าวิธีฮิวริสติกแบบที่ 2 อย่างไรก็ตามงานวิจัยนี้ยังได้มีการนำเสนอถึงรูปแบบของการวิเคราะห์ปัญหาการจัดตารางการผลิตในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี ในกรณีที่ผลิตภัณฑ์แต่ละชนิดไม่ได้มีความต้องการส่วนประกอบย่อยที่เหมือนกันหรือในปริมาณที่เท่ากันกับผลิตภัณฑ์ตัวอื่นๆ ซึ่งจะทำให้จำเป็นที่จะต้องพิจารณาในส่วนของอัตราความต้องการของชิ้นส่วนประกอบย่อยเพิ่มเติมเข้าไปจากในตอนต้นที่พิจารณาเฉพาะอัตราความต้องการของผลิตภัณฑ์เท่านั้น

- Inman and Bulfin (1991) พบว่าการจัดตารางการผลิตของสายการประกอบภายใต้ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดีนั้น เมื่อนำเอากฎการส่งมอบแบบ EDD มาใช้ในการจัดตารางจะให้ผลของการจัดตารางที่ดีเทียบเท่ากับการใช้แนวทางของ Miltenburg คือการใช้วิธีการที่ 3 ซึ่งจะถูกปรับปรุงคำตอบโดยฮิวริสติกแบบที่ 2 ซึ่งพบว่าการใช้กฎ EDD ในการจัดตารางการผลิต จะช่วยลดเวลาในการจัดตารางลงได้ประมาณ 200 เท่าของเวลาที่ใช้ตามแนวทางของ Miltenburg โดยการศึกษานี้ใช้ดัชนีในการวัดประสิทธิภาพของระบบ คือ การลดความแปรปรวนของเวลาในการเสร็จสิ้นงานและเวลาในการส่งมอบ ซึ่งในกรณีที่ผลิตภัณฑ์มีเวลาในการส่งมอบที่เท่ากัน ได้มีการเสนอให้จัดตารางให้แก่งานที่มีปริมาณความต้องการที่มากกว่าเป็นอันดับแรก ซึ่งทำให้สามารถบรรลุวัตถุประสงค์ของ Miltenburg ที่ว่าต้องการลดความแปรปรวนระหว่างปริมาณการผลิตและปริมาณความต้องการได้เช่นเดียวกัน

- Inman และ Bulfin (1992) ได้ขยายเรื่องการใช้ชิ้นส่วนในการประกอบผลิตภัณฑ์ในสายการประกอบสุดท้าย และพัฒนาฮิวริสติกในการจัดตารางการผลิต คือ Quick and Dirty Heuristic โดยมีฟังก์ชันเป้าหมายคือ การหาค่าที่ต่ำที่สุดของความผันแปรระหว่างกำหนดส่งมอบในอุดมคติและเวลาเสร็จสิ้นงาน ผลลัพธ์ในเรื่องความเร็วในการคำนวณแสดงให้เห็นว่า การใช้ฮิวริสติก EDD ดีกว่าผลลัพธ์ของการใช้ฮิวริสติกของ Miltenburg and Sinnamon (MS Heuristics) ทั้ง MS1 และ MS2 นอกจากนี้ปัญหาที่มีขนาดใหญ่ยังสามารถใช้ฮิวริสติก EDD ได้ ซึ่งประโยชน์นี้เป็นสิ่งที่สำคัญมากในโรงงานอุตสาหกรรม

- Hyun (1998) ได้พัฒนาเจนเนติกอัลกอริทึม เพื่อหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด ในปัญหาการจัดลำดับที่มีหลายวัตถุประสงค์ในสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม โดยที่ได้พิจารณา 3 วัตถุประสงค์ในเวลาเดียวกัน คือ การหาค่าที่ต่ำที่สุดในการทำงานที่ใช้ประโยชน์ได้ (Minimizing total utility work) การรักษาระดับคงที่ในการใช้ชิ้นส่วนในการประกอบ (Keeping a constant rate of part usage) และค่าใช้จ่ายที่ต่ำที่สุดในการปรับตั้งเครื่อง (Minimizing total setup cost) ซึ่งถือว่ามีความสำคัญมากในการดำเนินที่มีประสิทธิภาพในสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม นอกจากนี้ในการหาเซตคำตอบที่มีความหลากหลาย หน้าที่ของอัลกอริทึมถือว่าเป็นสิ่งสำคัญที่เกี่ยวข้องกับคำตอบและ Pareto-Optimality ซึ่งคณะผู้วิจัยได้คำนึงถึงตัวดำเนินการในพันธุกรรมที่สามารถให้คำตอบที่มีความหลากหลาย คือ Immediate Successor Relative Crossover (ISRX) Operator และสามารถปรับให้เข้ากันได้ดีในสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

- Zeramdini, Aigbedo และ Mondon (2000) ได้เสนอวิธีการสองขั้นตอน (Two-Step Approach) โดยที่ขั้นตอนแรกได้พิจารณาถึงเป้าหมายที่หนึ่งในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี ในที่นี้คือการรักษาระดับการใช้ชิ้นส่วนในการประกอบให้มีระดับคงที่ เพื่อพัฒนาฮิวริสติกในการแก้ปัญหาที่อาศัยวิธีการขยาย Goal-Chasing (Extended Goal-Chasing Algorithms) ของ Miltenburg และ Sinnamon (1989) และแสดงให้เห็นถึงสมรรถนะของวิธีการใหม่นี้ว่ามีขอบเขตขั้นต่ำ (Lower Bound) ในความแปรปรวนในการใช้ชิ้นส่วนในการประกอบผลิตภัณฑ์ ส่วนในขั้นตอนที่สองได้มุ่งประเด็นไปที่การพิจารณาเป้าหมายที่สอง ในที่นี้คือการปรับให้ภาระงานในแต่ละสถานีงานมีความสมดุลกันเพื่อไม่ให้มีผลต่อการหยุดของสายการผลิต ที่ใช้ในโรงงานอุตสาหกรรมรถยนต์ และเปรียบเทียบกับวิธีที่ใช้โดยทั่วไปด้วยการอิงฐานเวลาในการคำนวณ จากผลการจำลองปัญหาด้วยคอมพิวเตอร์พบว่า สมรรถนะของวิธีการสองขั้นตอนที่พัฒนาขึ้นนี้เป็นวิธีการศึกษาที่ดีกว่ารูปแบบการคำนวณทางคณิตศาสตร์

- McMullen (2001a) ได้เปรียบเทียบฮิวริสติกในการค้นหาคำตอบ 3 วิธีคือ Genetic Algorithm (GA), Simulated Annealing (SA) และ Tabu Search (TA) และนำเสนอเทคนิคที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการจัดตารางการผลิตในระบบทันเวลาพอดีที่พิจารณา 2 วัตถุประสงค์ ในเวลาเดียวกัน เทคนิคนั้นก็คือ “Efficient Frontier” สำหรับการหาค่าที่ต่ำที่สุดในการปรับตั้งเครื่องระหว่างผลิตผลิตภัณฑ์ที่แตกต่างกัน (และสามารถมองข้าม

การปรับตั้งเครื่องไปได้) และการหาค่าที่เหมาะสมสำหรับลักษณะที่เปลี่ยนแปลงได้ในตารางการผลิต และเปรียบเทียบสมรรถนะของฮิวริสติกทั้งสามโดยใช้เปอร์เซ็นต์ไทล์ของสมรรถนะของฮิวริสติกแต่ละตัว ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าในปัญหาที่มีขนาดใหญ่ GA ไม่ได้ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า SA และ TS โดยให้เหตุผลว่าการเลือกใช้การครอสโอเวอร์ที่ใช้ในเจนเนติกอัลกอริทึมที่ไม่เหมาะสม จะทำให้มีผลลัพธ์ในสมรรถนะของ Efficient Frontier ไม่ดี

- McMullen (2001b) ได้นำเสนอเทคนิคในการแก้ปัญหาการจัดตารางการผลิตในระบบทันเวลาพอดี สำหรับฟังก์ชันเป้าหมายยังคงใช้ฟังก์ชันเดียวกันกับ McMullen (2001a) (และสามารถมองข้ามการปรับตั้งเครื่องไปได้) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Approach) ของ Kohonen Self-Organizing Map: SOM) ในการพิจารณาทั้งสองฟังก์ชันเป้าหมายนี้ ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าวิธี Kohonen SOM มีเปอร์เซนต์ไทล์ของสมรรถนะที่ดีกว่าทั้งสามฮิวริสติก แต่ในเรื่องเวลาในรันคำตอบโดยใช้คอมพิวเตอร์ ถือว่ายังเป็นอุปสรรคของวิธี Kohonen SOM ที่ให้ผลลัพธ์ที่แย่กว่าฮิวริสติกทั้งสามวิธี

- McMullen (2001c) ได้พัฒนาวิธี Ant Colony Optimization (ACO) เพื่อเปรียบกับฮิวริสติกที่ใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่มีหลายวัตถุประสงค์ โดยมีฟังก์ชันเป้าหมายเดียวกันกับในงานวิจัยของ McMullen (2001a และ b) สมรรถนะของการนำเสนอวิธีการแก้ปัญหาด้วย ACO ได้ใช้ 6 กลยุทธ์ที่เกี่ยวข้องกับ ACO ในการหาลำดับการผลิตที่ตอบสนองกับฟังก์ชันเป้าหมายดังกล่าว และเปรียบเทียบผลการทดลองของวิธีนี้กับฮิวริสติกทั้งสี่วิธีใน McMullen (2001a และ b) และสามารถสรุปผลได้ว่าวิธี ACO ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าทั้งสี่ฮิวริสติกในเรื่องสมรรถนะของฮิวริสติกในการค้นหาคำตอบที่ให้ค่าใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุด และเวลาในการคำนวณคำตอบของคอมพิวเตอร์

- Korkmazel และ Meral (2001) ได้พัฒนาฮิวริสติกที่ใช้ในการแก้ปัญหาความผันแปรในการผลิต ซึ่งเป็นเป้าหมายที่ 2 ที่ใช้ในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี เพื่อเปรียบเทียบสมรรถนะของวิธีการแก้ปัญหา 4 วิธี คือ วิธีการ EDD วิธีที่ 3 ที่ใช้ฮิวริสติกที่ 2 ของ Miltenburg (Miltenburg's Algorithm 3 with Heuristic 2) วิธีการของ Ding และ Cheng (Ding and Cheng Algorithm) และวิธีการดัดแปลงของ Ding และ Cheng

(Modified Ding and Cheng Algorithm) ซึ่งคำตอบที่เหมาะสมที่หาได้จากการแก้ปัญหาความผันแปรในการผลิตจะใช้ Shortest Part Algorithm ของ Burdard และ Derins (1980) ซึ่งมีประสิทธิภาพเกี่ยวกับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาดังกล่าว แต่ไม่ควรใช้สำหรับปัญหาที่มีขนาดใหญ่ ที่อาจกลายเป็นข้อจำกัดการคำนวณทางคอมพิวเตอร์ได้ ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่า วิธีดัดแปลงของ Ding และ Cheng สามารถแก้ปัญหาขนาดใหญ่ได้ นอกจากนี้ยังทำการแก้ปัญหาการจัดลำดับที่พิจารณาทั้ง 2 เป้าหมายในเวลาเดียวกัน คือ การใช้ชิ้นส่วนที่สม่ำเสมอ และการปรับภาระงานให้มีการทำงานเท่ากัน ๆ ซึ่งภายใต้ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดีนั้น ผลิตภัณฑ์ที่ถูกผลิตจะมีการดำเนินงานที่คล้ายกันหรือใกล้เคียงกันในเวลาปฏิบัติงานในทุก ๆ สถานีงาน เมื่อความผันแปรในเวลาปฏิบัติงานน้อย การปรับภาระงานในแต่ละสถานีงานจึงถือว่ามีความสำคัญเท่าเทียมกัน ดังนั้นอาจกล่าวได้ว่าถ้ามีความผันแปรในเวลาปฏิบัติงานมากจึงจะพิจารณาเป้าหมายในการปรับภาระงาน ดังนั้นเป้าหมายในการปรับภาระงานในการทำงานจึงถือว่าเป็นเป้าหมายรองในการวินิจฉัย

- Mansouri (2005) ได้เสนอวิธีการแก้ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ด้วยเจนเนติกอัลกอริทึม (MOGA) เพื่อใช้ในการหาคำตอบที่เหมาะสมสำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์แบบผสมในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี โดยพยายามค้นหา Pareto-Optimal Frontier หรือ Locally Non-dominated Frontier ซึ่งพิจารณาฟังก์ชันเป้าหมาย คือ การหาค่าที่ต่ำที่สุดในการปรับตั้งเครื่องและการหาค่าความผันแปรในการผลิตที่ต่ำที่สุดไปพร้อม ๆ กัน สำหรับการพัฒนา MOGA ได้ใช้พื้นฐานของตัวดำเนินการทางพันธุศาสตร์ (Genetic Operator) คือ ครอสโอเวอร์ (Crossover) อินเวอร์ชั่น (Inversion) และมิวเทชั่น (Mutation) ที่มีความสามารถในการได้มาซึ่งคุณภาพและความหลากหลายของคำตอบ

- Moghaddam และ Vahed (2006) ได้พิจารณา 3 วัตถุประสงค์ในการจัดลำดับสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี นั่นคือ ค่าใช้จ่ายทั้งหมดของการทำงานที่น้อยที่สุด (Minimizing the total utility work cost) ค่าใช้จ่ายทั้งหมดที่เกี่ยวข้องกับความแปรผันของการผลิตที่ต่ำที่สุด (Minimizing total production rate variation cost) และค่าใช้จ่ายทั้งหมดในการปรับตั้งเครื่องที่ต่ำที่สุด (Minimizing total setup cost) โดยเสนอการใช้เมมเมติกอัลกอริทึม (Memetic Algorithm: MA) ในการแก้ปัญหาดังกล่าว ซึ่งวิธีการทำงานในการคัดเลือกคำตอบจะใช้วงล้อรูเลต และมีตัว

ดำเนินการทางพันธุศาสตร์ (Genetic Operator) ได้แก่ ครอสโอเวอร์ (Crossover) อินเวอร์ชั่น (Inversion) และมิวเทชั่น (Mutation) ผลลัพธ์ของการคำนวณแสดงให้เห็นว่า MA มีความสามารถที่สมบูรณ์แบบกว่าการใช้ Lingo Software โดยเฉพาะอย่างยิ่งปัญหาที่มีขนาดใหญ่

2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี

- Yeo Keun Kim and Jae Yun Kim (2002) กล่าวถึงการแก้ไขปัญหา Balancing และ Sequencing ร่วมกันใน Assembly line มีวัตถุประสงค์คือ การหาค่าที่ต่ำที่สุดในการทำงานที่ใช้ประโยชน์ได้ (Minimizing utility work) โดยใช้ฮิวริสติกในการค้นหาคำตอบคือ Coevolutionary Algorithm (CoA) เปรียบเทียบกับ Hierarchical approach (HA) โดยนำปัญหาของ Thomopulos 1,2,3 Kim 1,2,3,4,5,6 และ Arcus 1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12 มาทำการทดลองแก้ปัญหา และผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่า ฮิวรสติก Coevolutionary Algorithm (CoA) สามารถหาคำตอบได้ดีกว่า Hierarchical approach (HA) ทุกปัญหาที่ได้ทำการทดลอง ยกเว้น Thom 1 ซึ่งได้คำตอบเท่าๆกัน

- Yeo Keun Kim, Sun Jin Kim and Jae Yun Kim (2004) กล่าวถึงการแก้ไขปัญหา Balancing และ Sequencing ร่วมกันใน Mixedmodel U-lines มีวัตถุประสงค์คือ การหาค่าต่ำที่สุดของความผันแปรของภาระงาน (Minimize absolute deviation of workloads)โดยใช้ฮิวริสติกในการค้นหาคำตอบคือ Coevolutionary Algorithm (CoA) เปรียบเทียบกับ Hierarchical Approach (HA)โดยนำปัญหาของ Thomopulos 1,2,3 Kim 1,2,3,4,5,6 และ Arcus 1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12 มาทำการทดลองแก้ปัญหา และผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่า ฮิวรสติก Coevolutionary Algorithm (CoA) สามารถหาคำตอบได้ดีกว่า Hierarchical approach (HA) ทุกปัญหาที่ได้ทำการทดลอง

- Yeo Keun Kim, Jae Yun Kim, Yeongho Kim (2006) กล่าวถึงการแก้ไขปัญหา Balancing และ Sequencing ร่วมกันใน Mixedmodel U-lines มีวัตถุประสงค์คือ การหาค่าต่ำที่สุดของความผันแปรของภาระงาน (Minimize absolute deviation of workloads)โดยใช้ฮิวริสติกในการค้นหาคำตอบคือ Endosymbiotic Evolutionary Algorithm (EEA) เปรียบเทียบกับ Hierarchical Genatic Algorithm (HGA) โดยนำปัญหาของ Thomopulos 1,2,3 Kim 1,2,3,4,5,6 และ Arcus 1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12 มาทำการทดลองแก้ปัญหา และผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่า ฮิวริสติก Endosymbiotic Evolutionary Algorithm (EEA) สามารถหาคำตอบได้ดีกว่า Hierarchical Genatic Algorithm (HGA) ทุกปัญหาที่ได้ทำการทดลอง

- Yakup Kara, Ugur Ozcan, Ahmet Peker (2007) ได้นำเสนอการแก้ไขปัญหา Balancing และ Sequencing ร่วมกันใน Mixedmodel U-lines มี 3 วัตถุประสงค์คือ 1. การหาค่าต่ำที่สุดของความผันแปรของภาระงาน (Minimize absolute deviation of workloads) 2. การหาค่าเวลารวมในการปรับตั้งเครื่องจักรต่ำที่สุด (Minimizing the total cost of setups) 3. ความผันแปรของการผลิตรวมในลำดับการผลิตต่ำที่สุด (Minimizing the deviation of workloads across workstations) โดยใช้ฮิวริสติกในการค้นหาคำตอบคือ Simulated annealing (SA) ได้ยกตัวอย่างกรณีศึกษามาทดลองแก้ปัญหา และได้ศึกษาความสัมพันธ์ของวัตถุประสงค์ทั้ง 3 อย่าง และพบว่า การหาค่าต่ำที่สุดของความผันแปรของภาระงาน (Minimize absolute deviation of workloads) กับ การหาค่าเวลารวมในการปรับตั้งเครื่องจักรต่ำที่สุด (Minimizing the total cost of setups) และ การหาค่าเวลารวมในการปรับตั้งเครื่องจักรต่ำที่สุด (Minimizing the total cost of setups) กับ ความผันแปรของการผลิตรวมในลำดับการผลิตต่ำที่สุด (Minimizing the deviation of workloads across workstations) มีความสัมพันธ์ของข้อมูลคำตอบแบบผกผันกัน ส่วน การหาค่าต่ำที่สุดของความผันแปรของภาระงาน (Minimize absolute deviation of workloads) กับ ความผันแปรของการผลิตรวมในลำดับการผลิตต่ำที่สุด (Minimizing the deviation of workloads across workstations)) มีความสัมพันธ์ของข้อมูลคำตอบแบบตามกัน

- Yakup Kara (2008) กล่าวถึงการแก้ไขปัญหา Balancing และ Sequencing ร่วมกันใน Mixedmodel U-lines มีวัตถุประสงค์คือ การหาค่าต่ำที่สุดของความผันแปรของภาระงาน (Minimize absolute deviation of workloads)โดยใช้ฮิวริสติกในการค้นหาคำตอบคือ Simulated annealing (SA) เปรียบเทียบกับ Coevolutionary Algorithm (CoA) และ Endosymbiotic Evolutionary Algorithm (EEA) โดยนำปัญหาของ Thomopulos 1,2 Kim 1,2,3,4,5,6 และ Arcus 1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12 มาทำการทดลองแก้ปัญหา และผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่า ฮิวรสติก Simulated annealing (SA) สามารถหาคำตอบได้ดีกว่า Coevolutionary Algorithm (CoA) และ Endosymbiotic Evolutionary Algorithm (EEA) ทุกปัญหาที่ได้ทำการทดลอง

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 3

ทฤษฎีการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์

ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ ต้องมีการศึกษาทฤษฎีและเทคทิคต่าง ๆ ที่ใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุด ดังนั้นเนื้อหาในบทนี้จึงเกี่ยวข้องกับหลักการพื้นฐานของการหาค่าเหมาะสมที่สุด ลักษณะปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ การแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยเมทธาฮิวริสติก รวมไปถึงการแก้ปัญหาด้วยวิธีการทางวิวัฒนาการหรือเอลโวลูชันนารี่อัลกอริทึมแบบหลายวัตถุประสงค์ ที่จัดว่าเป็นเมทธาฮิวริสติกหนึ่งที่มีความสามารถในการหาคำตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ และการวัดสมรรถนะของกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

3.1 หลักการพื้นฐานของการหาค่าเหมาะสมที่สุด

การหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization) เป็นวิธีการที่ใช้ในการหาคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาภายใต้เงื่อนไขหรือข้อจำกัดที่กำหนดขึ้น การหาค่าเหมาะสมที่สุดถือว่าเป็นสิ่งที่ช่วยในการแก้ปัญหาในด้านวิทยาการคอมพิวเตอร์ (Computer Science) ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence) การวิจัยการดำเนินงาน (Operation Research) และสาขาอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องได้เป็นอย่างดี โดยแบ่งปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุด ออกเป็น 2 รูปแบบตามการพิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์หรือฟังก์ชันเป้าหมาย คือการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่พิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพียงวัตถุประสงค์เดียว เรียกปัญหาลักษณะนี้ว่าเป็นปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบวัตถุประสงค์เดียว (Single Objective Optimization Problem) ส่วนปัญหาที่พิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์มากกว่า 1 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์พร้อม ๆ กัน ในรูปแบบปัญหาลักษณะนี้อาจมีฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่มีความขัดแย้งกัน หรือเป็นไปในแนวทางเดียวกัน และเรียกว่าเป็นปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ (Multi-Objective Optimization Problem) หรือปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่พิจารณาหลายเกณฑ์ (Multi-Criteria Optimization Problem) หรือปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบเวคเตอร์ (Vector Optimization Problem)(Osyczda, 1985) ซึ่งการหาค่าเหมาะสมที่สุดนี้จะประกอบด้วยเวคเตอร์ตัวแปรตัดสินใจ (Vector of Decision Variables) ข้อจำกัด (Constraints) และเวกเตอร์ฟังก์ชัน (Vector Functions) ที่สามารถเรียกว่าเป็น ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective Functions)

3.1.1 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์

ในขั้นตอนการหาคำตอบที่ดีที่สุดนั้น จะมีเกณฑ์ (Criteria) ที่ใช้ในการคำนวณค่าเพื่อหาคำตอบที่ดีที่สุด โดยที่เกณฑ์นั้นจะเป็นตัวกำหนดเป้าหมายในการค้นหาคำตอบว่าเป็นไปในลักษณะใดซึ่งเรียกว่า ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective Function) โดยมากฟังก์ชันวัตถุประสงค์จะเกี่ยวข้องกับการหาค่ามากที่สุด (Maximization) หรือน้อยที่สุด (Minimization) ของฟังก์ชันวัตถุประสงค์นั้น ๆ เช่น ในกรณีการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ ที่มีฟังก์วัตถุประสงค์เพื่อหาค่าใช้จ่ายในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด เป็นต้น

ในกรณีที่มีฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลายฟังก์ชันที่ต้องถูกดำเนินการในการหาค่าเหมาะสมที่สุด กรณีเหล่านี้จะค่อนข้างยุ่งยากในการคำนวณ และต้องอาศัยเทคนิคและประสบการณ์ในการแก้ปัญหาเฉพาะหน้าในการกำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์ อย่างไรก็ตามฟังก์ชันวัตถุประงค์เป็นเพียงเครื่องมือการออกแบบรูปแบบเบื้องต้นในการแก้ปัญหาเท่านั้น ดังนั้นฟังก์ชันวัตถุประสงค์ควรที่จะถูกเลือกในแนวทางที่ทำให้วัตถุประสงค์บรรลุเป้าหมายที่วางไว้

3.1.2 ตัวแปรตัดสินใจ

ตัวแปรตัดสินใจ (Decision Variable) คือตัวแปรที่สามารถใช้ในการปรับเปลี่ยนหรือควบคุมขั้นตอนในการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่ทำให้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์เปลี่ยนแปลงได้ โดยทั่วไปแล้วปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดมักเกี่ยวข้องกับตัวแปรตัดสินใจมากกว่าหนึ่งตัวแปร ดังนั้นสิ่งสำคัญคือการคัดเลือกตัวแปรตัดสินใจที่มีผลต่อฟังก์ชันวัตถุประสงค์มากที่สุด ซึ่งการพิจารณาไว้ล่วงหน้าที่เหมาะสม จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความเร็วในการได้มาซึ่งคำตอบ

ตัวแปรตัดสินใจ จะเป็นตัวแปรที่สามารถวัดเป็นเชิงปริมาณได้ ซึ่งค่าที่นำมาใช้ในการเลือกในปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุด สามารถแสดงเป็นตัวแปร x_j โดยที่ $j = 1,2,...,n$ และเวคเตอร์ของตัวแปรตัดสินใจ n ตัว สามารถเขียนได้เป็น

$$\bar{x} = \begin{bmatrix} x1 \\ x2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \tag{3.1}$$

หรือสามารถเขียนได้เป็น $$\bar{x} = [x_1, x_2, ..., x_n]^T \tag{3.2}$$

โดยปกติปัญหาต่าง ๆ ในทางวิศวกรรม สามารถนิยามเป็นฟังก์ชันของตัวแปรตัดสินใจได้ จำนวนของตัวแปรตัดสินใจจะขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของปัญหา ซึ่งฟังก์ชันของตัวแปรตัดสินใจสามารถแบ่งได้เป็น 2 แบบ คือฟังก์ชันกำหนด (Deterministic Function) เป็นฟังก์ชันที่มีแนวทางการหาคำตอบอย่างแน่นอน คือฟังก์ชันที่สามารถนิยามเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้ และฟังก์ชันเฟ้นสุ่ม (Stochastic Function) คือฟังก์ชันที่มีแนวทางในการหาคำตอบที่ไม่สามารถกำหนดได้อย่างชัดเจน หรือไม่สามารถนิยามเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้ เช่น ปัญหาการหาเส้นทางเดินที่ดีที่สุดของพนักงานขาย (Traveling Salesman Problem: TSP) เป็นต้น

3.1.3 ข้อจำกัด

หลังจากที่ได้มีการเลือกตัวแปรตัดสินใจของปัญหาได้แล้ว จะพบว่าตัวแปรตัดสินใจจะต้องมีความสอดคล้องกับข้อเท็จจริงต่าง ๆ ทางกายภาพ ทางเคมี หรืออื่น ๆ ของระบบ โดยอาจกำหนดข้อจำกัดด้านทรัพยากร หรือสภาพแวดล้อม เช่น ข้อจำกัดทางวัตถุดิบเวลา เป็นต้น แล้วแต่กรณี สิ่งเหล่านี้จะเรียนว่าเป็นข้อจำกัด (Constraints) ในปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุด ซึ่งข้อจำกัดนี้จะต้องอยู่ในความเป็นไปได้ของคำตอบที่สามารถยอมรับได้นอกจากนี้ข้อจำกัดยังขึ้นอยู่กับตัวแปรตัดสินใจ ซึ่งสามารถเขียนอยู่ในรูปข้อจำกัดที่แบบอสมการ (Inequality Constraints)

$$g_i(\bar{x}) \geq a_i, i = 1,2,..., m \tag{3.3}$$

หรือข้อจำกัดแบบสมการ(Equality Constraints)

$$h_i(\bar{x}) \geq b_i, i = 1,2,..., p \tag{3.4}$$

3.2 ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์

3.2.1 รูปแบบปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์

การแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ เป็นการค้นหาเซตคำตอบภายในพื้นที่ของคำตอบที่เป็นไปได้ เพื่อต้องการหาค่าที่ต่ำที่สุด หรือค่าสูงสุดของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในแต่ละฟังก์ชันพร้อม ๆ กัน ดังสมการที่ (3.5) โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการแก้ปัญหาคือเซตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด

$$f(\bar{x}) = [f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}),..., f_k(\bar{x})]^T \tag{3.5}$$

ดังนั้นรูปแบบปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ จะเป็นการค้นหาเวกเตอร์คำตอบ $\bar{x}^* = [x_1^*, x_2^*, ..., x_n^*]^T$ ภายใต้ m ข้อจำกัดแบบอสมการ ดังสมการที่ (3.6) หรือภายใต้ p ข้อจำกัดแบบสมการ ดังสมการที่ (4.7)

$$g_i(\bar{x}) \geq 0, i = 1,2,..., m \tag{3.6}$$

$$h_i(\bar{x}) \geq 0, i = 1,2,..., p \tag{3.7}$$

ข้อจำกัดในสมการในสมการที่ (3.6) และ (3.7) จะเป็นการกำหนดขอบเขตพื้นที่คำตอบที่เป็นไปได้ (Feasible Region: Ω) และทุก ๆ จุดใน Ω ก็คือคำตอบที่เป็นไปได้ (Feasible Solution) โดยที่เวกเตอร์ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ประสงค์ $f(\bar{x})$ ที่ใช้นี้จะทำการค้นหาคำตอบในเซต Ω ให้กลายเป็น เซต กลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Λ) ภายใต้ค่าเป็นไปได้ทั้งหมดของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ $f(\bar{x})$ ที่มี k วัตถุประสงค์ และมี $\bar{x}^*$ แทนคำตอบที่ดีที่สุด

โดยทั่วไปแล้ว รูปแบบปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ มี 3 รูปแบบที่เป็นไปได้ดังนี้

- ทุกฟังก์ชันวัตถุประสงค์ต้องการหาค่าน้อยที่สุด
- ทุกฟังก์ชันวัตถุประสงค์ต้องการหาค่ามากที่สุด
- บางฟังก์ชันวัตถุประสงค์ต้องการหาค่าน้อยที่สุด บางฟังก์ชันวัตถุประสงค์ต้องการหาค่ามากที่สุด

ในการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์สามารถแปลงฟังก์ชันวัตถุประสงค์ให้มีรูปแบบเป็นการหาค่าน้อยที่สุด หรือมากที่สุดได้ ตัวอย่างเช่น การแปลงทุกฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่มีการหาค่าน้อยที่สุดให้เป็นรูปแบบการหาค่ามากที่สุด

$$\max f_i(\bar{x}) = -\min(-f_i(\bar{x})) \tag{3.8}$$

ส่วนรูปแบบของข้อจำกัดนั้นก็สามารถเปลี่ยนรูปแบบ

$$g_i(\bar{x}) \leq 0, i = 1,2,..., m \tag{3.9}$$

และให้อยู่ในรูป

$$-g_i(\bar{x}) \geq 0, i = 1,2,..., m \tag{3.10}$$

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

3.2.2 กลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด

โดยทั่วไปแล้ว ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ (Multi-objective Optimization: MOP) จะประกอบด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์ k วัตถุประสงค์ และตัวแปรตัดสินใจ n ตัว โดยรูปแบบปัญหาที่อาจเป็นการหาค่ามากที่สุด หรือการหาค่าน้อยที่สุดจะเป็นการกำหนดเป้าหมายในค้นหาคำตอบว่าเป็นไปในลักษณะใด หรือสามารถเขียนได้ดังสมการที่ (3.11)

$$Minimize / Maximize \ \{f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}),..., f_k(\bar{x})\} \tag{3.11}$$

สำหรับรูปแบบปัญหาการหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในที่นี้เป็นการหาค่าน้อยที่สุด และตลอดเนื้อหาในบทนี้ก็จะมีรูปแบบปัญหาเช่นเดียวกันกับสมการที่ (3.12) ซึ่งการค้นหาคำตอบจะถูกกำหนดจากเวกเตอร์ของตัวแปรตัดสินใจ ภายใต้ข้อจำกัดที่จะเป็นสิ่งที่ใช้ในการกำหนดขอบเขตคำตอบที่น้อยที่สุด สามารถเขียนได้ดังสมการที่ (3.12)

$$Minimize \ \{f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}),..., f_k(\bar{x})\} \tag{3.12}$$

ข้อจำกัด $g_i(\bar{x}) \le 0$

โดยที่ $\bar{x}$ คือ เวกเตอร์ของตัวแปรตัดสินใจ

$f_i(\bar{x})$ คือ ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ i

$g_i(\bar{x})$ คือ เวกแตอร์ข้อจำกัดที่ i

ถ้าเวกเตอร์ตัดสินใจ x ให้คำตอบที่ดีกว่าหรือครอบงำ (Dominated) เวกเตอร์ตัดสินใจ y (เขียนได้เป็น $x \succ y$) แล้ว

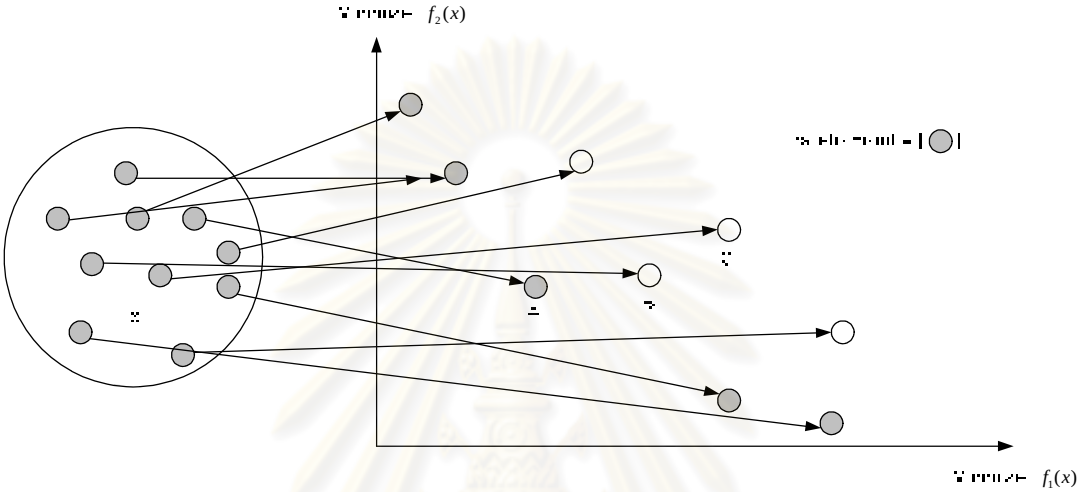
$f_i(x) \le f_i(y)$ สำหรับทุกค่า $i \in \{1,2,...,k\}$ และ

$f_i(x) < f_i(y)$ มีอย่างน้อย 1 ค่าของ $i \in \{1,2,...,k\}$

นั่นคือ ถ้าคำตอบที่ได้ในพื้นที่คำตอบที่เป็นไปได้ เป็นคำตอบที่ไม่มีคำตอบใดดีกว่า หรือไม่มีคำตอบใดที่สามารถครอบงำชุดคำตอบนี้ได้ จะเรียกคำตอบนี้ว่าเป็น กลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Pareto Optimal) และเรียกสมาชิกคำตอบทุกคำตอบที่อยู่ในกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด ว่าเซต

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

กลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Pareto Optimal Set) หรือเซตคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากทุกคำตอบ (Non-dominated Set) หรือเซตคำตอบที่มีประสิทธิภาพ (Efficient Set) ซึ่งเซตคำตอบนี้จะใช้ในการกำหนดพื้นที่ขอบเขตของคำตอบ และเรียกว่า ขอบเขตของกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Pareto Optimal Frontier) หรือขอบเขตของคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากทุกคำตอบ (Non-dominated Frontier) หรือขอบเขตของคำตอบที่มีประสิทธิภาพ (Efficient Frontier)



รูปที่ 3.1 การค้นหาพื้นที่คำตอบในปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดหลายวัตถุประสงค์

จากรูปที่ 3.1 แสดงตัวอย่างรูปแบบปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ ที่มีเป้าหมายเพื่อหาค่าที่น้อยที่สุดของ 2 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์พร้อมกัน โดยกำหนดให้ X เป็นพื้นที่คำตอบ และ z เป็นเวกเตอร์ฟังก์ชันความแข็งแรง (Vector Fitness Function) ซึ่งจะทำการค้นหาในพื้นที่คำตอบ X ไปสู่คำตอบที่ได้มาจากเวกเตอร์วัตถุประสงค์ $f_1(x)$ และ $f_2(x)$ ให้มีค่าน้อยที่สุด โดยที่เวกเตอร์วัตถุประสงค์ที่ดีที่สุด (จุดทึบ) คือเวกเตอร์วัตถุประสงค์ที่ไม่มีค่าใดดีกว่า เรียกว่า เซตคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากทุกคำตอบ และสมาชิกคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากทุกคำตอบนี้ จะประกอบขึ้นเป็นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด จะเห็นได้ว่าคำตอบที่ตรงกันกับจุดทึบ ก็คือ กลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Non-dominated Optimal) ซึ่งจาก 3 เวกเตอร์คำตอบ A B และ C สามารถเขียนได้เป็น $A \succ B \succ C$

สำหรับเป้าหมายของปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ คือการระบุเซตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งการระบุถึงเซตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่แท้จริง (True Pareto Optimal หรือ Reference Pareto Optimal) นั้น เป็นสิ่งที่เป็นไปไม่ได้ในทางปฏิบัติ เนื่องจากปัญหาที่มีความเฉพาะเจาะจง อย่างเช่นปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดในเชิงการจัด (Combinatorial Optimization Problem) ขนาดของปัญหาที่ใหญ่ขึ้น ส่งผลให้คำตอบที่เป็นไปได้

มีจำนวนมากขึ้น ในลักษณะเอ็กโปเนนเชียล และเป็นปัญหา NP-hard ดังนั้นการหาค่าคำตอบที่ดีที่สุด จึงเป็นเพียงสิ่งที่เป็นไปได้ยาก นอกจากนี้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของปัญหาที่มีความสัมพันธ์ตรงกันข้ามกัน ยังก่อให้เกิดความสับสน ดังนั้นในทางปฏิบัติวิธีการที่ใช้ปัญหาในการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ จะเป็นการสืบค้นถึงเซตกลุ่มคำตอบที่สามารถใช้แทนเซตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่แท้จริงได้ โดยสิ่งที่ทำให้การแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดบรรลุเป้าหมายมีดังนี้

- ขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด ควรจะใกล้เคียงกับขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดแท้จริง และควรเป็นเซตย่อย (Sub Set) ของขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่แท้จริง
- เซตของกลุ่มคำตอบที่อยู่บนขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดนี้ควรมีลักษณะการกระจายแบบสม่ำเสมอ (Uniform Distribution) หรือมีคำตอบอยู่บนขอบเขตกลุ่มคำตอบอย่างทั่วไปถึง ไม่เกาะอยู่บริเวณใดบริเวณหนึ่งนั่นคือคำตอบนี้มีความสามารถครอบคลุมขอบเขตของกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด
- ขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด ควรจับสเปกตรัมของขอบเขตกลุ่มคำตอบได้ทั้งหมด หมายถึงมีความสามารถในการสืบค้นถึงคำตอบที่อยู่ปลายสุดของคำตอบในพื้นที่ฟังก์ชันวัตถุประสงค์

3.3 การแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยเมทธาฮิวริสติก

ส่วนใหญ่ปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการตัดสินใจในด้านธุรกิจและเศรษฐศาสตร์รวมไปถึงด้านการผลิต เส้นทาง สถานที่ตั้ง และการจัดตาราง ล้วนแต่เป็นปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization Problem) และยากเกินกว่าที่จะแก้ปัญหาได้อย่างถูกต้อง ภายใต้ระยะเวลาอันจำกัด ดังนั้นฮิวริสติก (Heuristic) จึงกลายเป็นวิธีที่เป็นตัวเลือกที่ใช้ในการแก้ปัญหาประเภทนี้ ฮิวริสติกเป็นวิธีการที่ไม่มีแนวทางหรือกฎเกณฑ์ที่แน่นอนตายตัว มักอาศัยประสบการณ์ที่ผ่านมาเข้ามาช่วย ซึ่งอาจได้คำตอบที่ไม่ดีนัก แต่โดยเฉลี่ยแล้วคำตอบที่ได้จะเป็นคำตอบที่ดีถึงแม้ว่าแนวทางนี้จะไม่ได้รับประกันว่าสุดท้ายแล้วจะได้คำตอบที่ดีที่สุดก็ตาม แต่เนื่องจากเป็นวิธีที่ไม่ยุ่งยากในการคำนวณและเวลาในการคำนวณ แนวคิดนี้จึงได้รับการยอมรับจากนักวิชาการ

การได้มาของคำตอบที่เป็นไปได้อย่างง่ายแต่คุณภาพของคำตอบไม่ดีนัก ถือว่าเป็นสิ่งที่ยังต้องการวิธีการที่มีคุณภาพ เพื่อให้ได้มาซึ่งคำตอบที่เป็นไปได้ที่ดีที่สุดอยู่ภายใต้เวลาที่ใช้ในทางปฏิบัติที่จำกัด เนื่องจากส่วนใหญ่ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดมักมีความซับซ้อนโดยเฉพาะในทางปฏิบัติขนาดปัญหาที่ใหญ่จะทำให้เกิดความยากในการเลือกวิธีการแก้ปัญหาที่เหมาะสม บ่อยครั้งที่การเลือกใช้วิธีการหาคำตอบแบบการประมาณค่า (Exact Algorithm) แล้วทำให้

สูญเสียเวลาในการหาคำตอบ ดังนั้นในทางปฏิบัติฮิวริสติกจึงเป็นวิธีที่ดีกว่าที่สามารถประยุกต์ใช้ในทางปฏิบัติได้อย่างเหมาะสม

3.3.1 **ความหมายของฮิวริสติกและเมทธาฮิวริสติก**

ฮิวริสติก ถูกแนะนำเป็นครั้งแรกโดย Polya (1945) หลักการพื้นฐานของการค้นหาแบบฮิวริสติก เป็นเทคนิคการประมาณคำตอบด้วยการใช้สามัญสำนึกและคาดหวังว่าคำตอบที่ได้รับจะเป็นคำตอบที่ดี ภายใต้เวลาที่จำกัด แต่สุดท้ายก็ไม่ได้รับประกันว่าคำตอบนั้นจะเป็นคำตอบที่ดีที่สุด นอกจากนี้ฮิวริสติกยังเป็นวิธีที่มีพื้นฐานมาจากการประยุกต์รูปแบบการค้นหา Greedy รวมไปถึงวิธีการแทรก (Insertion Procedure) และกฎการจ่ายงาน (Dispatching Rules) และยังเป็นแนวคิดที่ทำให้เกิดการพัฒนาวิธีการปรับปรุงคำตอบ ซึ่งถือว่าเป็นกำเนิดของการค้นหาเฉพาะที่ (Local Search) เพื่อไม่ให้คำตอบที่ได้เป็นคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ (Local Optimum) และเป็นอุปสรรคหนึ่งของความสามารถของวิธีการนี้ ดังนั้นการพิจารณาเทคนิคของฮิวริสติกที่จะใช้เป็นแนวทางในการค้นหาคำตอบจะต้องมีความสามารถหลีกเลี่ยงผลเสียที่เกิดจากการปรับปรุงคำตอบด้วยการทำซ้ำ จึงเป็นการค้นหาวิธีที่มีความสามารถทำให้ได้คำตอบที่ดีและใช้เวลาในการหาคำตอบได้รวดเร็ว หรือเรียกว่าเป็นการค้นหาอย่างชาญฉลาด (Intelligent Search Method) ที่เรียกว่า “เมทธาฮิวริสติก” (Metaheuristic) ที่มีรูปแบบวิธีการหาคำตอบแบบการประมาณค่าและการรวมกันขั้นพื้นฐานของวิธีการทางฮิวริสติกที่สามารถช่วยในการค้นหาพื้นที่คำตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ

เมทธาฮิวริสติกได้รับการแนะนำครั้งแรกโดย Glover (1986) ได้กล่าวว่าเมทธาฮิวริสติกเป็นกลยุทธ์ระดับสูงที่ใช้ในการให้แนวทางในการหาคำตอบแบบการค้นหาซ้ำๆ ที่อาศัยพื้นฐานวิธีการฮิวริสติก นั้นคือเป็นกระบวนการให้แนวทางในการค้นหาพื้นที่คำตอบได้อย่างครอบคลุมและคาดหวังว่าคำตอบที่ได้นั่นเป็นคำตอบที่ดีที่สุด โดยที่อัลกอริทึมต่างๆที่จัดว่าเป็นเมทธาฮิวริสติก ได้แก่ ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) เอนโคโลนี่ (Ant Colony System: ACO) เอลโวลูชันนารี่อัลกอริทึม (Evolutionaly Algorithms: EAs) เจนเนติกอัลกอริทึม (Ganetic Algorithms: GAs) ซิมูเลทแอนนีลลิ่ง (Simulated Annealing: SA) ทาบู เซิร์ท (Tabu Search: TS) และเมมเมติกอัลกอริทึม (Memetic Algorithms: MAs) เป็นต้น

รายละเอียดโดยสรุปของเมทธาฮิวริสติกที่ได้รับความนิยมใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาสมที่สุด ดังนี้

3.3.1.1 ซิมูเลทแอนเนลลิ่ง

SA (Kirkpatric, Gelatt and Vecchi, 1993) (William, et al., 1992) (Zomaya, 2001) เป็นเมทธาฮิวริสติกที่ใช้การสุ่มจุดคำตอบใหม่จากบริเวณข้างเตียงของจุดคำตอบเดิม โดยมีหลักการจากการเลียนแบบจากการตกผลึกของโลหะในช่วงที่เย็นตัว คือโมเลกุล (Molecule) สามารถมีการเคลื่อนที่อย่างอิสระที่อุณหภูมิสูงเปรียบเทียบกับการที่สามารถเลือกจุดคำตอบใหม่จากบริเวณจุดคำตอบเริ่มต้นได้อย่างอิสระ และจะเคลื่อนที่ช้าลงเมื่ออุณหภูมิลดต่ำลงอย่างช้าๆ เปรียบได้กับการที่มีข้อกำหนดมากขึ้นในการเลือกจุดคำตอบใหม่จากบริเวณจุดเดิม และในที่สุดอะตอม (Atom) จะมีการเรียงตัวจนกลายเป็นผลึกที่สมบูรณ์และมีเสถียรภาพเนื่องจากมีพลังงานน้อยที่สุดเปรียบได้กับคำตอบที่ดีที่สุดของฟังก์ชัน

3.3.1.2 ทาร์บู เซิร์ท

TS (Glover, 1989) (Glover, 1990) (Glover and Laguna, 1990) เป็นวิธีการหาคำตอบแบบสุ่ม มีหลักการมาจากการหาคำตอบที่ดีกว่าบริเวณข้างเคียงภายในพื้นที่การค้นหา โดยขั้นแรกจำกำหนดกลุ่มคำตอบเริ่มต้นในพื้นที่การค้นหาจากการสุ่มเช่นเดียวกันกับวิธีซิมูเลทแอนนีลลิ่ง จากนั้นทำการหาคำตอบที่ดีกว่าจากบริเวณข้างเคียงของกลุ่มคำตอบเริ่มต้น โดยมีการเปรียบเทียบไม่ให้ซ้ำกับกลุ่มคำตอบที่เคยหาผ่านมาแล้วซึ่งอยู่ใน (Tabu List) เมื่อได้กลุ่มคำตอบใหม่จากกลุ่มคำตอบเดิมแล้วทำการหากลุ่มคำตอบใหม่ต่อไปเรื่อยๆ จากกลุ่มคำตอบเดิม

3.3.1.3 เอลโวลูชันนารี่อัลกอริทึม

EAs เป็นเทคนิคการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่อาศัยการค้นหาแบบอิงฐานประชากร (Population Base Search) และเป็นเมทธาฮิวริสติกตัวหนึ่งที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างมากในปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ EAs จะทำการค้นหาสมาชิกคำตอบแบบหลายจุดพร้อมกัน ซึ่งทำให้เกิดคำตอบที่เป็นไปได้ นอกจากนี้ยังเป็นเทคนิคที่สามารถใช้แก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ และใช้ได้อย่างกว้างขวางกับทุกปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุด เมทธาฮิวริสติกที่จัดได้ว่าเป็น EAs ได้แก่ Ganetic Algorithms Evolutionary Strategy, Evolutionary Program, Scatter Search และ Memetic Algorithms

GAs เป็นการค้นหาคำตอบแบบเฟ้นสุ่ม (Stochastic Search) หรือเป็นเทคนิคการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่ลักษณะการทำงานในรูปแบบของการค้นหาแบบฮิวริสติกซึ่งมีรากฐานแนวความคิดมาจากทฤษฎีวิวัฒนาการชาร์ล ดาร์วิน (Charles Darwin) โดยอิงจากแนวความคิดการอยู่รอดของผู้ที่แข็งแรงที่สุด (Survival of the fittest) ในสภาวะแวดล้อมที่เหมือนกัน การทำงานของ Gas นี้จะเป็นไปในลักษณะการค้นหาคำตอบแบบคู่ขนาน (Parallel Search) โดยคำตอบที่ได้จากการหาคำตอบในหนึ่งรุ่น (Generation) จะผ่านการแปลง (Transformation) เพื่อที่จะนำไปสู่การค้นหาคำตอบที่ดีขึ้นในรุ่นถัดไป การเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นกับคำตอบ (Solution) หรือสมาชิกของประชากร (Individual) ภายในประชากร (Population) หนึ่งรุ่นนั้นจะเป็นไปเพื่อการสำรวจพื้นที่ในการค้นหา (Search Space) และส่งเสริมให้มีการถ่ายทอดคุณสมบัติที่ดี (Fit Characteristics) ของคำตอบที่ค้นพบในรุ่นปัจจุบันไปยังรุ่นถัดไป สมาชิกของประชากรที่มีคุณลักษณะที่ดีจะมีหลายคำตอบด้วยกันในประชากรที่ได้มาจากการค้นหาโดย Gas ซึ่งจะนำไปสู่การหาคำตอบที่ดีที่สุด (Optimal Solution) นั้นคือสมาชิกของประชากรที่ลักษณะดีที่สุด (Fittest Individual)

MAs มีพื้นฐานวิธีการค้นหาคำตอบมาจาก EAs เช่นเดียวกันกับ GAs แต่มีความแตกต่างที่ MAs เป็นการรวมกันของ EAs และการประยุกต์ใช้กระบวนการค้นหาคำตอบแบบเฉพาะที่ (Local Search Procedure) โดยที่ EAs จะใช้ Evolutionary Search ในการสำรวจพื้นที่คำตอบที่เป็นไปได้อย่างกว้างๆ ในขณะที่กระบวนการค้นหาคำตอบแบบเฉพาะที่จะทำการขยายคำตอบที่ดี (Zoom-in) ในพื้นที่คำตอบให้ออกมาเป็นคำตอบที่น่าสนใจและคาดว่าคำตอบนั้นจะเป็นคำตอบที่ดี นอกจากนี้ MAs ยังเป็นวิธีการที่ดีรับความนิยม และได้รับการพิสูจน์ว่าเป็นวิธีการที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้อย่างหลากหลายในด้านเทคนิคการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดเชิงจัด การหาค่าเหมาะสมที่สุดของฟังก์ชั้นไม่คงที่ (Optimization of Non-stationary Functions) การหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ และยังเป็นที่รู้จักกันในชื่อที่เรียกว่า hybrid EA, Ganetic Local Search, Baldwinian EAs, Lamarckian EAs เป็นต้น

ความแตกต่างของ SA TS GAs และ MAs คือ SA นั้นจะมีการค้นหาคำตอบทีละจุด แต่ GAs และ MAs จะเป็นการค้นหาแบบคู่ขนาน คือ ค้นหาคำตอบหลายจุดพร้อมกัน ทำให้โอกาสที่จะได้ค่าคำตอบที่เป็นค่าดีที่สุดเฉพาะที่ (Local Optimal Value) นั้นลดลง ส่วนการหาคำตอบโดย TS นั้นจำเป็นต้องเก็บข้อมูลเก่า (Tabu List) มาเปรียบเทียบในการหาคำตอบทำให้ต้องใช้หน่วยความจำมากขึ้นเรื่อยๆ ในกรณีที่มีการค้นหาคำตอบหลายรอบ แต่ GAs นี้จะใช้หน่วยความจำเท่าเดิมตลอดในการค้นหาแต่ละรุ่น ทั้ง SA และ TS จะใช้การหาคำตอบบริเวณข้างเคียงกับคำตอบเดิมเท่านั้น ทำให้ไม่เหมาะกับการหาคำตอบกับฟังก์ชั่นที่มีพื้นที่การค้นหาขนาดใหญ่

3.4 การแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ด้วยเอลโวลูชั่นนารี่อัลกอริทึมแบบหลายวัตถุประสงค์

เอลโวลูชันนารี่อัลกอริทึมแบบหลายวัตถุประสงค์ (Multi-Objective Evolutionary Algorithm: MOEAs) ได้นำมาประยุกต์ใช้ในปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ โดยอัลกอริทึมนี้ได้มีวัตถุประสงค์เพื่อค้นหาขอบเขตกลุ่มคำตอบ ที่ดีที่สุดที่มีลักษณะการกระจายแบบสม่ำเสมอ และใกล้เคียงกับขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่แท้จริง จะเป็นเซตคำตอบที่มี high-dimensional ซึ่งถือว่ามีความซับซ้อนมากกว่าปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบวัตถุประสงค์เดียว โดยทั่วไปแล้วการประมาณเซตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดจะเกี่ยวข้องกับสองเป้าหมายในการหาคำตอบในปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบหลายวัตถุประสงค์ เป้าหมายแรก คือ การกำหนดค่าความแข็งแรงแบบวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด (Pareto-based Fitness Assignment) ซึ่งจะใช้เป็นแนวทางในการค้นหาขอบเขตของกลุ่มคำตอบมีความสม่ำเสมอตลอดทั้งขอบเขตกลุ่มคำตอบ เป้าหมายที่สองคือ วิธีการประมาณความหนาแน่นของประชากรคำตอบ (Population Diversity) เพื่อใช้รักษาความหลากหลายให้กับคำตอบ ทำให้ลักษณะการกระจายของคำตอบบนขอบเขตกลุ่มคำตอบมีความสม่ำเสมอตลอดทั้งขอบเขตของกลุ่มคำตอบ ไม่เกาะอยู่บริเวฯใดบริเวณหนึ่ง ซึ่งทั้งสองเป้าหมายนี้จะกล่าวในหัวข้อถัดไป

วิธีการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ที่เป็นที่ยอมรับในความสามารถในการหาคำตอบ ก็คือ Multi-Objective GAs ซึ่งเป็นวิธีที่อ้างอิงมาจาก MOEAs และได้มีการพัฒนาเป็นอัลกอริทึมต่างๆ ได้แก่

- Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA) โดย Shaffer (1985)
- Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA) โดย Fonseca และ Fleming (1993)
- Niched-Pareto Genetic Algorithm (NPGA) โดย Horn, Nafpliotis และ Goldberg (1993)
- Non-dominate Sorting Genetic Algorithm (NSGA) พัฒนาโดย Srinivas และ Deb (1995)
- Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA) โดย Zitzler และ Thiele (1999)
- Pareto-Archived Evolutionary Strategy (PEAS) โดย Knowles และ Corne (2000)

- Niched-Pareto Genetic Algorithm (NPGA-II) โดย Erickson, Mayer และ Horn (2001)
- Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA 2) โดย Zitzler, Laumanns และ Thiele (2001)
- Non-dominated Sorting Ganetic Algorithm II (NSGA-II) โดย Deb, Agrawal, Prawal, Pratab และ Meyarivan (2002)
- Rank Density Genetic Algorithm (RDGA) โดย Lu, Yen และ Member (2003)

3.4.1 การกำหนดค่าความแข็งแรง

การกำหนดค่าความแข็งแรง (Fitness Assignment) ในปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์จะมีความแตกต่างกับการหาค้เหมาะสมที่สุดที่มีวัตถุประสงค์เดียว โดยสิ่งที่สำคัญสำหรับปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ คือการกำหนดค่าความแข็งแรงให้กับสมาชิกของกลุ่มประชากรแต่ละตัวได้อย่างเหมาะสม และสอดคล้องกับกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด วิธีการกำหนดค่าความแข็งแรงในปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ได้แก่ วิธีการคำนวณแบบเวกเตอร์ (Vector Evaluation Approach) โกล์โปรแกรมมิ่ง (Goal Programming Approach) วิธีคอมโพรไมส์ (Compromise Approach) วิธีการรวมฟังก์ชั่นโดยอาศัยการให้น้ำหนัก (Weighted Sum Approach) วิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด (Pareto-based Approach) เป็นต้น ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้การกำหนดค่าแข็งแรงด้วยวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดส่วนวิธีอื่นจะขอกล่าวถึงโดยสรุป (Gen และ Cheng, 2000) ดังนี้

3.4.1.1 วิธีการคำนวณค่าแบบเวกเตอร์

วิธีการนี้เป็นวิธีการกำหนดค่าแข็งแรงวิธีแรกที่ขยายผลให้ GAs มีความสามารถในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ จากเดิมที่ใช้ตัววัดความแข็งแรงแบบสเกลลาร์ (Scalar Fitness) ในแต่ละโครโมโซม จะใช้ตัววัดความแข็งแรงแบบเวคเตอร์ (Vector Fitness) เพื่อสร้างคำตอบในเจเนอเรชั่นต่อไป สำหรับปัญหาที่มี k วัตถุประสงค์ ในการเลือกคำตอบในแต่ละเจนเนอเรชั่นจะเป็นการทำซ้ำจำนวน k ครั้ง ซึ่งสัดส่วนของคำตอบในเจนเนเรชั่นต่อไปจะถูกเลือกด้วยพื้นฐานของแต่ละฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์

3.4.1.2 โกล์โปรแกรมมิ่ง

เป็นเทคนิคหนึ่ง ที่ใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดย Gen และ Liu (1997) นำมาประยุกต์ใช้กับ GAs เพื่อแก้ปัญหาโกล์โปรแกรมมิ่งแบบไม่เชิงเส้น ซึ่งวิธีการกำหนดค่าความแข็งแรงแบบนี้จะอาศัยการจัดอันดับ เพื่อประเมินความสามารถของสมาชิกคำตอบ โดยการให้อันดับจะใช้ค่าของวัตถุประสงค์ จากนั้นจะทำการเรียงลำดับของอันดับในแต่ละสมาชิกคำตอบ โดยการให้อันดับจะใช้ค่าของวัตถุประสงค์ จากนั้นจะทำการเรียงลำดับของอันดับในแต่ละสมาชิกคำตอบ และใช้หลักการให้ความสำคัญมากกว่ากัน โดยสมาชิกคำตอบที่มีความสำคัญมากกว่าจะได้รับอันดับแรก ถ้าสมาชิกคำตอบที่ได้รับการเรียงลำดับแล้วมีค่าวัตถุประสงค์เท่ากันจะให้สมาชิกคำตอบนั้นมีอันดับความสำคัญที่สอง ซึ่งค่าความแข็งแรงของสมาชิกคำตอบนี้จะถูกกำหนดด้วยการประมาณในช่วงจากช่วงที่ดีที่สุดถึงแย่ที่สุดตามฟังก์ชั่นเอ็กโปเนนเชียล

3.4.1.3 วิธีคอมไพรไมส์

Chang และ Gen (1997) ได้แนะนำวิธีการกำหนดค่าความแข็งแรงด้วยวิธีคอมโพรไมส์ เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาการหาเส้นทางที่สั้นที่สุด จากการพิจารณา 2 เกณฑ์ โดยที่พื้นฐานแนวคิดของเทคนิคนี้มาจากการลอกเลียนแบบการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์แบบทั่วไป (Conventional Multi-objective Optimizations) ซึ่งวิธีคอมไพล์ไมส์นี้จะทำการระบุคำตอบที่ใกล้เคียงกับคำตอบในอุดมคติ (Ideal Solution) ซึ่งกำหนดด้วยตัววัดระยะทางบางตัววัด สำหรับคำตอบในอุดมคติปกติแล้วจะไม่สามารถค้นพบได้ แต่สำหรับวิธีคอมโพรไมส์นี้จะช่วยให้การคำนวณค่ากลุ่มคำตอบที่พบได้นี้สามารถอ้างอิงไปสู่จุดคำตอบในอุดมคติได้ โดยพิสูจน์ให้เห็นว่าการค้นหาคำตอบให้เข้าใกล้คำตอบในอุดมคตินี้มีเหตุผลที่เป็นไปได้ โดยหลักการของจุดแทนคำตอบในอุดมคติได้ถูกแนะนำให้ใช้แทนหลักการเดิม ซึ่งจุดแทนคำตอบในอุดมคตินี้จะเป็นคำตอบที่สอดคล้องกับคำตอบในเจนเนอเรชั่นปัจจุบัน ที่ได้คำนวณบนพื้นที่การสำรวจพื้นที่คำตอบบางส่วน ไม่ใช่พื้นที่คำตอบทั้งหมด นั้นคือจุดแทนคำตอบในอุดมคตินี้จึงสามารถหาค่าได้ง่ายในแต่ละเจนเนอเรชั่น

3.4.1.4 วิธีการรวมฟังก์ชั่นโดยอาศัยการให้น้ำหนัก

วิธีการรวมฟังก์ชั่นโดยอาศัยการให้น้ำหนัก (Weighted Sum Approach) เป็นวิธีการที่ไม่ยุ่งยากและง่ายต่อการนำไปใช่ วิธีการนี้อาศัยการให้น้ำหนักกับฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์แต่ละอย่าง โดยที่น้ำหนักนี้อาจจะได้มาจากการประมาณความสำคัญของวัตถุประสงค์นั้นๆ แล้วนำเอาน้ำหนักและฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ทั้งหมดมารวมกัน (Weighted Sum) เป็นเส้นตรง (Scalar Fitness Function) เพื่อสร้างค่าวัตถุประสงค์ใหม่เพียงค่าเดียว โดยมีน้ำหนักของวัตถุประสงค์เป็นสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์นั้นๆ ดังสมการที่ (3.13) และคำตอบที่ได้จากการรวมวัตถุประสงค์จะมีเพียงคำตอบเดียวที่ให้ค่าเหมาะสมที่สุดระหว่างแต่ละวัตถุประสงค์ วิธีการหาคำตอบที่ใช้วิธีรวมวัตถุประสงค์ ได้แก่ วิธีการรวมฟังก์ชั่นโดยอาศัยการให้น้ำหนัก (Weighted Sum Approach) โดย Jakob et al. วิธีลดฟังก์ชั่นไปสู่ฟังก์ชั่นเดียว (Reduction to Single Objective) โดย Ritzel และ Wayland วิธีการบรรลุเป้าหมาย (Goal Attainment) เป็นต้น

$$f(x) = w_1 f_1(x) + w_2 f_2(x) + ... + w_k f_k(x) \qquad (3.13)$$

จากสมการที่ (3.13) ถ้ากำหนดน้ำหนักให้กับแต่ละวัตถุประสงค์เป็นค่าเฉพาะหนึ่งๆ จะเห็นได้ว่าทิศทางการหาคำตอบจะมุ่งสู่จุดใดจุดหนึ่งเพียงจุดเดียวเท่านั้น ดังนั้นวิธีการนี้จะให้คำตอบที่ดีที่สุด (Trade-off) สำหรับการกำหนดค่าน้ำหนักแบบหนึ่งๆ เพียงคำตอบเดียว จึงไม่ต้องพึ่งพาการตัดสินใจของผู้ตัดสินใจ (Decision Maker) อีกครั้งหนึ่ง

ปัญหาประการหนึ่งของการกำหนดน้ำหนักเป็นค่าเฉพาะหนึ่งๆ นั้นก็คือถ้าหากไม่มีข้อมูลเพียงพอก็จะเกิดความยุ่งยากในการกำหนดน้ำหนักของแต่ละวัตถุประสงค์ในกรณีนี้อาจใช้วิธีการสร้างกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด แทนโดยการเปลี่ยนค่าน้ำหนักของวัตถุประสงค์ไปเรื่อยๆเพื่อหาขอบเขตของคำตอบที่ดี แล้วค่อยให้ผู้ตัดสินใจเลือก และสำหรับกรณีที่วัตถุประสงค์เข้าด้วยกันได้โดยตรง ต้องทำการเปลี่ยนรูปฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ (Normalized) ทั้งหมดให้สอดคล้องและเป็นหน่วยพื้นฐานเดียวกันเสียก่อน

โดยทั่วไปวิธีการปรับน้ำหนัก จะมีการนำมาเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาแบบพันธุกรรม คือ วิธีการกำหนดแบบตายตัว (Fixed-Weighted) Approach) วิธีการกำหนดน้ำหนักแบบปรับเปลี่ยนได้ (Adaptive Weighted Approach)

วิธีการกำหนดแบบตายตัว เป็นวิธีการกำหนดให้น้ำหนักมีค่าไม่เปลี่ยนแปลงไประหว่างกระบวนการวิวัฒนาการ โดยที่น้ำหนักนี้สามารถกำหนดได้โดยการได้รับ

ความรู้มาก่อน หรือถ้าไม่มีการได้รับความรู้มาก่อน จะใช้การสุ่มน้ำหนัก และวิธีการนี้จะใช้ทิศทางที่แน่นอนในการกำหนดน้ำหนัก

วิธีการกำหนดน้ำหนักแบบสุ่ม เป็นวิธีการสุ่มน้ำหนักในการเลือกกระบวนการที่ทำให้เกิดคำตอบที่เป็นไปได้ โดยวิธีการนี้จะทำให้ได้ขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่มีลักษณะการกระจายสม่ำเสมอ แต่ยังเป็นวิธีที่ละเลยกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่ได้ในแต่ละเจนเนอเรชั่น

วิธีการกำหนดน้ำหนักแบบปรับเปลี่ยนได้ วิธีการนี้จะมีการปรับให้น้ำหนักในเจนเนอเรชั่นปัจจุบันให้สามารถค้นหาคำตอบในอุดมคติได้ เนื่องจากวิธีการนี้เป็นการใช้น้ำหนักที่ปรับปรุงใหม่มาใช้ในแต่ละเจเนอเรชั่น จึงทำให้ได้คำตอบนี้มีโอกาสนี้มีโอกาสที่จะเป็นคำตอบในอุดมคติหรือคำตอบที่ดีที่สุด

3.4.1.5 **วิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด**

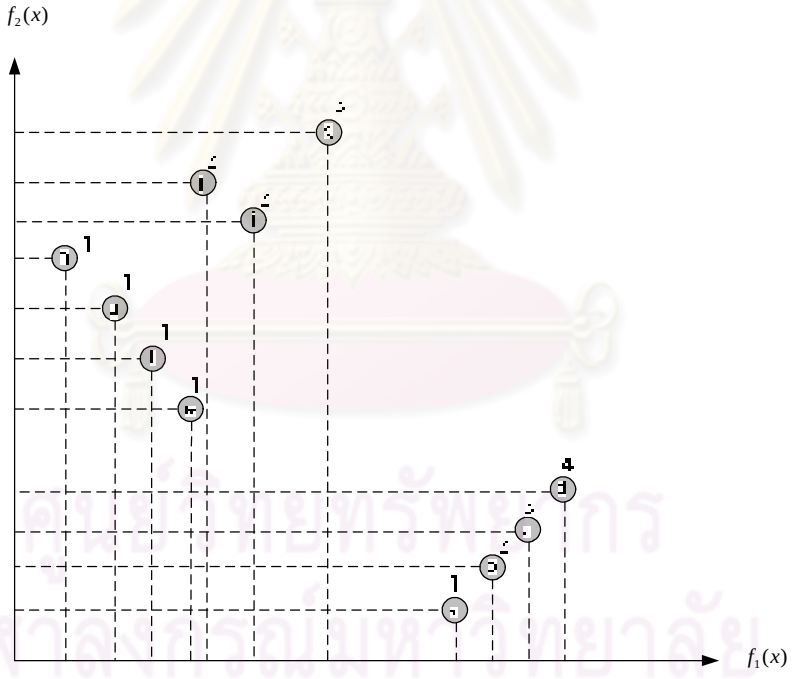
วิธีการนี้จะใช้การจัดอันดับแบบพาเรโต (Pareto Ranking Approach) ในการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์และค่าความแข็งแรง โดยใช้หลักการของ Pareto dominance เพื่อคำนวณค่าแข็งแรง หรือใช้ความน่าจะเป็นในการเลือกคำตอบ ซึ่งประชากรจะถูกจัดอันดับตามหลัก Dominance Rule แต่ละคำตอบจะถูกกำหนดค่าความแข็งแรงภายใต้พื้นฐานอันดับคำตอบ ซึ่งไม่ใช่ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์จริง หรืออาจกล่าวได้ว่าเป็นค่าแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) นั่นเองเปรียบเสมือนการแยกกลุ่มคำตอบ โดยใช้ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงเป็นตัวกำหนด นอกจากนี้สมาชิกคำตอบที่มีอันดับเดียวกันจะถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มคำตอบเดียวกัน ซึ่งถือว่าสมาชิกคำตอบนี้จะมีโอกาสหรือมีความน่าจะเป็นที่เท่าเทียมกันในการที่จะถูกเลือกไปทำให้เกิดคำตอบใหม่

สำหรับวิธีการกำหนดค่าแข็งแรงแบบนี้ จะทำให้มีคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหามากกว่าหนึ่งคำตอบ และอยู่ในรูปแบบที่เป็นเซตหรือกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด นั่นคือกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด นั่นคือกลุ่มคำตอบที่ไม่มีคำตอบตัวใดที่ดีกว่ากลุ่มคำตอบนี้ หรือคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากคำตอบอื่นเลย ตัวอย่างวิธีการกำหนดค่าความแข็งแรงที่ใช้วิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด ได้แก่

- วิธีการจัดอันดับของ Goldberg หรือ Non-dominated Sorting
- วิธีการจัดลำดับของ Fonseca และ Fleming
- วิธีการจัดอันดับแบบ Accumulate Ranking Density Strategy (AARS)
- วิธีการจัดอันดับแบบ Strength of Dominators

วิธีการจัดอันดับของ Goldberg

การกำหนดค่าความแข็งแรงของคำตอบ ด้วยการจัดอันดับที่แบบพาเรโตถูกนำเสนอเป็นครั้งแรกด้วย Goldberg (1989) และเรียกวิธีนี้ว่าวิธีการจัดลำดับของ Goldberg (Goldberg's Ranking) หรือ Non-dominated Sorting และเป็นเทคนิคหนึ่งในการบรรลุเป้าหมายแรกในการแก้ปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ คือการได้มาของขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Pareto Frontier) แนวคิดพื้นฐานของเทคนิคนี้ คือการจัดลำดับเซตของสตริงคำตอบในประชากรคำตอบทั้งหมด โดยจะพิจารณาคำตอบที่ไม่มีคำตอบใดดีกว่าเซตคำตอบนี้เป็นอันดับแรก และจัดอันดับ (Rank) เป็นอันดับที่หนึ่ง จากนั้นจะถูกตัดออกจากการพิจารณาของประชากรคำตอบทั้งหมด เซตของสตริงคำตอบที่เหลือจะถูกจัดให้เป็นอันดับต่อมา โดยที่กระบวนการหาคำตอบที่ดีที่สุดของเทคนิคนี้จะค้นหาคำตอบจนกระทั่งคำตอบในประชากรคำตอบทั้งหมดถูกจัอันดับ แสดงได้ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 วิธีการจัดลำดับของ Goldberg

จากรูปที่ 3.2 จะเห็นได้ว่าสมาชิกประชากรคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากคำตอบอื่น จะถูกจัดให้มีอันดับที่หนึ่ง จากนั้นจะไม่พิจารณาสมาชิกดังกล่าวชั่วคราว เพื่อกำหนดอันดับที่ ให้กับสมาชิกประชากรคำตอบที่เหลืออยู่ โดยถ้าสมาชิกประชากรคำตอบนั้นไม่ถูกครอบงำจากคำตอบอื่น จะถูกจัดอันดับที่ให้เป็นอันดับต่อมา และพิจารณาไปเรื่อย ๆ จนครบ

สมาชิกคำตอบทุกคำตอบ โดยเริ่มต้นจากสมาชิกตัวที่แข็งแรงที่สุด จนถึงสมาชิกตัวที่มีความอ่อนแอที่สุด สำหรับการจัดอันดับของ Goldberg นี้จะเป็นการกำหนดค่าแข็งแรงที่ได้นำไปประยุกต์ใช้กับเจนเนติกอัลกอริทึมที่มีชื่อว่า Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGAII)

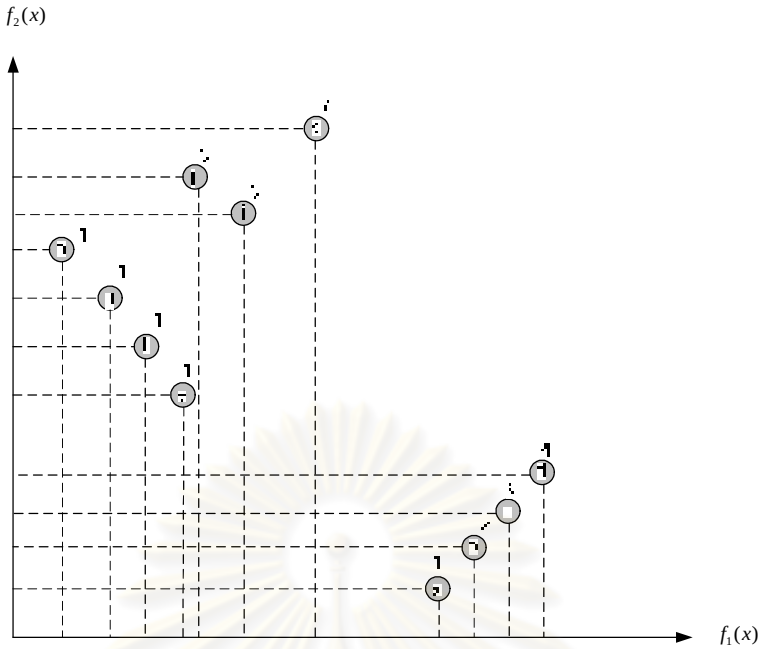
วิธีการจัดลำดับของ Fonseca และ Fleming

Fonseca และ Fleming (1993) ได้เสนอความผันแปรเกี่ยวกับเทคนิคการจัดอันดับของ Goldberg โดยที่การจัดอันดับแบบ Fonseca และ Fleming นี้เป็นเทคนิคที่ใช้การจัดอันดับสมาชิกประชากรคำตอบปัจจุบันเช่นเดียวกันกับวิธีของ Goldberg แต่มีความแตกต่างในการพิจารณาจำนวนคำตอบที่ถูกครอบงำ (Dominated Solution) ซึ่งได้จากเปรียบเทียบคำตอบในแต่ละสมาชิกคำตอบ คำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากคำตอบอื่น (Non-Dominated Solution) จะถูกจัดอันดับเป็นอันดับแรก จากนั้นจะพิจารณาเปรียบเทียบคำตอบที่เหลือ ถ้าคำตอบนั้นถูกครอบงำจากคำตอบในอันดับแรกเพียงหนึ่งคำตอบ จะได้อันดับของคำตอบเป็นอันดับที่สอง ถ้าคำตอบนั้นถูกครอบงำจากคำตอบอันดับแรกจำนวนสองคำตอบ จะได้อันดับของคำตอบนั้นเป็นอันดับที่สาม นั่นคือสมาชิกคำตอบ x_i ในเจนเนอเรชั่นที่ t จะถูกการครอบงำด้วยจำนวนคำตอบในเจนเนอเรชั่นปัจจุบัน $p_i^{(t)}$ กำหนดได้จากสมการที่ (3.14)

$$rank(x,t) = 1 + p_i^{(t)} \tag{3.14}$$

จากสมการที่ (3.14) จะเห็นได้ว่าสมาชิกคำตอบของกลุ่มประชากรที่มีอันดับสูงที่สุดจะมีค่าความแข็งแรงอันดับน้อยที่สุด และสมาชิกคำตอบของกลุ่มประชากรที่มีอันดับต่ำที่สุดจะมีค่าความแข็งแรงอันดับที่สูงที่สุด อธิบายดังรูปที่ 3.3

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.3 วิธีการจัดลำดับของ Fonseca และ Fleming (1993)

จากรูปที่ 3.3 จะเห็นได้ว่าค่าอันดับที่ของสมาชิกที่สนใจเท่ากับการนำค่า 1 บวกกับจำนวนสมาชิกในประชากรคำตอบที่สามารถครอบงำคำตอบนั้นได้ โดยค่าอันดับที่ของสมาชิกประชากรคำตอบสามารถคำนวนได้ดังนี้

สมาชิกประชากรคำตอบ a จะมีอันดับที่ = 1

สมาชิกประชากรคำตอบ b จะมีอันดับที่ = 1+(1) = 2

สมาชิกประชากรคำตอบ c จะมีอันดับที่ = 1+(2) = 3

สมาชิกประชากรคำตอบ d จะมีอันดับที่ = 1+(3) = 4

สมาชิกประชากรคำตอบ e จะมีอันดับที่ = 1

สมาชิกประชากรคำตอบ f จะมีอันดับที่ = 1

สมาชิกประชากรคำตอบ g จะมีอันดับที่ = 1

สมาชิกประชากรคำตอบ h จะมีอันดับที่ = 1

สมาชิกประชากรคำตอบ i จะมีอันดับที่ = 1+(4) = 5

สมาชิกประชากรคำตอบ j จะมีอันดับที่ = 1+(4) = 5

สมาชิกประชากรคำตอบ k จะมีอันดับที่ = 1+(6) = 7

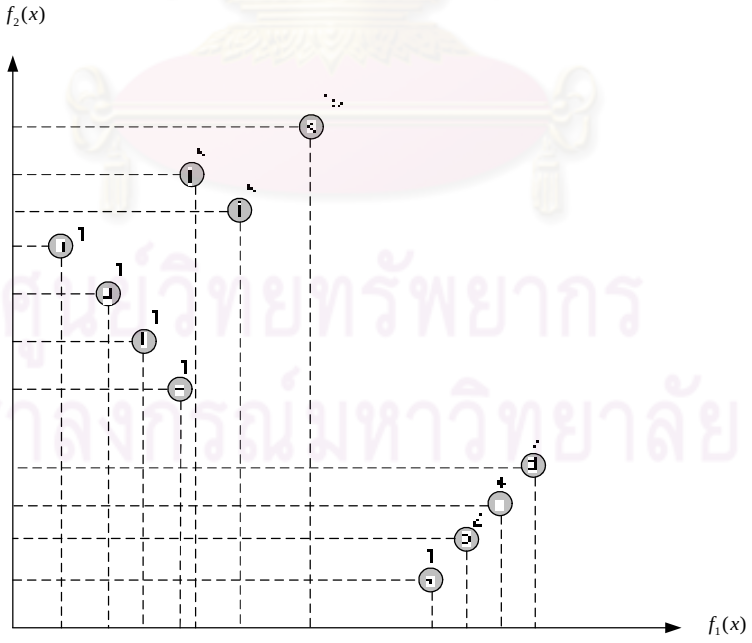
ผลลัพธ์ของการกำหนดอันดับที่ให้กับสมาชิกคำตอบในกลุ่มประชากรได้ครบทุกตัวแล้ว คือค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงของคำตอบ โดยสมาชิกตัวที่แข็งแรงที่สุดจะมีอันดับที่น้อยที่สุด และสมาชิกตัวที่มีค่าความอ่อนแอที่สุด จะมีอันดับทีสูงที่สุด สำหรับการจัดอันดับของ

Fonseca และ Fleming (1993) นี้จะเป็นการกำหนดค่าความแข็งแรงที่ได้นำไปประยุกต์ใช้กับเจนเนติกอัลกอริทึมที่มีชื่อว่าเจนเนติกอัลกอริทึมที่มีหลายวัตถุประสงค์ (Multi-Objective Genetic Algorithm: MOGA)

วิธีการจัดอันดับแบบ Accumulate Ranking Density Strategy

วิธีการจัดอันดับแบบ Accumulate Ranking Density Strategy (AARS) เป็นวิธีการจัดอันดับที่มีพื้นฐานแนวคิดมาจากวิธีการจัดลำดับของ Fonseca และ Fleming ดังนั้นอันดับที่ของสมาชิกคำตอบที่กำหนดให้แต่ละสมาชิกประชากรคำตอบ จะเท่ากับ 1 บวกกับผลรวมอันดับที่ได้จากการจัดลำดับแบบ Fonseca และ Fleming (1993) นั่นคือพิจารณาสามชิกคำตอบ y_i ในเจนเนอเรชั่นที่ t จะถูกการครอบงำด้วยอันดับที่ของสมาชิกคำตอบที่ได้จากการจัดลำดับแบบ Fonseca และ Fleming ในเจนเนอเรชั่นปัจจุบัน $p_i^{(t)}$ โดยการจัดลำดับของสมาชิกคำตอบสามารถกำหนดได้จากสมการที่ (3.15)

$$rank(y,t) = 1 + \sum_{j=1}^{p_i^{(t)}} rank(y,t) \qquad (3.15)$$



รูปที่ 3.4 วิธีการจัดอันดับแบบ Automatic Accumulated Ranking Strategy

จากรูปที่ 3.4 จะเห็นได้ว่าค่าอันดับที่ของสมาชิกคำตอบที่พิจารณาเท่ากับผลรวมของอันดับที่ของสมาชิกคำตอบที่สามารถครอบงำคำตอบนั้นได้ และคำตอบใดที่ไม่ถูกครอบงำจากคำตอบอื่นเลย จะถูกจัดให้อยู่ในอันดับแรกเช่นเดียวกับวิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg และวิธีการจัดลำดับแบบ Fonseca และ Fleming โดยค่าอันดับที่ของสมาชิกประชากรคำตอบสามารถคำนวณได้ดังนี้

สมาชิกประชากรคำตอบ a จะมีอันดับที่ = 1

สมาชิกประชากรคำตอบ b จะมีอันดับที่ = 1+(1) = 2

สมาชิกประชากรคำตอบ c จะมีอันดับที่ = 1+(1+2) = 4

สมาชิกประชากรคำตอบ d จะมีอันดับที่ = 1+(1+2+3) = 7

สมาชิกประชากรคำตอบ e จะมีอันดับที่ = 1

สมาชิกประชากรคำตอบ f จะมีอันดับที่ = 1

สมาชิกประชากรคำตอบ g จะมีอันดับที่ = 1

สมาชิกประชากรคำตอบ h จะมีอันดับที่ = 1

สมาชิกประชากรคำตอบ i จะมีอันดับที่ = 1+(1+1+1+1) = 5

สมาชิกประชากรคำตอบ j จะมีอันดับที่ = 1+(1+1+1+1) = 5

สมาชิกประชากรคำตอบ k จะมีอันดับที่ = 1+(1+1+1+1+5+5) = 7

ผลลัพธ์ของการกำหนดอันดับที่ให้กับสมาชิกคำตอบในกลุ่มประชากรได้ครบทุกตัวแล้ว คือค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงของคำตอบ โดยสมาชิกตัวที่แข็งแรงที่สุดจะมีอันดับที่น้อยที่สุด และสมาชิกตัวที่มีความอ่อนแอที่สุด จะมีอันดับที่สูงที่สุด สำหรับวิธีการจัดอันดับแบบ Automatic Accumulated Ranking Strategy นี้จะเป็นการกำหนดค่าความแข็งแรงที่ได้นำไปประยุกต์ใช้กับเจนเนติกอัลกอริทึมที่มีชื่อว่า Rank Density Genetic Algorithm (RDGA)

วิธีการจัดอันดับแบบ Strength of Dominators

การจัดอันดับแบบ Strength of Dominators เป็นวิธีการกำหนดค่าความแข็งแรงของสมาชิกคำตอบที่แตกต่างจากวิธีการจัดอันดับของ Goldberg วิธีการจัดอันดับของ Fonseca และ Fleming และวิธีการจัดลำดับของ Automatic Accumulated Ranking Strategy เนื่องจากในวิธีนี้จะกำหนดค่าความแข็งแรงให้กับสมาชิกคำตอบด้วยการพิจารณาจำนวนสมาชิกในประชากรคำตอบที่ดีกว่าคำตอบที่กำลังพิจารณาอยู่ (Raw Fitness Value: $R(i)$) รวมกับการพิจารณาความหนาแน่นในบริเวณใกล้เคียงกับคำตอบนั้น(Density Information: $D(i)$) ไปพร้อม

กัย วิธีการจัดอันดับแบบ Strength of Dominators ยังพิจารณาจำนวนคำตอบที่แย่กว่าคำตอบที่พิจารณาอยู่ เรียกว่าค่า Strength (Strength Value: $S(i)$) โดยผลรวมของค่า $S(i)$ นี้จะทำให้สามารถหาค่า $R(i)$ ได้ สมาชิกคำตอบที่มีค่า $R(i)=0$ แสดงว่าคำตอบนั้นเป็นคำตอบที่ไม่ถูกครอบงำจากคำตอบอื่นเลย และสมาชิกคำตอบนี้จะถูกเก็บไว้สถานที่เก็บคำตอบที่ดี(Archive of Non-dominated Solution) (Zitzler, Laumanns และ Thiele, 2002) ดังนั้นวิธีนี้จะมีค่าความแข็งแรงตามสมการที่ (3.16) ดังนี้

$$F(i) = R(i) + D(i) \tag{3.16}$$

กำหนดให้

$$S(i) = \left|\left\{ j \,\middle|\, j \in P_i + E_i \wedge i \prec j \right\}\right| \tag{3.17}$$

โดยที่ P_i แทนประชากรคำตอบ

E_i แทนประชากรคำตอบที่เป็น Non-dominated Solution

$|\,|$ แทนจำนวนเซตคำตอบ

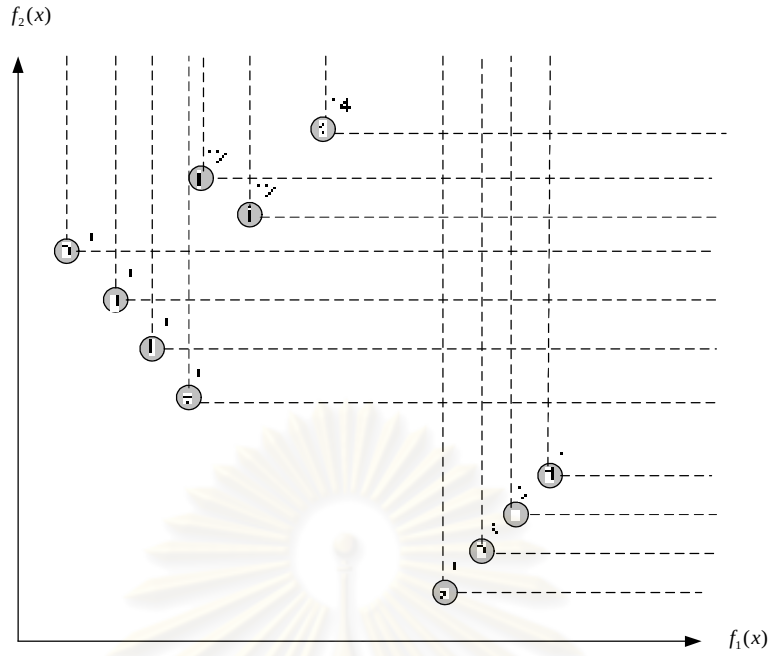
$+$ แทนการรวมกันของหลายเซตคำตอบ

$\succ$ แทน Pareto Dominance Relation

และสามารถคำนวณค่า $R(i)$ ได้จาก

$$R(i) = \sum_{j \in P_i + \bar{P}_i,\, j \succ i} S(j) \tag{3.18}$$

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.5 วิธีการจัดอันดับแบบ Strength of Dominators

จากรูปที่ 3.5 แสดงการคำนวณค่า $R(i)$ จะเห็นได้ว่า ในกลุ่มประชากรหนึ่งจำเป็นต้องมีการพิจารณาสมาชิกคำตอบด้วยการพิจารณาจำนวนสมาชิกในประชากรคำตอบที่ดีกว่าคำตอบที่พิจารณาอยู่ และจำนวนคำตอบที่แย่กว่าคำตอบที่พิจารณาอยู่โดยในแต่ละสมาชิกคำตอบสามารถคำนวณค่าดังกล่าวได้ดังนี้

สมาชิกประชากรคำตอบ a จะมีอันดับที่ = $S(j)=3, R(i)=0$

สมาชิกประชากรคำตอบ b จะมีอันดับที่ = $S(j)=2, R(i)=3$

สมาชิกประชากรคำตอบ c จะมีอันดับที่ = $S(j)=1, R(i)=3+2=5$

สมาชิกประชากรคำตอบ d จะมีอันดับที่ = $S(j)=0, R(i)=3+2+1=6$

สมาชิกประชากรคำตอบ e จะมีอันดับที่ = $S(j)=3, R(i)=0$

สมาชิกประชากรคำตอบ f จะมีอันดับที่ = $S(j)=3, R(i)=0$

สมาชิกประชากรคำตอบ g จะมีอันดับที่ = $S(j)=3, R(i)=0$

สมาชิกประชากรคำตอบ h จะมีอันดับที่ = $S(j)=3, R(i)=0$

สมาชิกประชากรคำตอบ i จะมีอันดับที่ = $S(j)=1, R(i)=3+3+3+3+3=12$

สมาชิกประชากรคำตอบ j จะมีอันดับที่ = $S(j)=1, R(i)=3+3+3+3+3=12$

สมาชิกประชากรคำตอบ k จะมีอันดับที่ = $S(j)=1, R(i)=3+3+3+3+1+1=14$

ซึ่งในตัวอย่างการคำนวณนี้ไม่ได้แสดงถึงค่าความแข็งแรงของประชากรคำตอบ $F(i)$ เนื่องจากยังไม่ได้มีการคำนวณความหนาแน่น $D(i)$ และจะกล่าวในหัวข้อถัดไป

ผลลัพธ์ของการกำหนดค่า Raw Fitness Value จะมีลักษณะคล้ายคลึงกับรูปแบบการจัดอันดับค่าความแข็งแรงวิธีอื่น ๆ คือ จะได้กลุ่มสมาชิกคำตอบที่มีอันดับที่น้อยที่สุด นั่นคือสมาชิกที่มีความแข็งแรงมากที่สุด นั่นคือ Raw Fitness Value มีค่าเท่ากับศูนย์ จะนำคำตอบเหล่านี้ไปเก็บไว้ในสถานที่เก็บคำตอบที่ดี

สำหรับวิธีการจัดลำดับแบบ Strength of Dominators นี้จะเป็นการกำหนดค่าความแข็งแรงที่ได้นำไปประยุกต์ใช้กับเจนเนติกอัลกอริทึมที่มีชื่อว่า Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2)

3.4.2 การแบ่งปันค่าความแข็งแรง

ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์นั้น มีเป้าหมายเพื่อให้ได้ขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด และมีลักษณะรูปแบบการกระจายของเซตคำตอบบนขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดแบบสม่ำเสมอ ซึ่งวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดสามารถทำให้บรรลุเป้าหมายในข้อแรก ส่วนเป้าหมายข้อที่สองนี้เป็นวิธีที่ใช้ในการสร้างความหลากหลายให้กับคำตอบ เนื่องจากสมาชิกคำตอบที่อยู่บนขอบเขตคำตอบเดียวกันมีการเกาะกลุ่มอยู่บริเวณใดบริเวณหนึ่ง ส่งผลให้บริเวณอื่น ๆ ไม่มีสมาชิกคำตอบอยู่เลย (ไม่พบคำตอบอื่น ๆ เลย) ปรากฏการณ์เช่นนี้ เรียกว่าการลอยเลื่อนเชิงพันธุกรรม (Genetic Drift) ซึ่งมักเกิดขึ้นกับปัญหาที่มีคำตอบหลายคำตอบ (Multi-model Problem) หรือปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ดังนั้นจึงต้องอาศัยเทคนิคที่เรียกว่า วิธีการสร้างความหลากหลายให้กับประชากรคำตอบ (Diversity Population) ซึ่งจัดว่าเป็นการแบ่งปันค่าความแข็งแรง (Fitness Sharing) ในการลดทอนค่าความแข็งแรงของสมาชิกคำตอบที่เกาะอยู่เป็นกลุ่ม ซึ่งขึ้นอยู่กับจำนวนสมาชิกที่เกาะบริเวณคำตอบนั้น ซึ่งมีเทคนิคต่าง ๆ ดังนี้

3.4.2.1 Niched Fitness Sharing Technique

แนวคิดของ Fitness Sharing ได้ถูกนำเสนอเป็นครั้งแรกด้วย Goldberg และ Richardson(1987) เนื่องจากการคงไว้ของความหลากหลายของประชากร คือการแบ่งสมาชิกในประชากรให้มีการแบ่งปันค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงร่วมกัน และการแบ่งปันนี้จะทำให้ค่าความแข็งแรงลดลง ผลที่ได้จากการแบ่งปันความแข็งแรง จะทำให้กลุ่มคำตอบที่ได้มีการกระจายแบบสม่ำเสมอมากขึ้น สำหรับ Niching เป็นวิธีหนึ่งที่ใช้ในการแบ่งปันค่าความแข็งแรง และนำมาประยุกต์ใช้ใน MOGA โดยจะทำการคำนวณขนาดของ Niche เพื่อใช้เป็นสัดส่วนในการ

แบ่งปันค่าความแข็งแรงของสมาชิกคำตอบที่อยู่ใน Niche เดียวกัน ขั้นตอนการคำนวณการแบ่งปันความแข็งแรงแสดงได้ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 คำนวณค่า Euclidean Distance ระหว่างประชากรคำตอบ x และ y ที่มีประชากรคำตอบเป็น Normalized Objective ดังนั้นค่าของประชากรคำตอบจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1

$$df(x,y) = \sqrt{\sum_{k=1}^{K}\left(\frac{f_k(x) - f_k(y)}{f_k^{\max} - f_k^{\min}}\right)^2} \tag{3.19}$$

โดยที่ $df(x,y)$ คือระยะทางจากจุด x และ y ที่ได้รับการ Normalized

$f_k^{\max}$ และ $f_k^{\min}$ คือ ค่ามากที่สุดและน้อยที่สุดของค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ $f_k(\cdot)$ ตามลำดับ

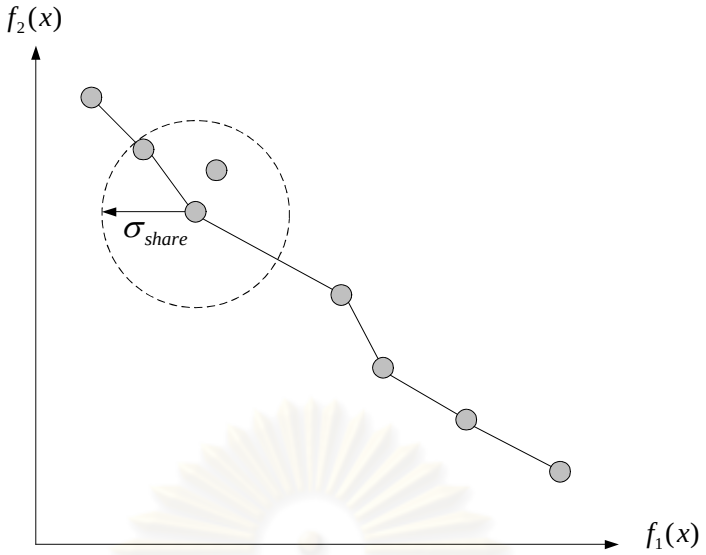
ขั้นตอนที่ 2 เมื่อได้ระยะทางระหว่างคำตอบที่ได้รับการ Normalized แล้วจะทำการคำนวณ Niche Count ซึ่งถือว่าเป็นการคำนวณขนาดของ Niche เพื่อใช้เป็นขอบเขตพื้นที่ในการระบุจำนวนสมาชิกคำตอบที่อยู่ใน Niche เดียวกัน

$$nc(x,t) = \sum_{y \in P, r(y,t)=r(x,t)} \max\left\{\frac{\sigma_{share} - df(x,y)}{\sigma_{share}}, 0\right\} \tag{3.20}$$

โดยที่ σ_{share} คือขนาดของ Niche

ขั้นตอนที่ 3 หลังจากได้ Niche Count แล้ว จะทำให้สามารถคำนวณค่าความแข็งแรงที่ถูกปรับตามตำแหน่งที่อยู่ใน Niche ดังนี้

$$f'(x,t) = \frac{f(x,t)}{nc(x,t)} \tag{3.21}$$



รูปที่ 3.6 Niched Fitness Sharing Technique

3.4.2.2 Crowding Distance

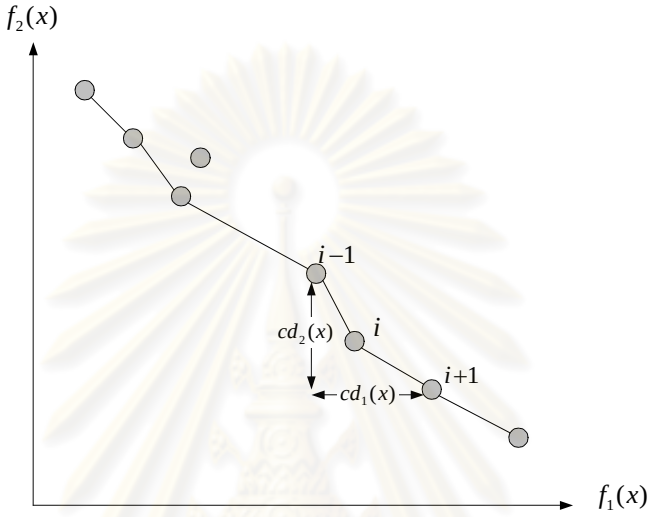
Crowding Distance เป็นเทคนิกหนึ่งที่มีความสามารถในการทำให้ประชากรคำตอบบนขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีมีลักษณะการกระจายอย่างสม่ำเสมอมากยิ่งขึ้นและนำมาใช้ในการบรรลุเป้าหมายที่สองดังกล่าวของ NSGA II โดยเทคนิคนี้จะถูกนำมาใช้คำนวณระยะทางระหว่างสมาชิกประชากรคำตอบที่อยู่ใน Front เดียวกันเท่านั้น ขั้นตอนการคำนวณ Crowding Distance แสดงได้ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ถ้าสมาชิกประชากรคำตอบมีอันดับที่เท่ากันแล้วให้คำนวณขั้นตอนที่ 2 และ 3 ดังนี้

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดให้ l แทนจำนวนประชากรคำตอบทั้งหมดใน Front ที่ $j, j = 1,..., R$ และ $x_{[i,k]}$ แทน สมาชิกประชากรคำตอบที่ i ในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ k ที่ได้รับการเรียงลำดับฟังก์ชันวัตถุประสงค์จากน้อยไปมาก (Sort List) โดยสมาชิกประชากรคำตอบที่มีลำดับที่ 1 (ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์น้อยที่สุด) และลำดับสุดท้าย (ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์มากที่สุด) จะถูกกำหนดให้มี Crowding Distance เป็นค่ามาก ๆ (Infinity) นั่นคือ $cd_k(x_{[I,k]}) = \infty$ และ $cd_k(x_{[l,k]}) = \infty$ ส่วนสมาชิกประชากรคำตอบรายการเรียงลำดับที่ 2 ถึง ลำดับที่ $l-1$ จะคำนวณ Crowding Distance จาก

$$cd_k(x_{[i,k]}) = \frac{f_k(x_{[i+1,k]}) - f_k(x_{[i-1,k]})}{f_k^{\max} - f_k^{\min}} \tag{3.22}$$

ขั้นตอนที่ 3 คำนวณผลรวมของ Crowding Distance ทั้ง k ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ จะได้ว่า $cd(x) = \sum cd_k(x)$ นั่นคือค่า Crowding Distance ของสมาชิกคำตอบนั้น ๆ โดยค่านี้จะแสดงถึงระยะห่างระหว่างจุดที่อยู่ต่อเนื่องบนคำตอบใน Front เดียวกัน ค่า Crowding Distance น้อยจะแสดงให้เห็นถึงกลุ่มคำตอบใน Front นั้นมีการเกาะกลุ่มกัน ส่วนค่า Crowding Distance มากจะแสดงให้เห็นว่ากลุ่มคำตอบใน Front นั้นมีการกระจายอย่างชัดเจน



รูปที่ 3.7 Crowding Distance

3.4.2.3 Adaptive Density Estimation

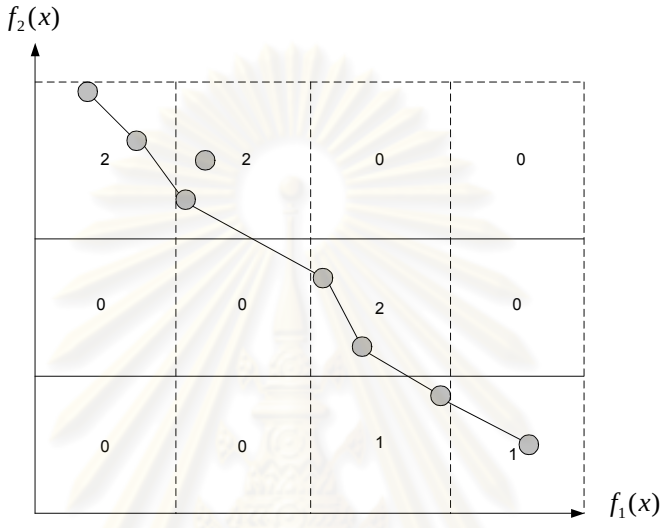
Adaptive Density Estimation เป็นเทคนิคหนึ่งที่ถูกนำมาใช้เพื่อแสดงให้เห็นความแตกต่างของสมาชิกคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากัน และทำให้ประชากรคำตอบบนขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีมีลักษณะการกระจายอย่างสม่ำเสมอมากยิ่งขึ้น โดยเทคนิคนี้จะทำการแบ่งพื้นที่วัตถุประสงค์ (Objective Space) แบ่งออกเป็นเซลล์ (Cell) จำนวนสมาชิกประชากรคำตอบที่อยู่ในเซลล์เดียวกัน จะเป็นสิ่งที่กำหนดความหนาแน่นของเซลล์ โดยข้อมูลความหน่าแน่น (Density Information) นี้ที่นำมาใช้ในการเพิ่มความหลากหลายให้กับประชากรคำตอบ ขั้นตอนในการคำนวณของ Adaptive Density Estimation แสดงได้ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 สร้างเซลล์เพื่อใช้เป็นขอบเขตในการพิจารณาความหนาแน่นด้วยการแบ่งพื้นที่วัตถุประสงค์ด้วยความกว้างของเซลล์ที่คำนวณได้จากสมการที่ (3.23) ดังนี้

$$d_i = \frac{\max f_i(x) - \min f_i(x)}{K_i}, i = 1, 2, ..., k \qquad (3.23)$$

และ K แทนจำนวนฟังก์ชันวัตถุประสงค์

ขั้นตอนที่ 2 ในแต่ละสมาชิกในประชากรคำตอบเบื้องต้นจะทำการค้นหาจุดใกล้เคียงกับจุดกึ่งกลางของเซลล์ และกำหนดให้เป็นที่อยู่ของสมาชิกคำตอบนั้น (Home Address) และพิจารณาจากสมาชิกประชากรคำตอบอื่นที่อยู่ในที่อยู่เดียวกัน เรียกว่า เป็นสมาชิกในครอบครัว (Family Member) และจะถูกนับพร้อมบันทึกจำนวนคำตอบที่ตกอยู่ในขอบเขตของเซลล์เดียวกันว่าเป็นความหนาแน่นภายในเซลล์นั้น ๆ โดยมีการเก็บค่าเป็นลักษณะเมทริกซ์ พิจาณาได้ดังรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 Adaptive Density Estimation

3.4.2.4 k-nearest neighbor

เทคนิคการประมาณค่าความหนาแน่นของคำตอบที่นำมาใช้ใน SPEA2 คือวิธีการ k-nearest neighbor วิธีการนี้จะคำนวณความหนาแน่นด้วยการหาระยะทางที่ใกล้เคียงกับสมาชิกคำตอบที่พิจารณาอยู่ k คำตอบ แทนด้วย σ_i^k และสามารถกำหนด k ได้จากรากที่สองของผลรวมจำนวนประชากรคำตอบและจำนวนของพื้นที่เก็บคำตอบที่ดี (Archive Size) $k = \sqrt{N_p + N_E}$ ดังนั้นจะได้ว่าความหนาแน่นของสมาชิกประชากรคำตอบที่ i จากสมการที่ (3.24) ดังนี้

$$D(i) = \frac{1}{\sigma_i^k + 2} \tag{3.24}$$

โดยที่การบวกค่า 2 เข้าไปนั้นดพื่อทำให้แน่ใจได้ว่าค่า $D(i)$ นี้จะไม่มากกว่าศูนย์และน้อยกว่า 0.5

3.5 สรุปขั้นตอนการทำงานของอัลกอริทึมที่ได้รับความนิยมใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์

ในหัวข้อนี้เป็นขั้นตอนการทำงานของอัลกอริทึมที่ได้รับความนิยมใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ รายละเอียดต่างๆ ในอัลกอริทึ่มที่ได้รวบรวมมานั้นจะเป็นการสรุปในรูปแบบขั้นตอนการทำงาน ซึ่งทั้งหมด ได้แก่ MOGA, NSGA II, และ SPEA โดยแนวคิดต่างๆของอัลกอริทึ่มมีพื้นฐานดังนี้

ตารางที่ 3.1 อัลกอริทึ่มที่ได้รับความนิยมใช้ในการแก้ปัญหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์

MOEAs	MOEAs + Local Search
• Multi-objective Genetic Algorithm : MOGA (1993) • Non-dominate Sorting Genetic Algorithm II: NSGA II (2002) • Strength Pareto Evolutionary Algorithm II : SPEA II (2001)	• Multi-Objective Genetic Local Search : MOGLS (2003) • Modified MOGLS (2003) • S-MOGLS (2004)

จากตารางที่ 3.1 แสดงอัลกอริทึ่มที่ดีรับความนิยมในการใช้แก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ โดยสามารถจำแนกอัลกอริทึ่มได้เป็นสองประเภท คือประเภทแรก เอลโวลูชันนารี่แบบหลายวัตถุประสงค์ ที่ใช้การกำหนดค่าความแข็งแรง (Fitness Assignment) ด้วยวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดในการหาคำตอบ ในแต่ละอัลกอริทึ่มจะแต่งต่างกันในเรื่องการกำหนดค่าความแข็งแรงและความหนาแน่นของสมาชิกคำตอบ ประเภทที่สองการรวมกันของเอลโวลูชันนารี่แบบหลายวัตถุประสงค์และการประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่ อาจเรียกอัลกอริทึ่มประเภทนี้ว่า เมมเมติกอัลกอริทึ่ม ซึ่งจากตารางข้างต้นในอัลกอริทึ่มนั้นจะแบ่งออกเป็นสองแนวคิด คือการคิดค้นวิธีการแก้ปัญหาขึ้นมาใหม่อย่าง Multi-objective Genetic Local Search ซึ่งจะใช้การกำหนดค่าความแข็งแรงให้กับสมาชิกคำตอบด้วยวิธีการรวมฟังก์ชั่นโดยอาศัยการถ่วงน้ำหนัก แต่ผลลัพธ์ยังคงให้กลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด อละนำการค้นหาเฉพาะที่มาช่วยในการปรับปรุงคำตอบ จากแนวคิดข้างต้นในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้อัลกอริทึ่มที่ได้รับการยอมรับว้เป็นอัลกอริทึ่มที่ได้รับความนิยมในการ

แก้ปัญหาการจัดตารางอย่าง NSGA II และ SPEA II มาใช้ประยุกต์ร่วมกันกับการค้นหาเฉพาะที่ รายละเอียดของวิธีการของอัลกอริที่มใหม่จะนำเสนอในบทต่อไป

3.5.1 ขั้นตอนการทำงานของ Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA)

กำหนดให้ในเจเนอเรชั่น t

P_t แทนประชากรคำตอบ

ขั้นตอนที่ 1 สร้างประชากรคำตอบเบื้องต้นอย่างสุ่ม P_t จำนวน N ประชากร

ขั้นตอนที่ 2 คำนวณค่าฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ของประชากรคำตอบเบื้องต้น

ขั้นตอนที่ 3 กำหนดค่าความแข็งแรงให้กับสมาชิกประชากรคำตอบด้วยวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด สำหรับอัลกอริที่มนี้ใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Fonseca และ Fleming โดยค่าอันดับนี้จะเป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง หรือ Dummy Fitness Value โดยในขั้นตอนนี้จะทำให้ได้เส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดี (Frontier) ออกมาหลายกลุ่มตามค่า Dummy Fitness

3.1 จัดสรรค่าความแข็งแรงให้กับสมาชิกประชากรคำตอบด้วยพื้นฐานของอันดับที่ได้รับ

$$f(x,t) = N - \sum_{k=1}^{r(x,t)-1} n_k - 0.5x(n_{r(x,t)} - 1) \tag{3.25}$$

โดย n_k คือจำนวนคำตอบใยอันดับที่ k

ขั้นตอนที่ 4 คำนวณค่าการแบ่งปันความแข็งแรงให้กับคำตอบแต่ละสมาชิกประชากรคำตอบ ในที่นี้ใช้ Niche Fitness Sharing Technique ในการประมาณความหนาแน่นของคำตอบ คำตอบที่มีความหนาแน่นน้อยจะมีโอกาสได้รับการคัดเลือกเข้าสู่ Mating Pool มาก

4.1 คำนวณ Niche Count nc(x,t) ในสมชิกประชากรคำตอบในเจเนอเรชั่นปัจจุบัน

4.2 คำนวณตค่าความแบ่งปันความแข็งแรงของแต่ละสมาชิกประชากรคำตอบ

$$f'(x,t) = \frac{f(x,t)}{nc(x,t)} \tag{3.26}$$

4.3 ทำการ Normalized ค่าฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ด้วยค่าการแบ่งปันความแข็งแรง

$$f''(x,t) = \frac{f(x,t)n_{r(x,t)}}{\sum_{\substack{y \in P_t \\ r(y,t)=r(x,t)}} f'(x,t)} \tag{3.27}$$

ขั้นตอนที่ 5 คัดเลือกคำตอบเข้าสู่ Mating Pool ด้วย Stochastic Method วิธีนี้จะมีหลักการเหมือนกับการคัดเลือกแบบ Roulette Wheel Selection Method ต่างกันที่หลังจากกำหนดจุดชี้ตำแหน่ง (Fixed Point) โดยการสุ่มครั้งแรกแล้ว จะทำการเลือกสมาชิกของกลุ่มประชากรด้วยการเลื่อนตัวชี้ตำแหน่งจากจุดเดิม (ตัวชี้ตำแหน่งที่ได้เป็นตัวแรก) ทีละขั้น โดยที่แต่ละขั้นนั้นจะเท่ากับ

360 องศาต่อจำนวนสมาชิกของกลุ่มประชากร จากนั้นทำการคัดเลือกสมาชิกของกลุ่มประชากรที่มีตัวชี้ตำแหน่งจนครบตามจำนวนสมาชิกของกลุ่มประชากรในหนึ่งรุ่น

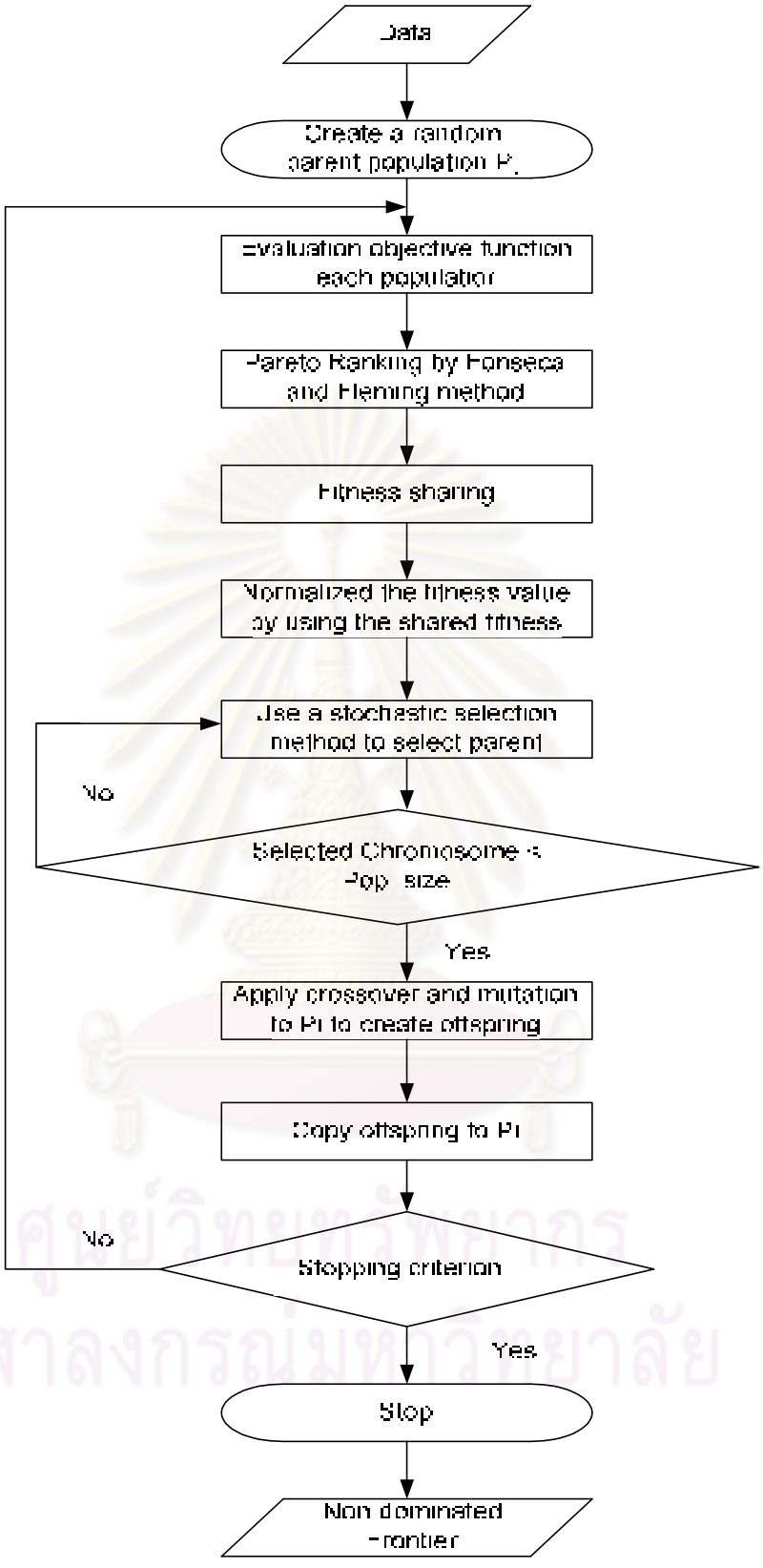
ขั้นตอนที่ 6 ใช้ตัวดำเนินการพันธุกรรมอย่างครอสโอเวอร์ และมิวเทชั่นในการสร้างประชากรคำตอบใหม่ จากประชากรคำตอบ P_t จำนวน N ประชากร

ขั้นตอนที่ 7 ตรวจสอบการ Stopping Criterion ด้วยการคำนวณค่าฟังก์ชั้นไปจนครบจำนวนที่กำหนดไว้ล่วงหน้า

7.1 ถ้ายังไม่หยุดกระบวนการหาคำตอบ จะทำการคัดเลือกประชากรคำตอบไปเป็นประชากรคำตอบเริ่มต้นในเจนเนอเรชั่น $t+1$ (กลับไปขั้นตอนที่ 2)

7.2 ถ้าหยุดกระบวนการ และนำคำตอบที่ได้ในเจนเนอเรชั่นสุดท้ายเป็นคำตอบ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.9 ขั้นตอนการทำงานของ Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA)

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

3.5.2 ขั้นตอนการทำงานของ Non-dominated sorting Genetic Algorithm II (NSGA II)

กำหนดให้ในเจนเนอเรชั่น t

P_t แทนประชากรคำตอบ (ประชากรคำตอบรุ่นพ่อแม่)

Q_t แทนประชากรคำตอบใหม่ (ประชากรคำตอบรุ่นลูก)

R_t แทนการรวมกันของประชากรคำตอบรุ่ยพ่อแม่และประชากรคำตอบรุ่นลูก

ขั้นตอนที่ 1 สร้างประชากรคำตอบเบื่องต้นอย่างสุ่ม P_t จำนวน N ประชากร

ขั้นตอนที่ 2 คำนวณค่าฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ของประชากรคำตอบเบื้องต้น

ขั้นตอนที่ 3 กำหนดค่าความแข็งแรงให้กับสมาชิกคำตอบด้วยวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดสำหรับอัลกอริทึ่มนี้ใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg โดยค่าอันดับนี้จะเป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง หรือ Dummy Fitness Value โดยในขั้นตอนนี้จะทำให้ได้เส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดี (Frontier) ออกมาหลายกลุ่มตามค่า Dummy Fitness

ขั้นตอนที่ 4 คัดเลือกคำตอบเข้าสู่ Mating Pool ด้วยวิธี Binary Tournament Selection วิธีนี้เป็นวิธีที่ใช้การแข่งขันของประชากรคำตอบ 2 ประชากรคำตอบ ประชากรคำตอบใดที่มีค่าความแข็งแรงที่ไม่แท้จริงน้อยกว่า จะได้รับเลือกเข้าสู่ Mating Pool และในกรณีที่พบว่าคำตอบนั้นมีค่าความแข็งแรงเท่ากัน จะพิจารณาที่ Crowding Distance ที่มีค่ามากกว่า จะได้รับการคัดเลือกเข้าสู่ Mating Pool

ขั้นตอนที่ 5 ใช้ตัวดำเนินการพันธุกรรมอย่างครอสโอเวอร์ และมิวเทชั่นในการสร้างประชากรคำตอบใหม่ จากประชากรคำตอบ P_t จำนวน N ประชากร

ขั้นตอนที่ 6 รวมประชากรคำตอบเบื้องต้น (P_t) และประชากรคำตอบใหม่ (Q_t) เป็นประชากรคำตอบใน R_t ดังนั้นจำนวนประชากรทั้งหมดเท่ากับ $2N$ และอัพเดท (Update) ในทุกเจนเนอเรชั่น

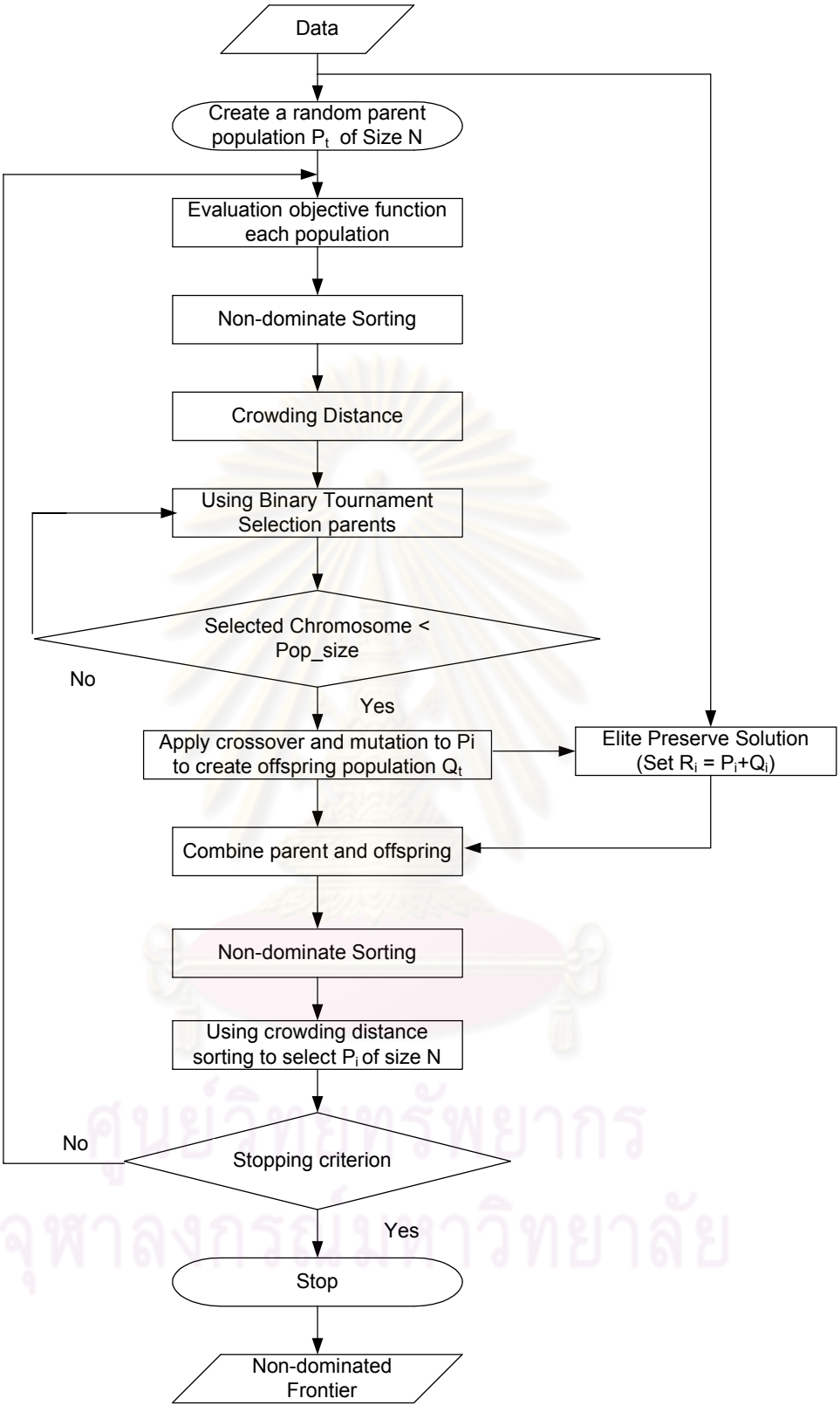
ขั้นตอนที่ 7 คำนวณค่าความแข็งแรงด้วย Non-dominated sorting และ Crowding Distance ให้กับ ประชากรคำตอบ R_t เพื่อคัดเลือกประชากรคำตอบไปสู่ประชากรคำตอบเริ่มต้นในเจนเนอเรชั่น $t+1$ จำนวน N ประชากรคำตอบ โดยประชากรคำตอบที่มีอันดับเป็นหนึ่ง หรืออยู่ใน Rank 1 จะได้รับโอกาสในการคัดเลือกไปเป็นคำตอบในเจนเนอเรชั่น $t+1$ อันดับแรก ส่วนอันดับอื่นๆ จะได้รับโอกาสลดหลั่นลงมาหากพบว่าจำนวนประชากรคำตอบใน Rank ที่พิจารณาอยู่มากกว่าจำนวนประชากรคำตอบที่เหลือที่จะนำไปเป็นประชากรรุ่น $t+1$ จะใช้ Crowding Distance ในการคัดเลือก ประชากรคำตอบที่มี Crowding Distance น้อยจะถูกตัดออกไปและคัดเลือกจนครบจำนวน N ประชากรคำตอบ

ขั้นตอนที่ 8 ตรวจสอบการ Stopping Criterion ว่าการคำนวณค่าฟังก์ชั่นครบจำนวนที่กำหนดไว้ล่วงหน้าหรือไม่

8.1 ถ้ายังไม่หยุดกระบวนการหาคำตอบ จะทำการคัดเลือกประชากรคำตอบไปเป็นประชากรคำตอบเริ่มต้นในเจนเนอเรชั่น $t+1$ (กลับไปขั้นตอนที่ 2)

8.2 ถ้าหยุดกระบวนการ และนำคำตอบที่ได้ในเจนเนอเรชั่นสุดท้ายเป็นคำตอบ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.10 ขั้นตอนการทำงานของ Non-dominated sorting Genetic Algorithm II (NSGA II)

3.5.3 ขั้นตอนการทำงานของ Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA 2)

กำหนดให้ในเจนเนอเรชั่น t

P_t แทนประชากรคำตอบ

E_t แทนประชากรคำตอบที่ดีที่สุด (Non-dominated Solution หรือ Archive Population)

N_P แทนจำนวนประชากรคำตอบ (Population Size)

N_E แทนจำนวนของประชากรคำตอบที่ดีที่สุดที่เก็บไว้ (Archive Size)

k แทนจำนวนของประชากรคำตอบที่ดีที่สุดที่เก็บไว้

พารามิเตอร์ที่ใช้ในการคำนวณค่าความหนาแน่นของประชากรคำตอบ

โดย $k = \sqrt{N_P + N_E}$

ขั้นตอนที่ 1 สร้างประชากรคำตอบเบื้องต้นอย่างสุ่ม P_t จำนวน N_P ประชากร และกำหนดให้ $E_t = \phi$

ขั้นตอนที่ 2 คำนวนค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของประชากรคำตอบ P_t และ E_t

ขั้นตอนที่ 3 กำหนดค่าความแข็งแรงให้กับสมาชิกประชากรคำตอบด้วยวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด สำหรับอัลกอริทึมนี้ใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Strength of Dominators โดยจะค่าความแข็งแรง (Fitness Value: $F(i)$) ได้มาจากผลรวมของ Raw Fitness Value: $R(i)$ และ Density Estimation: $D(i)$ ของประชากรคำตอบ P_t และ E_{t+1} ซึ่งสามารถคำนวณค่าต่างๆดังกล่าวได้ในสมการที่ (3.18) (3.16) และ (3.24) ตามลำดับ

ขั้นตอนที่ 4 พิจารณาสมาชิกประชากรคำตอบที่มี เพื่อคัดลอกคำตอบไปเก็บไว้ใน E_{t+1}

ขั้นตอนที่ 5 ตรวจสอบว่าประชากรคำตอบใน E_{t+1} มีจำนวนคำตอบเท่ากับ N_E หรือไม่

5.1 กรณี Archive มีขนาดเล็กเกินไป นั่นคือ $|E_{t+1}| > N_E$ ให้พิจารณาจำนวนคำตอบเท่ากับ $|E_{t+1}| - N_E$ ที่มีDensity มากที่สุด แล้วคัดเลือกคำตอบไปเก็บไว้ใน E_{t+1} จนครบ N_E

5.2 กรณี มีขนาดใหญ่เกินไป นั้นคือ $|E_{t+1}| < N_E$ ให้พิจารณาจำนวนคำตอบเท่ากับ $N_E - |E_{t+1}|$ ที่มี Fitness Values น้อยจาก P_t และ E_t แล้วคัดเลือกคำตอบไปเก็บไว้ใน E_{t+1} จนครบ N_E

ขั้นตอนที่ 6 ตรวจสอบการ Stopping Criterion ว่าการคำนวณค่าฟังก์ชันครบจำนวนที่กำหนดไว้ล่วงหน้าหรือไม่

6.1 ถ้ายังไม่หยุดกระบวนหาคำตอบจะดำเนินการต่อไปในขั้นตอนที่ 7

6.2 ถ้าหยุดกระบวนการ และนำคำตอบที่ได้ใน E_{t+1} เจนเนอเรชั่นสุดท้ายเป็นคำตอบ

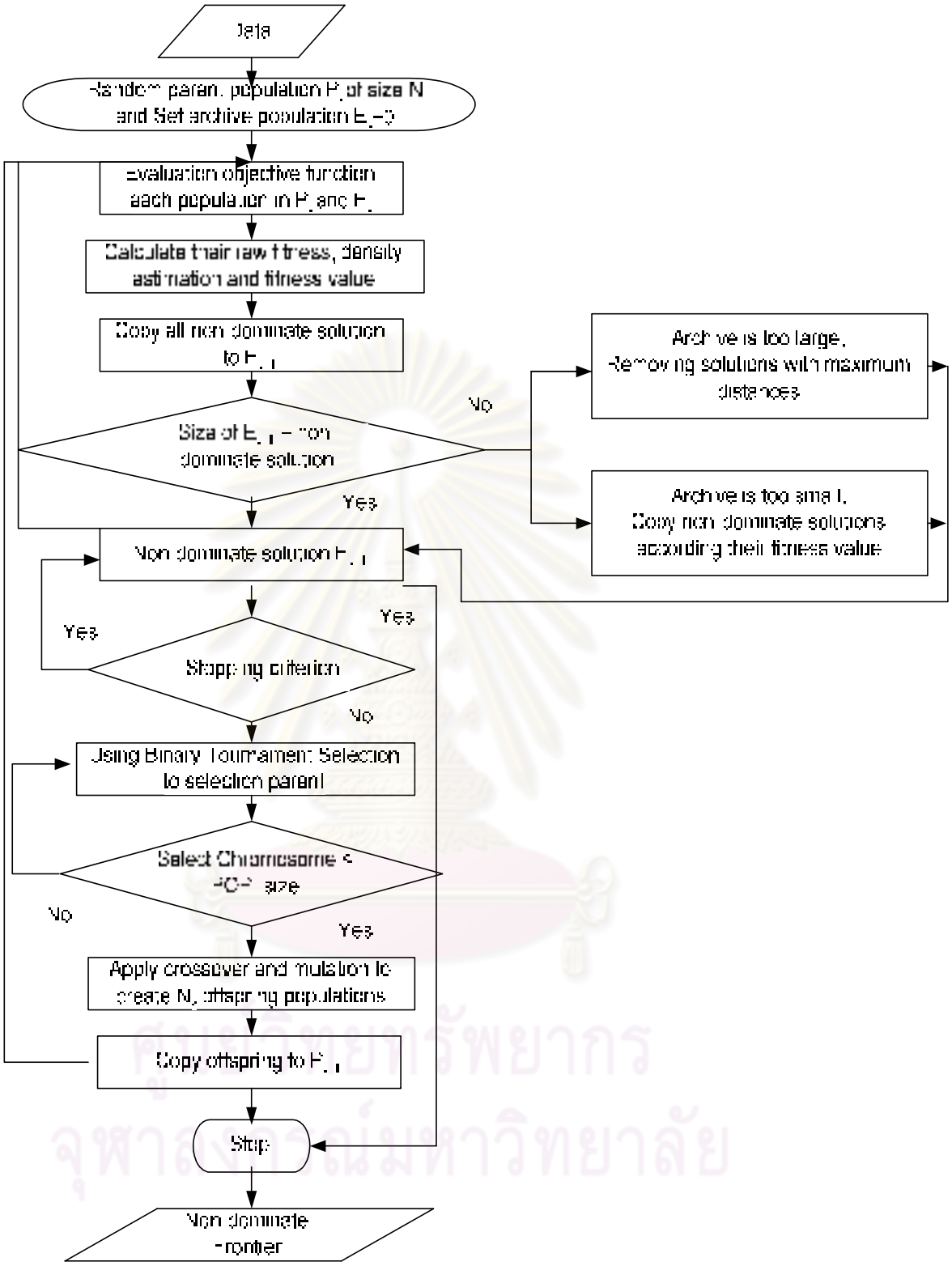
ขั้นตอนที่ 7 คัดเลือกคำตอบใน E_{t+1} เพื่อเป็นประชากรคำตอบรุ่นพ่อแม่ด้วยวิธี Binary

Tournament Selection วิธีนี้เป็นวิธีที่ใช้การแข่งขันของประชากรคำตอบ 2 ประชากร คำตอบที่มี Fitness Valueน้อยกว่าจะได้รับเลือกเข้าสู่ Mating Pool

ขั้นตอนที่ 8 ใช้ตัวดำเนินการพันธุกรรมอย่างครอสโอเวอร์ และมิวเทชั่นในการสร้างประชากรรุ่นลูกจากประชากรคำตอบ P_t จำนวน N_P ประชากร

ขั้นตอนที่ 9 คัดลอกประชากรคำตอบรุ่นลูกที่ได้จากขั้นตอนที่ 8 ไปเป็นประชากรรุ่นพ่อแม่ในเจนเนอเรชั่น และ $t+1$ กลับไปสู่ขั้นตอนที่ 2

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.11 ขั้นตอนการทำงานของ Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA 2)

3.5.4 ขั้นตอนการทำงานของ Rank Density Genetic Algorithm (RDGA)

กำหนดให้ในเจนเนอเรชั่น t

P_t แทนประชากรคำตอบ

E_t แทนประชากรคำตอบที่ดีที่สุด (Non-dominated Solution หรือ Archive Population)

N_P แทนจำนวนประชากรคำตอบ (Population Size)

N_E แทนจำนวนของประชากรคำตอบที่ดีที่สุดที่เก็บไว้ (Archive Size)

ขั้นตอนที่ 1 สร้างประชากรคำตอบเบื้องต้นอย่างสุ่ม P_t จำนวน N_P ประชากร

ขั้นตอนที่ 2 คำนวณค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของประชากรคำตอบ P_t

ขั้นตอนที่ 3 กำหนดค่าความแข็งแรงให้กับสมาชิกประชากรคำตอบด้วยวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด สำหรับอัลกอริทึมนี้ใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Automatic Accumulated Ranking Strategy สามารถคำนวณได้ในสมการที่ (3.15) จากนั้นพิจารณาสมาชิกประชากรคำตอบที่มีค่าความมาแข็งแรงเท่ากับ 1 คัดลอกคำตอบไปเก็บไว้ใน

ขั้นตอนที่ 4 ทำการแบ่งพื้นที่ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ออกเป็นเซลล์ ซึ่งสามารถคำนวณได้ในสมการ (3.23)

ขั้นตอนที่ 5 คำนวณความหนาแน่นใน แต่ละเซลล์ให้กับแต่ละสมาชิกประชากรคำตอบ

ขั้นตอนที่ 6 ตรวจสอบว่าประชากรคำตอบใน E_{t+1} มีจำนวนคำตอบเท่ากับ N_E หรือไม่

6.1 กรณี Archive มีขนาดเล็กเกินไป นั่นคือ $|E_{t+1}| > N_E$ ให้พิจารณาจำนวนคำตอบเท่ากับ $|E_{t+1}| - N_E$ ที่มีค่าความแข็งแรงและความหนาแน่นน้อย แล้วคัดเลือกคำตอบไปเก็บไว้ใน E_{t+1} จนครบ N_E

6.2 กรณี มีขนาดใหญ่เกินไป นั้นคือ $|E_{t+1}| < N_E$ ให้พิจารณาจำนวนคำตอบเท่ากับ $N_E - |E_{t+1}|$ ที่มีการหาค่าความแข็งแรงด้วย VEGA เลือกประชากรคำตอบที่มีค่าความแข็งน้อยจากจาก P_t แล้วคัดเลือกคำตอบไปเก็บไว้ใน E_{t+1} จนครบ N_E

ขันตอนที่ 7 ตรวจสอบการ Stopping Criterion ว่าการคำนวณค่าฟังก์ชันครบจำนวนที่กำหนดไว้ล่วงหน้าหรือไม่

7.1 ถ้ายังไม่หยุดกระบวนหาคำตอบ จะดำเนินการต่อไปในขั้นตอนที่ 8

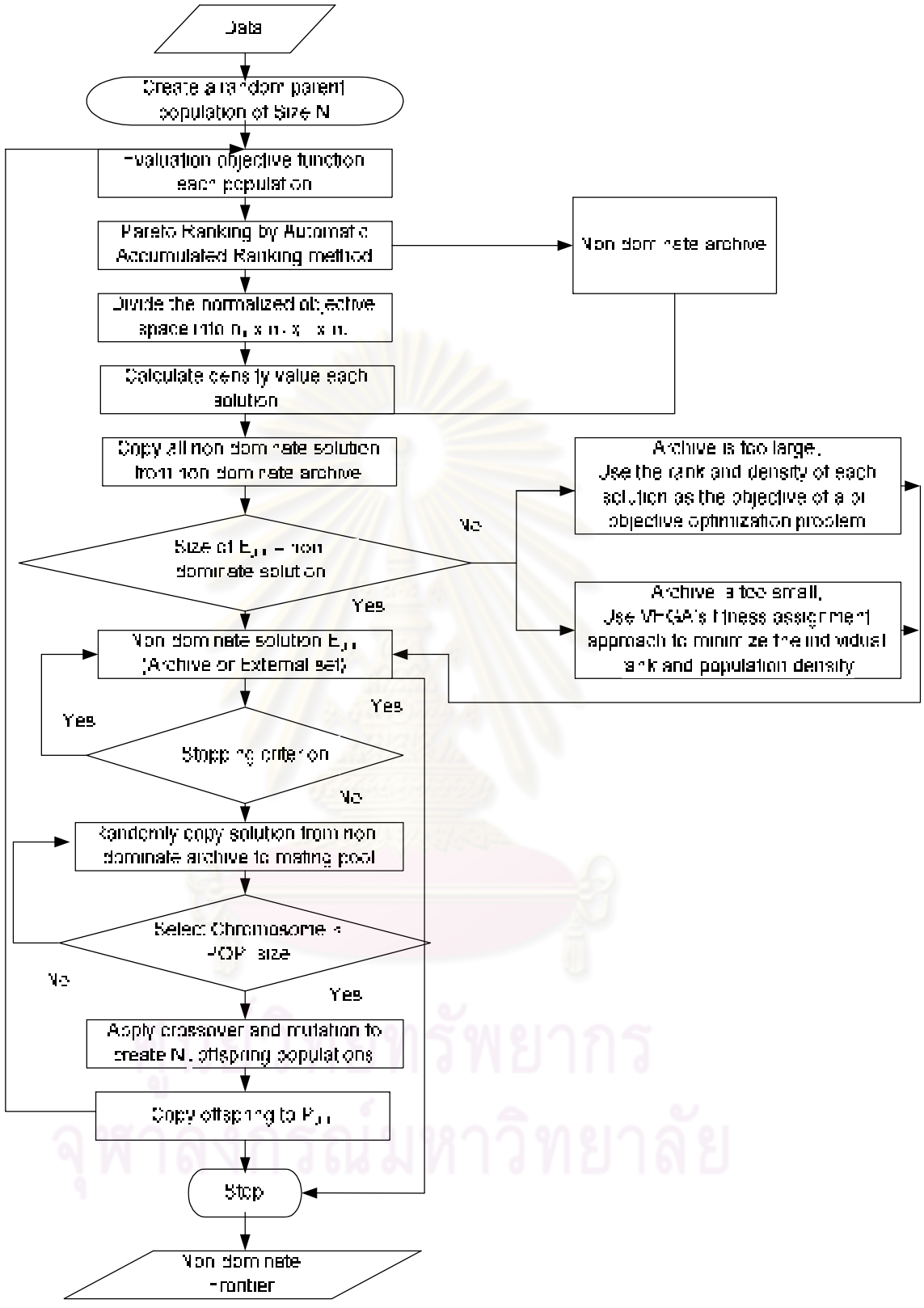
7.2 ถ้าหยุดกระบวนการ และนำคำตอบที่ได้ใน E_{t+1} เจนเนอเรชั่นสุดท้ายเป็นคำตอบ

ขั้นตอนที่ 8 คัดเลือกคำตอบใน E_{t+1} เพื่อเป็นประชากรคำตอบรุ่นพ่อแม่ด้วยวิธีการสุ่มประชากรคำตอบเข้าสู่ Mating Pool

ขั้นตอนที่ 9 ใช้ตัวดำเนินการพันธุกรรมอย่างครอสโอเวอร์ และมิวเทชั่นในการสร้างประชากรรุ่นลูกจากประชากรคำตอบ P_t จำนวน N_P ประชากร

ขั้นตอนที่ 10 คัดลอกประชากรคำตอบรุ่นลูกที่ได้จากขั้นตอนที่ 9 ไปเป็นประชากรรุ่นพ่อแม่ใน $t+1$ เจนเนอเรชั่น และกลับไปสู่ขั้นตอนที่ 2

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.12 ขั้นตอนการทำงานของ Rank Density Genetic Algorithm (RDGA)

3.6 การวัดสมรรถนะของกลุ่มคำตอบที่ดีที่ดีที่สุด

หนึ่งในความแตกต่างของการแก้ปัญหาด้วย Multi-objective GAs กับ GAs ก็คือคำตอบที่ได้จากการค้นหา เนื่องจากผลลัพธ์ที่ได้จากการแก้ปัญหาด้วย GAs จะได้คำตอบเพียงคำตอบเดียว ส่วน Multi-objective GAs คือขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด ดั่งนั้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ได้นั้นจะยอมรับได้ว่าเป็นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีก็ต่อเมื่อสามารถวัดสมรรถนะของของคำตอบว่าใกล้เคียงกับขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่แท้จริง (True Pareto Optimal) หรือ (Reference Pareto Optimul)ขอบเขตกลุ่มคำตอบอ้างอิง ดั่งนั้นการวัดสมรรนะของกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด (Performance Measure) เป็นการวัดคุณภาพของคำตอบที่หาได้จากอัลกอริทึ่มในอัลกอริทึ่มหนึ่งและสามารถเปรียบเทียบคุณภาพคำตอบที่หาได้จากหลายอัลกอริทึมด้วยตัววัดสมรรถนะในด้านต่าง ๆ เช่น การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence Measure) การกระจ่ายของกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Spread Measure) เป็นต้น Ishibuchi, Yoshida และMurata (2003) ในงานวิจัยนี้ ได้ใช้การวัดสมรรถนะของกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดบนพื้นฐานการเปรียบเทียบระยะทางจากสมาชิกกลุ่มคำตอบที่แท้จริงกับกลุ่มคำตอบทุกคำตอบที่กาได้ (Obtained Pareto Optimal) โด่ยในที่นี้ได้ทำการประมาณขอบเขตกลุ่มคำตอบที่แท้จริงจาการใช้กลุ่มคำตอบที่ดีสุดได้จากทุกอัลกอริทึมที่ใช้ทดลองในงานวิจัยมารวมกันและใช้หลักการ Pareto Dominance ในการสร้างกลุ่มคำตอบที่แท้จริง โดยคณะวิจัยได้กล่าวว่าในการวัดสมรรถนะกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดนี้จำเป็นต้องใช้ตัววัดสองตัวเพื่อให้บรรลุเป้าหมายของการหาคำตอบในลักษณะเชิงกลุ่ม ในที่นี้ได้ใช้ตัววัดสรรถนะที่เรียกว่าตัววัด $D1_R$ และ R_{NDS} ดังสมการที่(3.28) และ (3.30) ดังนี้

ตัววัดที่หนึ่ง : ตัววัดสมรรถนะการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง

$$D1_R(S_j) = \frac{1}{|S^*|}\sum_{y \in s^*} \min\{d_{xy} \mid x \in S_j\} \tag{3.28}$$

โดยที่ S_j คือเซตคำตอบที่หาได้ตัวที่ j เมื่อ

S^* คือเซตคำตอบที่แท้จริง

$|S^*|$ คือจำนวนคำตอบที่แท้จริง

d_{xy} เป็นระยะทางระหว่างคำตอบที่หาได้ x กับคำตอบที่แท้จริง y ที่ได้รับการ Normalized แล้ว

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^{k} \left(\frac{f_i(x) - f_i(y)}{f_i^{\max} - f_i^{\max}}\right)^2} \tag{3.29}$$

โดยที่ $f_i(x)$ เป็นค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ i ของคำตอบที่หาได้

$f_i(y)$ เป็นค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ i ของคำตอบที่แท้จริง

เมื่อ $i = 1,2,...,k$ (ในที่นี้กำหนดให้ $k = 2$)

เมื่อได้ค่าที่น้อยที่สุดในแต่ละเซตคำตอบที่หาได้กับเซตคำตอบที่แท้จริงแล้ว จะหารด้วยจำนวนคำตอบทั้งหมดในเซตคำตอบที่แท้จริง ถ้าค่าตัววัดสมรรถนะนี้มีค่าน้อยเข้าใกล้ศูนย์ จะถือว่ากลุ่มคำตอบที่ได้เป็นกลุ่มคำตอบที่ได้เป็นกลุ่มคำตอบที่มีคุณภาพใกล้เคียงกับกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่แท้จริง

ตัววัดที่สอง : อัตราส่วนของคำตอบที่ไม่คำตอบใดข่มคำตอบนี้ หรืออัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

$$R_{NDS}(S_j) = \frac{|S_j - \{x \in S_j \mid \exists y \in : | y \prec x\}|}{|S_j|} \tag{3.30}$$

โดยที่ S_j คือ เซตคำตอบที่ j เมื่อ $j = 1,2,...,J$

S คือ การร่วมกันของ j เซตคำตอบ $S = S_1 \cup S_2 ... \cup S_J$

x คือ เซตคำตอบที่หาได้

y คือ เซตคำตอบที่แท้จริง

จากสมการที่ (3.30) สัญลักษณ์ หมายถึง $y \prec x$ คำตอบ x ถูกข่มด้วยคำตอบ y และตัวเศษของสมการนั้น หมายถึงถ้าคำตอบ x แย่กว่าคำตอบอื่นๆใน y จะนำคำตอบนี้ออกไปในเซตคำตอบ S_j นั่นคือตัววัดนี้จะวัดอัตราส่วนของคำตอบใน S_j ที่ไม่ถูกข่มจากคำตอบอื่นใน S ซึ่งถ้าค่าอัตราส่วนในแต่ละเซตคำตอบมีค่าสูง แสดงว่ามีคำตอบที่หาได้ x ในเซต S_j ถูกข่มด้วยคำตอบที่แท้จริง y น้อย และถือว่ามีคุณภาพดีใกล้เคียงกับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

Deb, Pratap, Agarwal และ Meyarivan (2002) ในงานวิจัยนี้ได้ใช้ตัววัดสมรรถนะกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดสองวิธีเช่นกัน และในการบรรลุเป้าหมายของการค้นหากลุ่มคำตอบนั้น ไม่สามารถใช้ตัววัดสมรรถนะเพียงหนึ่งตัวได้ ในที่นี้ได้วัดสมรรถนะกลุ่มคำตอบในด้านการเข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง และการรักษาความหลากหลายให้กับกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด โดยในงานวิจัยนี้ได้กำหนดตัววัดสมรรถนะกลุ่มคำตอบที่เกิดขึ้นจาก NSGA II

ตัววัดที่หนึ่ง : ตัววัสมรรถนะการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง

มีขั้นตอนดังนี้

1. คำนวณ Euclidean Distance ที่น้อยที่สุดของแต่ละจุดในกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดแท้จริงกับกลุ่มคำอบที่หาได้

2. คำนวณระยะทางเฉลี่ยที่หาได้ ด้วยการหารจำนวนคำตอบที่ประมาณกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

จะเห็นได้ว่าตัววัดสมรรถนะนี้มีลักษณะเช่นเดียวกับตัววัดสมรรถนะ $D1_R$ ที่เป็นการหาการลู่เข้าของคำตอบที่หาได้กับคำตอบลที่แท้จริง ถ้าตัววัดสมรรถนะนี้มีค่าน้อยที่เข้าใกล้ศูนย์แสดงว่ากลุ่มคำตอบที่หาได้ ลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง

ตัววัดที่สอง : การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้

มีขั้นตอนดังนี้

1. คำนวณ Euclidean distance d_i ของคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกัน นาเซตคำตอบที่ดีที่สุดที่หามาได้ เมื่อ $i = 1,2,...,N-1$ และ N คือจำนวนคำตอบที่หาได้ และกำหนดให้ d_f และ d_i เป็นระยะห่างของคำตอบกปลายสุดของขอบเขตกลุ่มคำตอบที่หาได้

2. คำนวณค่าเฉลี่ยของระยะทางระหว่างคำตอบที่อยู่ติดกัน () และแทนค่าระยะทางที่กำในสมการ (3.34)

และถ้าตัววัดสมรรถนะนี้มีค่าน้อย แสดงว่ากลุ่มคำตอบที่หาได้มีการกระจายในลักษณะสม่ำเสมอ นั่นคือมีคำตอบกระจายอย่างสม่ำเสมอตลอดเส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดและจัดได้ว่ามีลักษณะการกระจายที่ดี

3.7 สรุปท้ายบท

เนื้อหาที่ได้กล่าวไปในบทนี้เป็นทฤษฎีการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ ซึ่งเป็นพื้นฐานในการนำวิธีต่างๆ มาใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ โดยความแตกต่างของปัญหาที่พิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์เดียว และหลายฟังก์ชันวัตถุประสงค์ จะมีความแตกต่างในด้านผลลัพธ์ของคำตอบ นอกจากนี้การกำหนดค่าความแข็งแรง (Fitness Assignment)) ด้วยการใช้วิธีการรวมฟังก์ชันโดยอาศัยน้ำหนัก (Weighted Sum Approach) มาใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัถุประสงค์ ยังถือว่าไม่ตอบสนองกับรูปแบบปัญหาดังกล่าวมากนัก ส่วนการใช้วิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด (Pareto-Based

Approach) จะทำให้ผลลัพธ์ที่ได้ตอบสนองกับผู้ตัดสินใจมากขึ้น เนื่องจากคำตอบที่ได้มีลักษณะเป็นกลุ่มคำตอบที่หลากหลาย และสามารถเลือกคำตอบนั้นภายใต้สถานการณ์นั้นๆอีกด้วย แม้ว่าการแก้ปัญหาดังกล่าวจะเป็นวิธีทางฮิวริสติก แต่ด้วยการคำนวณที่ไม่ยุ่งยาก และไม่ซับซ้อน ประกอบกับใช้เวลาในการคำนวณไม่มากนัก จึงทำให้วิธีดังกล่าวได้รับความนิยมจากนักวิชาการ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 4

ทฤษฎีสายการประกอบและระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี

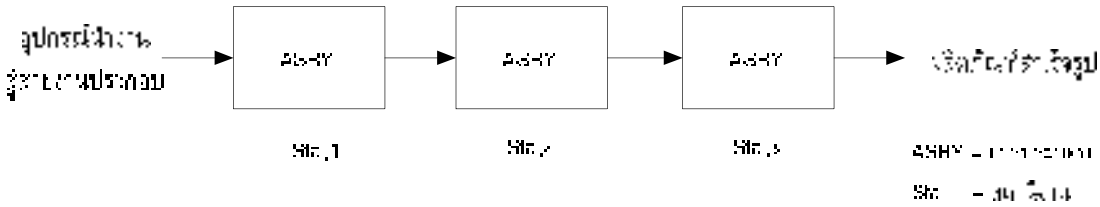
เนื้อหาในบทนี้เกี่ยวข้องกับลักษณะการผลิตที่ใช้ในการวิจัย โดยจะกล่าวถึงลักษณะของสายการประกอบ คุณลักษณะของระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี และการจัดลำดับสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ที่มีเวลาปรับตั้งขึ้นกับลำดับก่อนหน้า รายละเอียดในการนำเสนอดังนี้

4.1 ลักษณะของสายการประกอบทั่วไป

ระบบการผลิตแบบสายการประกอบ (Assembly Line Manufacture System) ได้เริ่มต้นขึ้นตั้งแต่ก่อนปี ค.ศ. 1800 ซึ่งเริ่มมีช่างฝีมือที่ต้องการผลิตผลิตภัณฑ์โดยการแยกชิ้นส่วนผลิตแล้วจึงนำแต่ละชิ้นส่วนมาสวมเข้าด้วยกัน หลังจากนั้น Eli Whitney ได้ประยุกต์ใช้คว่ามคิดของการแยกชิ้นส่วนผลิตในการผลิตปืนเล็กยาวให้กับคณะรัฐบาลของประเทศสหรัฐอเมริกา โดยการแบ่งแยกแรงงานเป็นแผนกต่างๆ เพื่อผลิตแต่ละส่วนประกอบของผลิตภัณฑ์ รวมทั้งมีการใช้ค่าความเผื่อทางวิศวกรรม (Engineering Tolerance) ในการสวมประกอบ

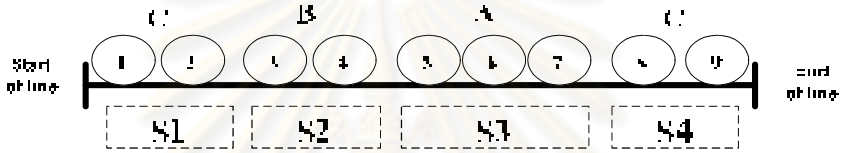
และในปี ค.ศ. 1913 Henry Ford ได้ประยุกต์ใช้ระบบการผลิตแบบสายการประกอบในทโรงงานผลิตรถยนต์และในระบบการผลิตจำนวนมาก (Mass Production) ซึ่งถือเป็นการปฏิวัติกระบวนการผลิตรถยนต์สมัยนั้น โดยพบว่าสามารถลดต้นทุนในการผลิตและจัดส่งผลิตภัณฑ์ได้น้อยลง ซึ่งนับว่าเป็นจุดเริ่มต้นของการผลิตผลิตภัณฑ์ที่เกิดจากการนำส่วนประกอบย่อยหลายส่วนมาประกอบกันในโรงงานอุตสาหกรรม ส่งผลให้เทคโนโลยีทางการผลิตได้ขยายตัวไปอย่างรวดเร็ว และทำให้เกิดการสร้างสรรค์ผลิตภัณฑ์ที่มีความหลากหลายเพิ่มขึ้น

สายการประกอบ (Assembly Line) เป็นการจัดรูปแบบของผังการประกอบซึ่งประกอบไปด้วยหน่วยการผลิตต่าง ๆ ที่เรียกว่า สถานีงาน (Work Station) ในระบบสายการประกอบแบบต่อเนื่อง ชิ้นส่วนผลิตภัณฑ์ที่จะทำการประกอบจะเคลื่อนย้ายมาตามสถานีงานต่าง ๆ เมื่อชิ้นส่วนผลิตภัณฑ์ดังกล่าวแต่ละหน่วยเข้ามาสู่สถานีงานใด ๆ แล้ว จะเกิดขั้นงานการประกอบ (Assembly Operation) ขึ้นในสถานีนั้นตามลำดับ เมื่อหมดขั้นตอนการประกอบในสถานีนั้นแล้ว ชิ้นส่วนนั้นก็จะเคลื่อนไปยังสถานีงานต่อไป ในขณะเดียวกันที่สถานีเดิมก็จะมีชิ้นส่วนผลิตภัณฑ์หน่วยถัดไปเข้าแทน (Yogathasan, 1996) ดังรูปที่ 4.1



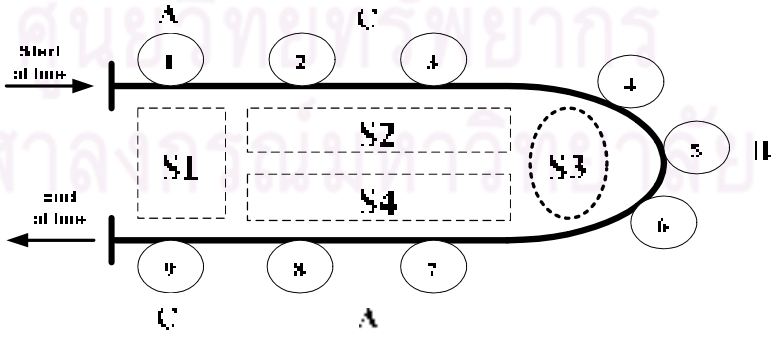
รูปที่ 4.1 แสดงไดอะแกรมสายงานประกอบ

ลักษณะสายการประกอบเส้นตรง (Straight line) เป็นสายการประกอบที่มีลักษณะเป็นรูปเส้นตรงและสายงานการประกอบนั้นทิศทางการไหลของงานเข้าและออกไปในทิศทางเดียวกัน ซึ่งจะไม่มีการย้อนกลับมาทำงานก่อนหน้า ในแต่ละสถานีงานจะมีการดำเนินการภายในสถานีงาน (ดังรูปที่ 4.2)



รูปที่ 4.2 แสดงลักษณะสายการประกอบแบบเส้นตรง (Straight line)

ลักษณะสายการประกอบตัวยู (U-shaped หรือ U-line) เป็นสายการประกอบที่มีลักษณะเป็นรูปตัวยูและการประกอบที่มีทิศทางการไหลของงานคล้ายกับลักษณะสายการประกอบแบบเส้นตรง ซึ่งบางสถานีงานจะมีการทำงานข้างหน้า (Front) อย่างเดียว หรือทำงานทั้งข้างหน้า Front) และข้างหลัง (Back) ในรูปที่ 4.3 สถานีงานที่ 2 จะมีงาน (task) 2 และงาน 3 ทำข้างหน้าอย่างเดียว และสถานีงานที่ 1 จะมีงาน 1 ทำงานข้างหน้าและงาน 9 ทำงานข้างหลัง (ดังรูปที่ 4.3)



รูปที่ 4.3 ลักษณะสายการประกอบแบบตัวยู (U-shaped หรือ U-line)

ความแตกต่างระหว่าง ลักษณะสายการประกอบเส้นตรง (Straight line) และลักษณะสายการประกอบตัวยู (U-shaped หรือ U-line) สามารถสรุปได้ดังนี้

1. ลักษณะสายการประกอบเส้นตรง ในการจัดสรรงานสามารถจัดสรรงานได้แบบไปข้างหน้า (Forward assignment) อย่างเดียว ส่วนลักษณะสายการประกอบตัวยู ในการจัดสรรงานจะจัดสรรงานได้ทั้งแบบไปข้างหน้า (Forward assignment) และแบบย้อนกลับหลัง (Backward assignment) ทำให้สามารถลดจำนวนสถานีงานได้ (Yeo Keun Kim a, Jae Yun Kim, Yeongho Kim, 2004)

2. ภายในแต่ละสถานีงานของลักษณะสายการประกอบเส้นตรงสามารถทำงานได้เพียง 1 แบบ (Model) เท่านั้นภายใน 1 รอบการผลิต ส่วนลักษณะสายการประกอบตัวยู ภายในแต่ละสถานีงานสามารถทำได้ถึง 2 แบบ (ทั้งข้างหน้าและข้างหลัง) ภายใน 1 รอบการผลิต เช่นในรูปที่ 4.3 ในสถานีงานที่ 1 สามารถทำผลิตภัณฑ์ A และ C ได้ใน 1 รอบการผลิตและสามารถหาประสิทธิภาพของลักษณะสายการประกอบได้ดังสมการที่ 4.1

$$Line\ Eff\ = \frac{\sum_{i=1}^{n} t_i}{m \times c} \times 100 \qquad (4.1)$$

เมื่อกำหนดให้ t_i คือ เวลาในการปฏิบัติงานที่ i

m คือ จำนวนสถานีงานในสายการประกอบ

c คือ รอบเวลาการทำงาน (Cycle time) ของสายการประกอบ

จากสมการจะเห็นได้ว่าเมื่อกำหนดให้มีรอบเวลาการทำงานคงที่ ยิ่งมีจำนวนสถานีงานน้อยเท่าไหร่จะส่งผลให้ค่าประสิทธิภาพของลักษณะสายการประกอบมีค่ามากขึ้น

4.1.1 ประเภทของสายการประกอบ

สายงานประกอบสามารถแยกออกได้หลายประเภท โดยพิจารณาจากหลายองค์ประกอบดังนี้

- สายการประกอบ ที่แยกประเภทตามจำนวนชนิดของสินค้าที่ทำการผลิต มี 3 แบบ (ดังรูปที่ 4.4) คือ

1. สายงานการประกอบสำหรับผลิตภัณฑ์เดียว (Single Model Assembly Line) เป็นสายงานการประกอบที่ใช้สำหรับการผลิตผลิตภัณฑ์ชนิดใดชนิดหนึ่งเพียงชนิดเดียวโดยเฉพาะ และเป็นผลิตภัณฑ์ที่มีรูปแบบเดียว

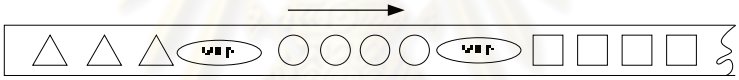
2. สายงานการประกอบสำหรับหลายผลิตภัณฑ์ (Multi Model Assembly Line) เป็นสายงานประกอบที่ใช้สำหรับผลิตผลิตภัณฑ์ 2 ชนิดขึ้นไป ซึ่งผลิตภัณฑ์แต่ละชนิดจะมีกระบวนการประกอบที่ใกล้เคียงกัน สามารถผลิตบนสายการประกอบเดียวกันได้ โดยในการ

ประกอบจะทำทีละชุด (Batch) ผลิตภัณฑ์ ในช่วงที่จะเปลี่ยนการประกอบชนิดของผลิตภัณฑ์ ต้องมีการปรับสายการประกอบใหม่ (Set up)

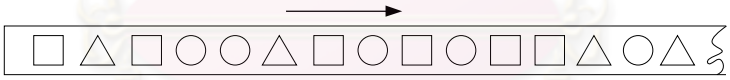
3. สายงานการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม (Mixed Model Assembly Line) เป็นงานการประกอบที่ใช้สำหรับผลิตผลิตภัณฑ์ 2 ชนิดหรือมากกว่าเช่นเดียวกับสายการประกอบแบบหลายผลิตภัณฑ์ แต่ต่างกันตรงที่ผลิตภัณฑ์ต่างๆ จะเข้าสู่สายงานการประกอบปะปนกัน ไม่มีการแบ่งว่าต้องทำผลิตภัณฑ์ชนิดไหนก่อน โดยระหว่างการผลิตจะไม่มีการปรับสายการประกอบ

ในกรณีของสายการประกอบแบบหลายผลิตภัณฑ์ ถ้าหากขนาดของชุดผลิตภัณฑ์ (Batch Size) มีขนาดใหญ่มาก สายการประกอบก็จะคล้ายกับสายการปะกอบแบบผลิตภัณฑ์เดียว แต่ถ้าขนาดของชุดผลิตภัณฑ์มีขนาดเล็กประมาณหนึ่งสายการประกอบก็จะคล้ายกับสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

ก. สายงานการประกอบสำหรับผลิตภัณฑ์เดียว



ข. สายงานการประกอบสำหรับหลายผลิตภัณฑ์



ค. สายงานการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

รูปที่ 4.4 การแยกสายการประกอบตามจำนวนชนิดของสินค้าที่ทำการผลิต

สายการประกอบที่แยกประเภทโดยพิจารณาลักษณะของสถานีงาน มี 2 แบบ คือ

1) สถานีงานแบบปิด (Closed Station) คือสถานีงานที่แบ่งแยกออกจากกันอย่างชัดเจน ผู้ทำการประกอบในสถานีงานที่แตกต่างกัน ไม่สามารถเข้ามาในเขตสถานีงานอื่นได้ เช่น สถานีงานพ่นสี ห้องร้อน ฯลฯ

2) สถานีงานแบบเปิด (Open Station) คือสถานีงานที่ยอมให้ผู้ทำการประกอบในสถานีงานที่ติดกันเข้าทำงานร่วมกันได้ โดยไม่ต้องทำให้เกิดการรบกวนหรือสอดแทรกการทำงาน ซึ่ง

ขอบเขตในการทำงานร่วมกันอาจเกิดจากข้อจำกัดของกำลังเครื่องอุปกรณ์เคลื่อนย้ายวัสดุ หรืออาจไม่มีข้อจำกัดใดๆ

- สายการประกอบ ที่แยกประเภทโดยพิจารณาจากการเคลื่อนย้ายงานระหว่างสถานีงาน มี 2 แบบ คือ

1. การเคลื่อนย้ายงานด้วยมือ (Manual Transfer)

การเคลื่อนย้ายงานด้วยมือ เป็นการเคลื่อนย้ายงานจากสถานีงานหนึ่งไปยังอีกสถานีงานถัดไปจะทำด้วยมือ ซึ่งจะมีโอกาสเกิดปัญหาต่าง ๆ ดังนี้

- การไม่มีงานป้อน (Starving) คือ การที่คนงานได้ทำงานตนเสร็จแล้ว แต่ต้องคอยงานที่ยังเสร็จจากคนงานสถานีก่อนหน้า
- การไม่มีที่ส่งงาน (Blocking) คือการที่คนงานได้ทำงานของตนเสร็จแล้ว แต่ต้องรอให้คนงานสถานีงานถัดไป ทำงานให้เสร็จก่อนจึงจะสามารถส่งงานของตนเองไปได้ แล้วจึงเริ่มทำงานชิ้นใหม่

ปัญหาทั้งสองแบบนี้มีผลทำให้ การไหลของงานไม่สม่ำเสมอ รอบเวลาการผลิตไม่คงที่ ซึ่งส่งผลให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของกำลังการผลิต การมี Buffer Storage ระหว่างสถานีงานจะช่วยลดปัญหาทั้งสองนี้ได้ ทำให้สายการผลิตมีการผลิตที่ต่อเนื่องยิ่งขึ้น

2. การเคลื่อนย้ายงานโดยสายพาน (Moving Conveyor)

การเคลื่อนย้ายงานโดยสายพาน เป็นการเคลื่อนย้ายงานจากสถานีงานหนึ่งไปยังสถานีงานถัดไป ทำได้โดยอาศัยสายพานเป็นตัวลำเลียงชิ้นงาน ซึ่งมีทั้งแบบต่อเนื่อง (Continuous) และแบบไม่ต่อเนื่อง (Intermittent) การเคลื่อนย้ายงานแบบไม่ต่อเนื่องคือ การที่สถานีงานใดก็ตามที่ทำงานชิ้นใดเสร็จ ก็จะสามารถส่งต่อไปยังสถานีงานถัดไปได้ทันที โดยไม่ต้องรอส่งพร้อมกับสถานีงานอื่น ๆ ปัญหาที่เกิดขึ้นก็จะเหมือนกับการแก้ปัญหาของการเคลื่อนย้ายงานด้วยมือ ส่วนการเคลื่อนย้ายงานแบบต่อเนื่อง คือการที่ผลิตภัณฑ์ถูกเคลื่อนย้ายตลอดเวลาอย่างต่อเนื่องผ่านไปยังสถานีงานต่าง ๆ พร้อมกัน ในขณะที่กำลังเคลื่อนที่อยู่นั้น พนักงานตามสถานีงานต่าง ๆ ก็จะทำการประกอบชิ้นส่วนต่าง ๆ เข้าไป การเคลื่อนย้ายงานโดยมากจะใช้สายพานเป็นลำเลียงและมีโอกาสเกิดปัญหาต่าง ๆ ดังนี้ คือ

- การไม่มีงานป้อน (Starving) สามารถเกิดขึ้นได้เช่นเดียวกับการเคลื่อนย้ายงานด้วยมือ

- การมีล้นมือ (Congestion) คือการที่งานไม่เสร็จสมบูรณ์ เนื่องจากการที่คนงานไม่สามารถทำงานชิ้นนั้นให้เสร็จก่อนที่ชิ้นงานจะวิ่งผ่านตัวไป
- สำหรับการไม่มีที่ส่งงาน (Blocking) นั้นจะไม่เกิดกับการย้ายงานแบบนี้

สำหรับการป้อนผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบ (Model Launch Discipline) เป็นการกำหนดช่วงระยะเวลาระหว่างผลิตภัณฑ์แต่ละชิ้น ที่เริ่มต้นป้อนเข้าในสายงานการประกอบ มีหลักปฏิบัติ 2 แบบ คือ

1. การป้อนแปรผัน (Variable Rate Launching) ซึ่งในช่วงเวลาการป้อนจะแปรผันไปตามเวลาที่ใช้ในการผลิต ผลิตภัณฑ์ก่อนหน้าในสถานีงานแรก นั่นคืองานจะถูกป้อนเข้าไปทันทีที่สถานีงานแรกว่าง จากวิธีการนี้จะทำให้สถานีงานมีงานทำค่อนข้างตลอดเวลา จึงเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในสายการผลิตที่มีการเคลื่อนย้ายงานด้วยมือ (Manual line) ที่มีบัฟเฟอร์ระหว่างสถานีงาน เพื่อรองรับผลิตภัณฑ์ที่เข้าคิวรอหรือใช้กับสายการผลิตที่มีการเคลื่อนย้ายงานโดยสายพาน โดยมีข้อแม้ว่าสามารถเคลื่อนย้ายงานจากสายพานไปเก็บไว้ในบัฟเฟอร์ระหว่างสถานีงานได้ ด้วยวิธีการป้อนแบบแปรผันนี้การจัดลำดับผลิตภัณฑ์ (Model Sequencing) จึงมีผลน้อยมากในการลดเวลา เนื่องจากการรอของผลิตภัณฑ์ นอกจากสามารถป้อนผลิตภัณฑ์เป็นแบบ Batch โดยเลือกป้อนผลิตภัณฑ์ที่ใช้เวลาน้อยที่สุดก่อน

2. การป้อนแบบคงที่ (Fixed Rate Launching) เป็นการป้อนงานโดยมีช่วงเวลาระหว่างการป้อนแต่ละครั้งคงที่ค่าหนึ่ง ถ้าหากผลิตภัณฑ์ที่ถูกป้อนเข้ามาใช้เวลาในสถานีน้อยกว่าช่วงเวลาที่ป้อน ก็จะทำให้เกิดการว่างงานของสถานีงาน (Station Idle Time) แต่ถ้าหากใช้เวลาในสถานีงานมากกว่าช่วงเวลาป้อนก็จะเกิดการเข้าคิวรอของผลิตภัณฑ์ หรือถ้าใช้ในสายการผลิตที่มีการเคลื่อนย้ายผลิตภัณฑ์โดยใช้สายพานลำเลียง อาจทำให้งานนั้นเกิดการประกอบที่ไม่สมบูรณ์ออกไป วิธีการนี้จะต้องใช้ควบคู่ไปกับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ (Model Sequencing) เพื่อที่จะให้การทำงานของสายการผลิตมีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยทั่วไปวิธีการนี้เหมาะสมกับสายการผลิตที่ใช้สายพานในการเคลื่อนย้ายงาน

- สายการประกอบ ที่แยกประเภทโดยพิจารณาตามลักษณะเวลาทำงานของสถานีงาน มี 2 แบบ คือ

1. Paced Line : สายงานการประกอบแบบ Paced Line คือ สายงานที่กำหนดให้เวลาทำงานในสถานีทำงานต้องเท่ากับรอบเวลาการผลิต *ct* ซึ่งหมายความว่าทุก *ct*

หน่วยเวลา ชิ้นส่วนผลิตภัณฑ์จะต้องถูกส่งต่อให้กับสถานีทำงานต่อไปไม่ว่าจะทำงานในสถานีงานนั้นเสร็จหรือไม่ก็ตาม ถ้าหากทำงานในสถานีงานนั้นเสร็จก่อนรอบเวลาการผลิต *ct* ชิ้นส่วนผลิตภัณฑ์ก็ต้องคอยอยู่ในสถานีงานทำงานเดิมจนกว่าจะครบ *ct* หน่วยเวลา จะเห็นได้ว่าสายงานประกอบแบบ Paced Line อาจทำให้ได้ชิ้นส่วนผลิตภัณฑ์ที่ไม่สมบูรณ์ซึ่งจะต้องถูกนำไปซ่อมแซมและทำใหม่อีกทีหนึ่ง

2. Unplaced Line (Asynchronous Line) : ในสายงานประกอบแบบ Unplaced Line แต่ละสถานีจะทำงานตามขั้นงานที่ถูกกำหนดให้สถานีนั้น ๆ จนกว่าจะเสร็จแล้วจึงเคลื่อนย้ายไปทำงานในสถานีทำงานต่อไป ดังนั้นเวลาทำงานในแต่ละสถานีงานอาจมากกว่าหรือน้อยกว่ารอบเวลาการผลิตก็ได้

4.2 ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี

4.2.1 การผลิตแบบทันเวลาพอดี (Just-in-Time Production Systems: JIT)

การผลิตแบบทันเวลาพอดีคือการที่ชิ้นส่วนที่จำเป็นเข้ามาถึงกระบวนการผลิตในเวลาที่จำเป็นและด้วยจำนวนที่จำเป็นหรืออาจกล่าวได้ว่า ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี คือการผลิตหรือการส่งมอบ “ สิ่งของที่ต้องการ ในเวลาที่ต้องการ ด้วยจำนวนที่ต้องการ” ใช้ความต้องการของลูกค้าเป็นเครื่องกำหนดปริมาณการผลิตและการใช้วัตถุดิบ ซึ่งลูกค้าในที่นี้ไม่ได้หมายถึงเฉพาะลูกค้าผู้ซื้อสินค้าเท่านั้น แต่ยังหมายรวมถึงบุคลากรในส่วนงานอื่นที่ต้องการงานระหว่างทำหรือวัตถุดิบเพื่อทำการผลิตต่อเนื่องด้วย โดยใช้วิธีดึง (Pull Method of Material Flow) ควบคุมวัสดุคงคลังและการผลิต ณ สถานีที่ทำการผลิตนั้น ๆ ซึ่งถ้าทำได้ตามแนวคิดนี้แล้ววัสดุคงคลังที่ไม่จำเป็นในรูปของวัตถุดิบ งานระหว่างทำและสินค้าสำเร็จรูปจะถูกขจัดออกไปอย่างสิ้นเชิง โดยที่ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี มีคุณสมบัติต่อไปนี้

1. การไหลของวัสดุแบบดึง (Pull Method of Material Flow) เป็นวิธีการที่ใช้ความต้องการของลูกค้าเป็นเครื่องกำหนดปริมาณการผลิตและการใช้วัตถุดิบ ซึ่งลูกค้าในที่นี้ไม่ได้หมายถึงเฉพาะลูกค้าผู้ซื้อสินค้าเท่านั้น แต่ยังหมายรวมถึงบุคลากรในส่วนงานอื่นที่ต้องการงานระหว่างทำหรือวัตถุดิบ เพื่อทำการผลิตต่อเนื่อง โดยวิธีดึงเป็นวิธีการควบคุมวัสดุคงคลัง และการผลิต ณ สถานีทำงานที่ทำการผลิตนั้น ๆ

2. การรักษาคุณภาพในระดับสูงอย่างคงที่ (Consistently High Quality) ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี เป็นระบบการดำเนินงานที่ค้นหาและขจัดเศษซาก หรือชิ้นงานที่เสียออกจากกระบวนการ เพื่อให้ระบบการไหลของงานเป็นไปอย่างสม่ำเสมอ ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี

จะมีประสิทธิภาพได้ต้องอาศัยการควบคุมคุณภาพของสินค้าและบริการโดยเทคนิคการจัดการคุณภาพ เช่น TQM เพื่อให้สินค้าและบริการมีคุณสมบัติตรงตามที่ต้องการ โดยระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี จะควบคุมคุณภาพที่แหล่งวัตถุดิบ ซึ่งผู้ปฏิบัติงานจะเป็นผู้ควบคุมและตรวจสอบคุณภาพด้วยตนเอง หรือที่เรียกว่า “คุณภาพ ณ แหล่งกำเนิด (Quality at Source)”

3. ปริมาณการผลิตขนาดเล็ก (Small Lot Size) ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดีจะพยายามควบคุมวัสดุคงคลังให้อยู่ในระดับที่น้อยที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ เพื่อไม่ก่อให้เกิดต้นทุนในการจัดเก็บและต้นทุนค่าเสียโอกาสจึงผลิตในปริมาณที่ต้องการโดยที่ปริมาณการผลิตขนาดเล็กหรือในจำนวนที่น้อยมีประโยชน์ 3 ประการต่อไปนี้

- ช่วยลดวงจรของวัสดุคลัง และทำให้ระดับสินค้าคงคลังจะลดลง
- ช่วยลดเวลานำหรือช่วงเวลารอคอย รวมทั้งวัสดุคงคลังที่เป็นงานระหว่างทำ (Work-in-process) ซึ่งเป็นประโยชน์ต่อการดำเนินงาน คือ
  - ขจัดของเสียที่เกิดในขบวนการผลิต
  - ขจัดปัญหาความล่าช้า การจัดส่งสินค้า หรือการให้บริการ
- ช่วยให้ระบบการทำงานเป็นแบบเดียวกัน ซึ่งเป็นผลทำให้
  - มีความชำนาญมากขึ้น
  - สามารถใช้กำลังการผลิตให้เกิดประโยชน์และมีประสิทธิภาพมากขึ้น
  - ฝ่ายผลิตสามารถปรับตัวไปผลิตสินค้ารายการอื่นๆ อย่างรวดเร็ว

4. ระยะเวลาการติดตั้งและเริ่มดำเนินงานสั้น (Short Setup Time) ผลจากการลดขนาดการผลิตให้เล็กลง ทำให้ฝ่ายผลิตต้องเพิ่มความถี่ในการจัดการขึ้น ขณะที่ต้องทำให้เวลาของการจัดการลดลง ดังนั้นถ้าจัดเวลาให้มีช่วงเวลาของการผลิตที่ใช้เวลามาก จะทำให้เกิดการสูญเสียเวลา เกิดเวลาว่าเปล่าของพนักงานและอุปกรณ์ ดังนั้นผู้ควบคุมกระบวนการผลิตจึงต้องลดเวลาของการจัดตารางเวลาให้สั้นลง เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพเต็มที่และสัมพันธ์กับปริมาณการผลิตจำนวนน้อย ในทางปฏิบัติการที่จะให้เวลาในการติดตั้งและเริ่มดำเนินงานสั้น ซึ่งต้องได้รับความร่วมมืออย่างใกล้ชิดระหว่างฝ่ายวิศวกรรม ฝ่ายบริหาร และแรงงาน

5. ภาระงานของสถานีปฏิบัติงานอยู่ในระดับเดียวกัน (Uniform Workstation Load) ถ้าการทำงานของสถานีทำงานเป็นไปอย่างคงที่และสม่ำเสมอ การปฏิบัติงานที่เป็นแบบเดียวกันสามารถที่จะบรรลุผลสำเร็จได้โดยที่ชิ้นส่วนประกอบเป็นแบบเดียวกัน การผลิตในแต่ละวันเป็นสินค้าชนิดเดียวกัน และมีปริมาณที่เท่า ๆ กัน ซึ่งเป็นผลทำให้ความต้องการชิ้นงานในแต่ละสถานีเป็นไปอย่างสม่ำเสมอ การวางแผนกำลังการผลิต การปรับปรุงวิธีการให้อยู่ในจุดที่วิกฤติ

และการทำงานในระดับที่สมดุล (Line Balance) ถูกนำมาใช้เพื่อพัฒนาตารางการผลิตในแต่ละเดือน

6. ส่วนประกอบและวิธีการทำงานที่เป็นมาตรฐาน (Standardized Components and Work Method) การกำหนด “ชิ้นส่วนมาตรฐาน” ที่เรียกว่า “Part Commonality” หรือ “Modularity” จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการผลิตที่ดำเนินงานซ้ำ โดยที่ส่วนประกอบและวิธีการทำงานเป็นมาตรฐานจะช่วยให้ระบบการผลิตบรรลุเป้าหมายและผลิตภาพที่สูง และมีระดับวัสดุคงคลังที่ต่ำ

7. ความสัมพันธ์ใกล้ชิดกับผู้ขายวัตถุดิบ (Close Supplier Ties) เป็นสิ่งสำคัญ เนื่องจากระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี มีวัตถุประสงค์เพื่อจัดการให้วัสดุคงคลังอยู่ในระดับต่ำ ซึ่งทำให้การจัดส่งมีบ่อยครั้งมากขึ้น โดยใช้ระยะเวลารอคอยที่สั้นลง ประการสำคัญการส่งของต้องมาถึงตรงเวลาและวัตถุดิบต้องมีคุณภาพตามที่ต้องการ

8. แรงงานยืดหยุ่น (Flexible Work Force) หมายถึง พนักงานที่ถูกพัฒนาให้มีทักษะที่หลากหลายสามารถทำงานได้มากกว่าหนึ่งอย่าง โดยที่ประโยชน์ของแรงงานยืดหยุ่น คือ พนักงานสามารถที่จะไปทำงานในแผนกผลิตอื่นได้ เพื่อที่จะสามารถลดภาวะคอขวด (Bottle Neck) หรือการที่มีปริมาณงานค้างอยู่ในหน่วยงานใดหน่วยงานหนึ่ง หรือคนงานสามารถทำงานแทนบุคคลอื่นที่ขาดงานได้ ถึงแม้ว่าการให้คนงานไปทำงานที่ไม่มีความถนัดอาจทำให้ประสิทธิภาพของการทำงานลดลง แต่การหมุนเวียนงานอย่างเป็นระบบสามารถที่จะความเบื่อหน่าย และทำให้คนงานมีความตื่นตัวได้

9. ให้ความสำคัญกับผลิตภัณฑ์ (Product Focus) ถ้าหากปริมาณการผลิตของผลิตภัณฑ์บางประเภทมีจำนวนมากพอ เราสามารถที่จะจัดกลุ่มของคนงานและเครื่องจักรให้สอดคล้องกับผลิตภัณฑ์ เพื่อลดความถี่ในการปรับเปลี่ยนและเริ่มดำเนินงาน แต่ถ้าปริมาณของผลิตภัณฑ์มีไม่มากพอ เราสามารถใช้วิธีรวมกลุ่มเทคโนโลยี (Group Technology) เพื่อที่จะออกแบบสายการผลิตขนาดเล็ก ซึ่งกรรมวิธีการผลิตและใช้อุปกรณ์ร่วมกัน นอกจากนี้การที่คนงานหนึ่งคนสามารถคุมเครื่องจักรหลายเครื่อง (One Worker, Multiple Machines) หรือที่เรียกว่า เทคนิค OWMM โดยเครื่องจักรแต่ละตัวถูกออกแบบและจัดระบบให้ทำงานต่อเนื่องกัน เนื่องจากผลิตภัณฑ์เดียวกันจะถูกผลิตซ้ำ ๆ ซึ่งจะช่วยให้การปรับเปลี่ยนและเริ่มดำเนินงานจะหมดไป

10. การผลิตแบบอัตโนมัติ (Automatic Production) การนำเครื่องจักรมาใช้แทนแรงงานคนมีบทบาทที่สำคัญต่อความสำเร็จของระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี และเป็นกุญแจ

สำคัญในการผลิตแบบต้นทุนต่ำโดยผู้บริหารต้องวางแผนการใช้งานเครื่องจักรอัตโนมัติอย่างรอบคอบ โดยพิจารณาความแข็งแรง และความคุ้มค่าในการลงทุนเป็นสำคัญ

11. การบำรุงรักษาเชิงป้องกัน (Preventive Maintenance) เนื่องจากระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี ให้ความสำคัญในเรื่องการไหลของวัตถุดิบและการดำเนินงานอย่างต่อเนื่องและสม่ำเสมอ รวมทั้งการจัดให้มีวัตถุดิบสำรองไว้ในระดับต่ำ ตลอดจนมีวัฏจักรการดำเนินงานที่สอดคล้องกัน ดังนั้นหากเกิดปัญหาเครื่องจักรขัดข้องขึ้นมากะทันหันก็อาจส่งผลเสียต่อระบบการผลิต การบำรุงรักษาเชิงป้องกันจะช่วยลดความถี่ และการขัดข้องของเครื่องจักร โดยการบำรุงรักษาถูกจัดทำขึ้นตามตารางเวลาให้สมดุลกันระหว่างต้นทุนการบำรุงรักษา และความเสี่ยงของต้นทุนที่เกิดจากการเสียหายของเครื่องจักร

4.2.2 **ผลกระทบจากการผลิตแบบทันเวลาพอดี**

ผลกระทบของการผลิตแบบทันเวลาพอดี สามารถสรุปได้ดังนี้

1. ปริมาณการผลิตขนาดเล็ก (Small Lot Size) ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี จะพยายามควบคุมวัสดุคงคลังให้อยู่ในระดับที่น้อยที่สุดเพื่อไม่ก่อให้เกิดต้นทุนในการจัดเก็บและต้นทุนค่าเสียโอกาส จึงผลิตในปริมาณที่ต้องการ

2. ระยะเวลาการติดตั้งและเริ่มดำเนินงานสั้น (Short Setup Time) ผลจากการลดขนาดการผลิตให้เล็กลง ทำให้ฝ่ายผลิตต้องเพิ่มความถี่ในการจัดการขึ้น ดังนั้นผู้ควบคุมกระบวนการผลิตจึงต้องลดเวลาการติดตั้งให้สั้นลง เพื่อไม่ให้เกิดเวลาว่างเปล่าของพนักงานและอุปกรณ์และให้เกิดประสิทธิภาพเต็มที่

3. วัสดุคงคลังในระบบการผลิตลดลง (Reduce WIP Inventory) เหตุผลที่จำเป็นต้องมีวัสดุคงคลังสำรองเกิดจากความไม่แน่นอน ไม่สม่ำเสมอที่เกิดขึ้นระหว่างกระบวนการผลิต ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดีมีนโยบายที่จะขจัดวัสดุคงคลังสำรองออกไปจากกระบวนการผลิตให้หมด โดยให้คนงานช่วยกันแก้ไขปัญหาความไม่สม่ำเสมอที่เกิดขึ้น

4. สามารถควบคุมคุณภาพสินค้าได้อย่างทั่วถึง - ในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี ผู้ปฏิบัติงานจะเป็นผู้ควบคุมและตรวจสอบคุณภาพด้วยตนเอง หรือที่เรียกว่า “ คุณภาพ ณ แหล่งกำเนิด (Quality at the source) ”

4.2.3 ประโยชน์ที่เกิดจากการผลิตแบบทันเวลาพอดี

ประโยชน์ที่ได้รับจากการผลิตแบบทันเวลาพอดี มีดังนี้

1. เป็นการยกระดับคุณภาพสินค้าให้สูงขึ้นและลดของเสียจากการผลิตให้น้อยลง : เมื่อคนงานผลิตชิ้นส่วนเสร็จก็จะส่งต่อไปให้กับคนงานคนต่อไปทันที ถ้าพบข้อบกพร่องคนงานที่รับชิ้นส่วนมาก็จะรีบแจ้งให้คนงานที่ผลิตทราบทันทีเพื่อหาสาเหตุและแก้ไขให้ถูกต้อง คุณภาพสินค้าจึงดีขึ้น ต่างจากการผลิตครั้งละมากๆ คนงานที่รับชิ้นส่วนมามักไม่สนใจข้อบกพร่องแต่จะรีบผลิตต่อทันทีเพราะยังมีชิ้นส่วนที่ต้องผลิตต่ออีกมาก

2. ตอบสนองความต้องการของตลาดได้เร็ว : เนื่องจากการผลิตมีความคล่องตัวสูง การเตรียมการผลิตใช้เวลาน้อย และสายการผลิตก็สามารถผลิตสินค้าได้หลายอย่างในเวลาเดียวกัน จึงทำให้สินค้าสำเร็จรูปคงคลังเหลืออยู่น้อยมาก เพราะเป็นไปตามความต้องการของตลาดอย่างแท้จริง การพยากรณ์การผลิตแม่นยำขึ้นเพราะเป็นการพยากรณ์ระยะสั้น ผู้บริหารไม่ต้องเสียเวลาในการแก้ไขปัญหาต่างๆในโรงงาน ทำให้มีเวลาสำหรับการกำหนดนโยบายวางแผนการตลาด และเรื่องอื่น ๆ ได้มากขึ้น

3. คนงานจะมีความรับผิดชอบต่องานของตนเองและงานของส่วนรวมสูงมาก : ความรับผิดชอบต่อตนเอง ก็คือจะต้องผลิตสินค้าที่ดี มีคุณภาพสูง ส่งต่อให้คนงานคนต่อไปโดยถือเหมือนว่าเป็นลูกค้า ด้านความรับผิดชอบต่อส่วนรวมก็คือคนงานทุกคนจะต้องช่วยกันแก้ปัญหาเมื่อมีปัญหาเกิดขึ้นในการผลิต เพื่อไม่ให้การผลิตหยุดชะงักเป็นเวลานาน

4.3 การจัดลำดับงานที่มีเวลาปรับตั้งเครื่องขึ้นกับลำดับงานก่อนหน้า

ปัญหาการจัดตารางในกรณีที่เวลาปรับตั้งเครื่องขึ้นกับลำดับงานก่อนหน้า (Sequence Dependent Setup Time) พบบ่อยในระบบผลิตเครื่องจักรเดี่ยว (โดยมากจะเป็นเครื่องอเนกประสงค์) ในการผลิตผลิตภัณฑ์หรือชิ้นงานที่มีความหลากหลาย ยกตัวอย่างเช่น กรณีของระบบผลิตในโรงงานปิโตรเคมีซึ่งผลิตเคมีภัณฑ์ที่หลากหลาย ในระหว่างการเปลี่ยนกระบวนการเพื่อทำการผลิตเคมีภัณฑ์อีกชนิดหนึ่ง เราอาจจะต้องมีการล้างสารเคมีที่ใช้ในการผลิตเคมีภัณฑ์ก่อนหน้าที่ยังเหลือค้างอยู่ออกจากระบบ ทั้งนี้เพื่อให้แน่ใจว่าเคมีภัณฑ์ชนิดใหม่ที่ทำการผลิตขึ้นจะมีสารปนเปื้อนที่เกิดจากเคมีภัณฑ์เก่าน้อยที่สุด ซึ่งเวลาและขั้นตอนที่ใช้ในการล้างทำความสะอาดนี้อาจจะมีความแตกต่างกัน ทั้งนี้ขึ้นกับสารเคมีที่ใช้การผลิตเคมีภัณฑ์ตัวก่อนหน้า และสารเคมีที่จะใช้ผลิตเคมีภัณฑ์ตัวที่ต้องการจะผลิตตัวถัดไป ปัญหาเช่นเดียวกันนี้อาจพบได้ในกระบวนการผลิตสีเคมีที่มีจำนวนสีหลากหลาย กระบวนการผลิตผงซักฟอกซึ่งมีความเข้มข้น

แตกต่างกัน และการผสมน้ำมันเชื้อเพลิงต่าง ๆ นอกจากนี้แล้วการปรับตั้งเครื่องยังอาจจะพบได้ในสายการประกอบที่มีการปลี่ยนเครื่องมือ มีการตรวจสอบ หรือมีการจัดเรียงสถานีใหม่เป็นต้น (ปารเมศ ชุติมา, 2546)

สำหรับเวลาปิดงานของระบบ (Makespan) ซึ่งเขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ M ในปัญหาการจัดตารางในกรณีที่เวลาปรับตั้งเครื่องขึ้นกับลำดับงานก่อนหน้า ค่าของ M จะขึ้นกับลำดับงานที่ใช้ นั่นคือ

$$F_{[1]} = s_{0,1} + t_{[1]}$$
$$F_{[2]} = s_{[1],[2]} + t_{[2]} + F_{[1]}$$
$$\cdots$$
$$F_{[n-1]} = s_{[n-2],[n-1]} + t_{[n-1]} + F_{[n-2]}$$
$$F_{[n]} = s_{[n-2],[n]} + t_{[n]} + F_{[n-1]}$$

โดยที่สภาวะ 0 แสดงถึงสภาวะเริ่มต้น ซึ่งหมายถึงการเดินเครื่องเปล่า และสภาวะ $n+1$ หมายถึงสภาวะสิ้นสุดการทำงานในรอบการผลิตนี้ และเป็นสภาวะของการเดินเครื่องเปล่าเช่นกัน (เป็นไปได้ว่าทั้งสองสภาวะนี้อาจเป็นสภาวะเดียวกัน) ดังนั้นเวลาปิดงานของระบบจะมีค่าเท่ากับ

$$M = F_{[n]} + s_{[n],[n+1]} = \sum_{j=1}^{n+1} s_{[j-1],[j]} + \sum_{j=1}^{n} t_j \qquad (4.2)$$

เนื่องจาก $\sum_{j=1}^{n} t_j$ มีค่าคงที่ ดังนั้นในการหาค่าที่น้อยที่สุดของ M จะเทียบเท่ากับการหาค่าที่น้อยที่สุดให้กับผลรวมพจน์แรก นั้นคือ $\sum_{j=1}^{n+1} s_{[j-1],[j]}$ ซึ่งค่านี้หมายถึงผลรวมของเวลาปรับตั้งเครื่องจักรทั้งหมดที่เกิดขึ้นกับลำดับงานที่พิจารณาอยู่ โดยที่ลำดับงานนี้มีสภาวะเริ่มต้นและสภาวะสิ้นสุดการทำงานเป็นสภาวะของการเดินเปล่า

ตัวอย่างการหาเวลาการปรับเครื่องจักร

สมมติว่าโรงงานผลิตปิโตรเลียมแห่งหนึ่ง ผลิตเชื้อเพลง 4 ประเภท คือ เชื้อเพลิงสำหรับรถแข่งเบนซินพิเศษ เบนซินธรรมดา และไร้สารตะกั่ว เมตริกซ์จาก-ไป (From-To-Matrix) ของเวลาการปรับตั้งเครื่อง $S_{i,j}$ ดังแสดงในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 เชื้อเพลิงสำหรับ 4 ประเภท

$S_{i,j}$	(1)	(2)	(3)	(4)
เชื้อเพลิงรถแข่ง (1)	-	30	50	90
เบนซินพิเศษ (2)	40	-	20	60
เบนซินธรรมดา (3)	30	30	-	60
ไร้สารตะกั่ว (4)	20	15	10	-

ในแต่ละรอบการผลิตจำนวนของเวลาที่ไม่ก่อให้เกิดมูลค่าเพิ่ม (เวลาปรับตั้งเครื่อง) จะขึ้นกับลำดับในการผลิตที่เกิดขึ้นของเชื้อเพลิงเหล่านี้ กล่าวคือเวลาปรับตั้งเครื่องทั้งหมดใน 6 ลำดับงานที่เป็นไปได้มีค่าดังนี้

s(1-2-3-4-1) = 30+20+60+20 = 130

s(1-2-4-3-1) = 30+80+10+30 = 150

s(1-3-2-4-1) = 50+30+80+20 = 180

s(1-3-4-2-1) = 50+60+15+40 = 165

s(1-4-2-3-1) = 90+15+20+30 = 155

s(1-4-3-2-1) = 90+10+30+40 = 170

โดยที่มีสมมติฐานคือ การผลิตแบบต่อเนื่อง และจะผลิตตามวัฏจักรที่วางแผนเอาไว้เท่านั้น

โครงสร้างของการหาค่า M ที่น้อยที่สุดนี้ถูกจัดอยู่ในปัญหาประเภทที่เรียกว่า “ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Travelling Salesman Problem)” กล่าวคือ พนักงาขายคนหนึ่งต้องเดินทางไปพบลูกค้าแต่ละรายที่อยู่ในเมืองที่แตกต่างกัน ซึ่งจำนวนของเมืองทั้งหมดเท่ากับ n พนักงานขายต้องการที่จะเลือกเส้นทางในการเดินทางที่ทำให้เขาสามารถไปยังแต่ละเมืองได้ เพียงมือละ 1 ครั้งเท่านั้น และในที่สุดจะย้อนกลับมายังเมืองเริ่มต้นได้อีกครั้งหนึ่ง ถ้ากำหนดระยะทางระหว่างแต่ละคู่เมืองให้ หน้าที่ของพนักงานขายก็คือ การหาเส้นทางที่มีระยะทางระหว่างเมือง i และเมือง j ดังกล่าว สำหรับปัญหาการเดินทางของพนักงานขายตามปกติ เมตริกซ์จาก-ไป จะเป็นเมตริกซ์แบบสมมาตร กล่าวคือ $s_{ij} \mid= s_{ji}$ แต่ถ้าเงื่อนไขเช่นนี้ไม่ได้เป็นเงื่อนไขบังคับสำหรับปัญหาการจัดตาราง (ตารางที่ 5.1) แนวทางในการแก้ปัญหานี้มีหลากหลาย เช่น ไดนามิคโปรแกรมมิ่ง (Dynamic Programming) การแตกกิ่งและจำกัดเขต (Branch and Bound) หรือฮิวริสติก เป็นต้น

4.4 สรุปท้ายบท

เนื้อหาในบทนี้ได้กล่าวถึง 3 เรื่อง คือลักษณะสายการประกอบ ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี และการจัดลำดับงานที่มีเวลาปรับตั้งเครื่องจักรก่อนหน้า สามารถสรุปได้ดังนี้ สายงานประกอบสามารถแยกออกได้หลายประเภทโดยพิจารณาจากหลายองค์ประกอบ ตามลักษณะรูปแปบผังการจัดเซลล์ ตามจำนวนผลิตภัณฑ์ ลักษณะของสถานีงาน การเคลื่อนย้ายระหว่างสถานีงาน และลักษณะเวลาทำงานของสถานีงาน ตัวอย่างเช่น การแยกประเภทสายการประกอบตามจำนวนชนิดของสินค้าที่ทำการผลิต มี 3 แบบ คือสายงานการประกอบสำหรับผลิตภัณฑ์เดียว สายงานการประกอบแบบหลายผลิตภัณฑ์ และสายงานการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม เป็นงานการประกอบที่ใช้สำหรับผลิตผลิตภัณฑ์ 2 ชนิดหรือมากกว่าเช่นเดียวกับสายการประกอบแบบหลายผลิตภัณฑ์ แต่ต่างกันตรงที่ผลิตภัณฑ์ต่างๆ จะเข้าสู่สายงานการประกอบปะปนกัน ไม่มีการแบ่งว่าต้องทำผลิตภัณฑ์ชนิดไหนก่อน

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 5

เมมเมติกอัลกอริทึมสำหรับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

เนื้อหาในบทนี้กล่าวถึงการประยุกต์ใช้เมมเมติกอัลกอริทึมสำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสู่สายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสม ภายใต้ระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี ที่มีฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์คือเวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรและความผันแปรในการผลิต โดยรายละเอียดของเนื้อหาประกอบด้วย ลักษณะของปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ โครงสร้างของเมมเมติกอัลกอริทึม ขั้นตอนและวิธีการของเมมเมติกอัลกอริทึมที่พัฒนามาจาก NSGA II ของปัญหาที่ทำการศึกษาในงานวิจัย ตลอดจนตัวอย่างตัวอย่างการประยุกต์ใช้เจนเนติกอัลกอริทึม (NSGA II) และเมมเมติกอัลกอริทึม (M-NSGA II) ในการแก้ปัญหาดังกล่าว

5.1 ลักษณะของปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์

สายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสม เป็นสายการประกอบหนึ่งที่มีการประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายใน อุตสาหกรรม เช่น อุตสาหกรรมประกอบรถยนต์ โดยที่ความสามารถของสายการประกอบประเภทนี้จะทำการประกอบผลิตภัณฑ์มากกว่า 2 ชนิดที่มีลักษณะคล้ายคลึงกันหรือความแตกต่างกันบนสายการผลิตเดียวกันดังนั้นสายการประกอบประเภทนี้จึงเป็นประโยชน์มากสำหรับการเตรียมวัตถุดิบเข้าสู่กระบวนการไหลแบบต่อเนื่อง ลดสินค้าคงคลัง และมีความยืดหยุ่นสูง การออกแบบสายการประกอบผลิตภัณฑ์จึงสามารถทำได้ภายใต้ 2 หลักการคือการจัดสมดุลสายการประกอบ (Balancing) และการจัดลำดับสายการประกอบ (Sequencing) หรือการจัดตารางสายการประกอบ (Scheduling) ซึ่งการจัดสมดุลนี้จะเป็นการจัดสรรให้แต่ละสถานีงานมีการปฏิบัติงานที่ใกล้เคียงกัน ส่วนการจัดลำดับหรือการจัดตาราง จะเป็นการค้นหาลำดับหรือตารางการผลิตที่ดีที่สุดนั้นเอง

โดยทั่วไปแล้วการพิจารณาปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการตัดสินใจจะมีความแตกต่างกันขึ้นอยู่กับช่วงเวลาในการวางแผนที่ดำเนินการกับสายการประกอบผลิตภัณฑ์แบบผสม ซึ่งในการวางแผนในระยะกลาง (หรือระยะยาว) ปัญหาการตัดสินใจที่เกิดขึ้นจะพิจารณาถึงการติดตั้งของสายการผลิต และการจัดสรรภาระงานในแต่ละสถานีงาน รวมไปถึงการตัดสินใจในด้านความยาวของสายการผลิต (จำนวนของสถานีงาน ความยาวของสถานีงาน) อัตราการผลิตที่เท่ากัน และรอบเวลาการผลิต ซึ่งเป็นสิ่งเกี่ยวข้องโดยตรงกับภาระงานของสถานีงาน โดยจะเรียกการพิจารณา

ปัญหาการตัดสินใจว่า ปัญหาการจัดสมดุลให้กับสายการประกอบผลิตภัณฑ์แบบผสม (Mixed Model Assembly Line Balancing Problem: MALBP)

แต่สำหรับกรณีที่เป็นการผลิตในสายงานการประกอบสำหรับผลิตภัณฑ์เดียว ซึ่งเป็นสายการประกอบที่มีผลิตภัณฑ์เพียงชนิดเดียว ลักษณะของปัญหาจะเป็นการค้นหาจำนวนสถานีงานและรอบเวลาการผลิตต่ำที่สุดซึ่งมีความเกี่ยวข้องโดยตรงกับการจักสรรภาระงานให้กับแต่ละสถานีงานเช่นกัน ดังนั้นการจัดสมดุลให้กับสถานีงานจึงมักใช้เป็นวัตถุประสงค์ในการหาค่าที่ที่สุดนั้นเอง ส่วนในการวางแผนระยะสั้น ปัญหาการตัดสินใจจะเป็นปัญหาที่เรียกว่าการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ (Mixed Model Sequencing Problem: MSP) ซึ่งเป็นการค้นหาลำดับการผลิตในหน่วยความต้องการผลิตในทุกผลิตภัณฑ์ โดยที่วัตถุประสงค์ส่วนใหญ่มักสอดคล้องกับความไม่มีประสิทธิภาพที่เกิดขึ้นจากความผันแปรในแต่ละสถานีงาน ซึ่งปกติแล้วผลลัพธ์ของความต้องการในแต่ละสถานีงานจะมีการกำหนดลำดับที่แน่นอนในการส่งผลิตภัณฑ์ เพราะฉะนั้นปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์จึงเกิดขึ้นในแต่ละวัน หรือสัปดาห์ ในหน่วยความต้องการในการผลิตทุกผลิตภัณฑ์ โดยที่การรวมกันของความต้องการในการผลิตจะเรียกว่าเป็นการผสมผลิตภัณฑ์ (Product Mix) ภายใต้ช่วงเวลาในการวางแผน หรือคาบเวลา (Period)

ในงานวิจัยนี้ ได้กำหนดให้สายการประกอบนั้นมีความสมดุลแล้ว ดังนั้นจึงพิจารณาปัญหาที่เกิดขึ้นจากการจัดลำดับผลิตภัณฑ์อย่างเดียวโดยวัตถุประสงค์ของการจัดตาราง หมายถึงเป้าหมายของตัววัดสมรรถนะที่ผู้จัดตารางต้องการที่จะก่อให้เกิดขึ้น เช่น การหาค่าที่มากที่สุด (Maximize) หรือการหาค่าที่น้อยที่สุด (Minimize) ของตัววัดสมรรถนะนั้นเอง (ปารเมศ ชุติมา, 2546) นอกจากนี้ความแตกต่างของวัตถุประสงค์ที่พิจารณาในงานวิจัยต่างๆ ส่วนใหญ่จะช่วยในการค้นหาลำดับการผลิตที่มีประสิทธิภาพ โดยปกติแล้ววัตถุประสงค์ที่เกี่ยวข้องกับเวลาจะมีความสัมพันธ์กับเป้าหมายในการใช้งาน ในขณะที่บางสถานการณ์ก็ต้องคำนึงถึงวัตถุประสงค์ที่เกี่ยวข้องกับต้นทุนการผลิต และในบางสถานการณ์ก็อาจต้องการพิจารณาวัตถุประสงค์ที่ได้มาจากความสม่ำเสมอในการใช้วัตถุดิบในลำดับการผลิต ซึ่งเป็นสิ่งที่ก่อให้เกิดความคล่องตัวในการผลิตภายใต้หลักการผลิตแบบทันเวลาพอดี

5.2 ลักษณะของปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสม

งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอการหาคำตอบที่ดีที่สุดสำหรับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์แบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูภายใต้การผลิตแบบทันเวลาพอดีที่มีเวลาปรับตั้งเครื่องขึ้นกับลำดับก่อนหน้า และใช้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของ Kim (2004) ในเรื่องการหาค่าความผันแปรของภาระงาน ส่วนอีกฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ที่เพิ่มเข้ามาคือเวลาในการ

ปรับตั้งเครื่องจักร ซึ่งทั้งสองฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์นี้สอดคล้องกับการตอบสนองของการผลิตแบบทันเวลาพอดีในเรื่อง ภาระงานของสถานีปฏิบัติงานอยู่ในระดับเดียวกัน (Smoothed Workload) และการลดเวลาการเตรียมเครื่องจักร (Reduction of Setup Time) ดังนั้นฟังก์ชั้นวัตถุประสงค์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือ

$$Minimize f_1(x) = \sum_{i=1}^{N} (\sum_{k=2}^{L_i} s_{ik} \times t_{ik}) + t_{i0} \quad (5.1)$$

$$Minimize f_2(x) = \sum_{j=1}^{J} \sum_{s=1}^{S} \left| T_{js} - \overline{T} \right| \quad (5.2)$$

โดยที่กำหนดให้

$f_1(x)$ คือ เวลาในการปรับตั้งเครื่อง (Minimize setup time)

$f_2(x)$ คือ ความผันแปรของภาระงาน (Minimize absolute deviation workload)

MPS_i คือ Minimum Part Set สำหรับงาน (task) i

MS_i คือ ลำดับแบบงาน (Model sequencing) ของงาน i

s_{ik} คือ 1, ถ้าแบบงาน (Model) ที่ตำแหน่ง k ของ MS_i แตกต่างจากแบบงานที่ตำแหน่ง k-1 ของ MS_i ; 0, ที่อื่น

t_{ik} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานที่ i สำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

t_{i0} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานเริ่มต้นสำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

L_i คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่ง MPS_i

N คือ จำนวนผลรวมของงานทั้งหมด

J คือ จำนวนสถานีงาน (Work station)

S คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่งการผลิต MPS

T_{js} คือ จำนวนของงานที่มอบหมายไปสู่สถานีงาน i รอบ (Cycle) ที่ s

$\overline{T}$ คือ รอบเวลาการผลิต (Cycle time)

n คือ จำนวนของผลิตภัณฑ์ใดผลิตภัณฑ์หนึ่งที่ถูกผลิต

d_i คือ ความต้องการผลิตผลิตภัณฑ์ i เมื่อ $i = 1, 2, \ldots, n$

จากการสมการที่ (5.1) และ (5.2) คือฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ของการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่เข้าทำการประกอบในสายการประกอบ เพื่อต้องการให้เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด และต้องการให้ค่าความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุดด้วย

ในการพิจารณาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เพื่อให้มีค่าในวัตถุประสงค์ทั้งสองน้อยที่สุดพร้อมๆ กัน ลักษณะของปัญหาที่พิจารณาจะต้องมีลักาณะดังนี้

5.2.1 ปัญหาการจัดลำดับการผลิตผลิตภัณฑ์ที่จะเข้าทำการประกอบในสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมและเป็นสายการประกอบแบบตัวยู คือ มีการประกอบผลิตภัณฑ์ตั้งแต่ 2 ชนิดขึ้นไป โดยผลิตภัณฑ์ต่าง ๆ จะเข้าสู่สายงานประกอบปะปนกัน ไม่มีการแบ่งว่าต้องทำการผลิตภัณฑ์ชุดไหนก่อน

5.2.2 เป็นสายการประกอบที่มีระบบผลิตลื่นไหล ภายใต้การผลิตแบบทันเวลาพอดีโดยกำหนดจำนวนสถานีงาน และขั้นงานในแต่ละสถานีงาน และสายการประกอบเป็นอนุกรม คือสถานีงานทำงานต่อเนื่องกันตามลำดับ ไม่มีสถานีงานใดทำขนานกัน ผลิตภัณฑ์ที่หลากหลายชนิดที่ทำการจัดลำดับเพื่อเข้าทำการประกอบจะต้องทำบนสายการประกอบเดียวกัน

5.2.3 การจัดลำดับผลิตภัณฑ์จะจัดเข้าเป็นกลุ่ม โดยใช้สัดส่วนของผลิตภัณฑ์ที่ทำการผลิต (Minimum Part Set) ซึ่งเป็นการจัดลำดับที่ตอบสนองความต้องการด้านความหลากหลายของรูปแบผลิตภัณฑ์ที่เหมาะสม เช่น ผลิตผลิตภัณฑ์ชนิด A จำนวน 100 หน่วย ผลิตภัณฑ์ชนิด B จำนวน 80 หน่วย ผลิตภัณฑ์ชนิด C จำนวน 20 หน่วย ดังนั้น MPS คือ 5:4:1 ทำการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ AAAAABBBBC เข้าทำการประกอบบนสายการประกอบ

5.2.4 ข้อมูลเข้า (Input) คือ

- ชนิดและจำนวนผลิตภัณฑ์
- เวลาการปรับตั้งเครื่องจักรที่ถูกเจนเนอเรทด้วยการแจกแจงสม่ำเสมอ U[0,100] (France และคณะ, 2001)

เนื่องจากการเจนเนอเรทเวลาปรับตั้งเครื่องจักรเป็นข้อมูลนำเข้าที่มีผลต่อผลลัพธ์ของคำตอบที่ได้ ดังนั้นจึงต้องวัดความหลากหลายของข้อมูลก่อนนำไปใช้ด้วยสัมประสิทธ์ความผันแปร (Coefficient of variation: CV) และ CV ที่เหมาะสมคือ 1/3 (Lee และคณะ, 1997) สามารถคำนวณได้ดังสมการ

$$CV = \frac{\mathrm{var}(s)}{\bar{s}^2} \tag{5.3}$$

โดยที่ s คือเวลาปรับตั้งเครื่องจักร

Var(s) คือความแปรปรสนของเวลาปรับตั้งเครื่องจักร

$\bar{s}$ คือเวลาเฉลี่ยในการปรับตั้งเครื่องจักร

5.2.5 สถานีงานเป็นรูปแบบปิด และมีรอบเวลาในการปล่อยสินค้าคงที่

5.2.5 เวลาปรับตั้งเครื่องจักร สำหรับแต่ละการดำเนินการขึ้นกับลำดับงานที่อยู่ก่อนหน้า (Sequence Dependent Setup Time)

5.2.6 คำตอบที่ได้จะเป็นกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่ตอบสนองทั้งสองฟังก์ชันวัตถุประสงค์พร้อม ๆ กัน และวัดผลสมรรถนะกลุ่มคำตอบที่ได้ด้วยตัววัดสมรรถนะในด้านการลู่เข้าสู่คำตอบทีแท้จริง การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ และอตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียงเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

5.2.7 ทำการเปรียบเทียบคำตอบของการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่ได้จากวิธีที่นำเสนอใหม่ คือวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม และคำตอบที่ได้จากเมทธาฮิวริสติกที่มีสมรรถนะสูงอย่าง NSGA II

5.2.8 ข้อกำหนดที่ต้องพิจารณาในการแก้ปัญหา มีดังนี้

- สายการประกอบที่นำมาจัดลำดับการผลิตผลิตภัณฑ์มีความสมดุล
- รูปแบบผลิตภัณฑ์มีหลากหลายชนิดซึงมีคุณสมบัติคล้ายกันทำการจัดลำดับเพื่อเข้าทำการประกอบจะต้องทำบนสายการประกอบเดียวกันและรู้จำนวนสถานีงาน
- ลักษณะสายการประกอบเป็นแบบตัวยู
- การจัดลำดับรูปแบบผลิตภัณฑ์จะพิจารณาจาก Minimum part set (MPS) ของปัญหาในกรณีศึกษางานวิจัย (Y.K. Kim 2002) และกรณีศึกษาในห้องตัวอย่างโรงงานเสื้อเชิ้ตสำเร็จรูป
- งาน (task) ในสายการประกอบเดียวกันไม่จำเป็นต้องทำทุกรูปแบบผลิตภัณฑ์ (Model) และรู้ว่า งาน (task) ได้ถูกมอบหมาย (assignment) ลงในสถานีงาน (stations) ใดบ้าง
- ไม่พิจารณาระยะทางการเดินของพนักงานบนสายการประกอบ
- สถานีงานเป็นรูปแบบปิด และมีรอบเวลาในการปล่อยสินค้าที่คงที่
- เวลาปรับตั้งเครื่องสำหรับแต่ละการดำเนินงาน จะขึ้นกับลำดับงานที่อยู่ก่อนหน้า (Sequence Dependent Setup Times)
- เครื่องจักรทุกเครื่องไม่มีการเสียหรือขัดข้อง

- พนักงาน เครื่องมือ และวัตถุดิบมีความพร้อมใช้งานและมีไม่จำกัด
- ไม่มีงานเสียหรืองานที่ต้องนำกลับไปซ่อมใหม่เกิดขึ้นจากการทำงาน
- งานทั้งชิ้นจะต้องถูกทำให้เสร็จก่อนที่จะส่งไปยังเครื่องจักรอื่นได้
- มีเพียงหนึ่งงานเท่านั้นที่อยู่บนเครื่องจักรได้ ณ เวลาใดเวลาหนึ่ง
- การดำเนินงานที่ต่อเนื่องกันบนงานเดียวกันไม่สามารถทำซ้ำบนเครื่องจักรเดิมได้
- ไม่มีการยกเลิกคำสั่งซื้อจากลูกค้า
- พื้นที่ในแถวคอยของแต่ละสถานีงานมีไม่จำกัด
- ไม่ยอมให้มีการแทรกงานเกิดขึ้น
- งานทุกงานมีความพร้อมทำ (Available) ตลอดเวลา

เนื่องจากโครงสร้างการทำงานของเมมเมติกอัลกอริทึม มีแนวคิดมาจากการดัดแปลงขั้นตอนการทำงานในวิธี NSGA II ซึ่งทั้งสองนี้มีหลักการที่คล้ายคลึงกันมีความแตกต่างในเรื่องวิธีการจัดอันดับที่ด้วยวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด (Pareto-based Approach) การคำนวณความหนาแน่นให้กับประชากรคำตอบ (Diversity Population) กลยุทธ์ในการเก็บค่า Non-dominated Solution (Elitist Strategy) ดังนั้นในการนำเสนอในหัวข้อถัดไป จะนำเสนอความแตกต่างของเมมเมติกอัลกอริทึมและเจนเนติกอัลกอริทึม

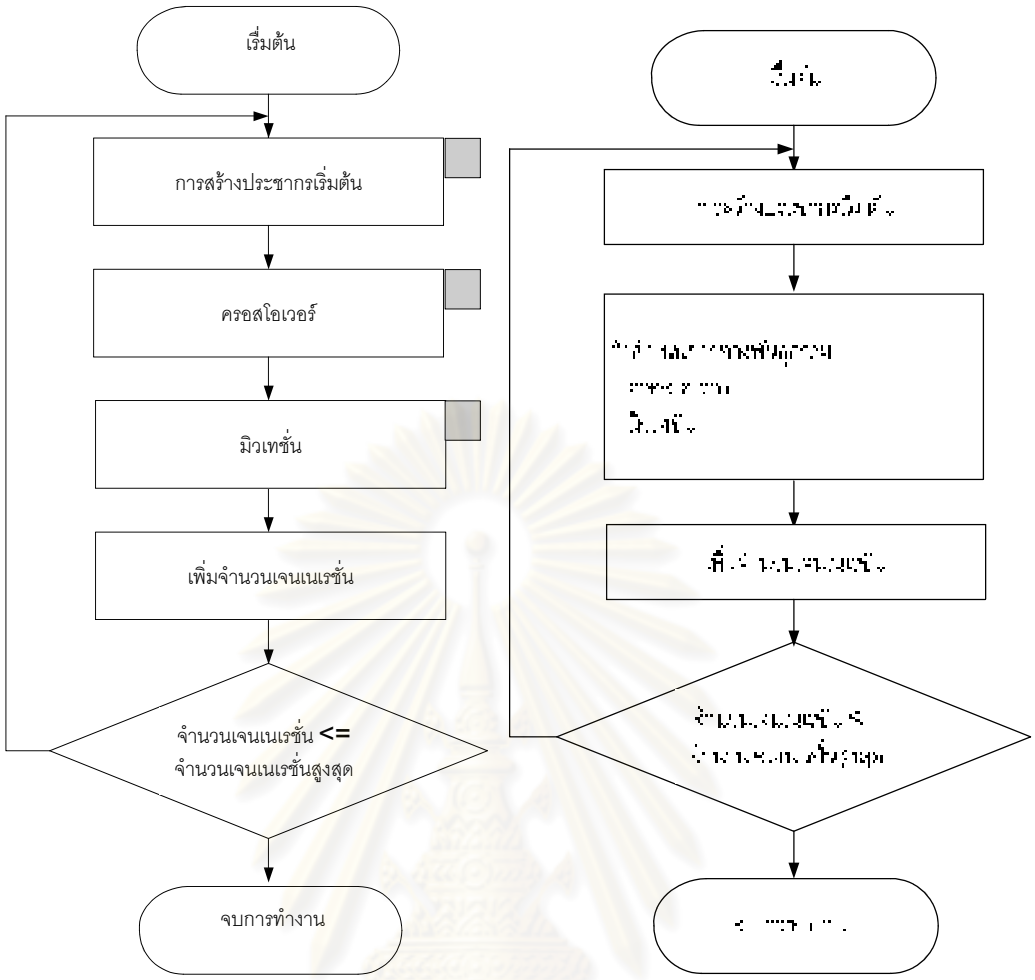
5.3 ความแตกต่างของเมมเมติกอัลกอริทึมและเจนเนติกอัลกอริทึม

เนื่องจากเมมเมติกอัลกอริทึมและเจนเนติกอัลกอริทึม มีหลักการพื้นฐานมาจากกระบวนการคัดเลือกธรรมชาติ (Natural Selection) และกระบวนการคัดเลือกทางพันธุศาสตร์ (Nature Genetic Selection) ดังนั้นวิธีการหาคำตอบที่ดีที่สุดของทั้งสองอัลกอริทึมจึงคล้ายคลึงกัน โดยจะใช้ข้อมูลเกี่ยวกับความแข็งแรงของสตริงคำตอบที่ได้จากค่าฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ เป็นตัวกำหนดทิศทางในการหาคำตอบ ซึ่งแตกต่างกับวิธีการหาคำตอบที่ดีที่สุดทั่วไปที่อาศัยความชันเป็นทิศทางในการหาคำตอบ (Deterministic Optimization Technique) ส่งผลให้คำตอบที่ได้รับไม่ใช่คำตอบที่แท้จริงของปัญหา หรือเป็นเพียงคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ (Local Optimal Solution) ในขณะที่คำตอบที่ได้จากอัลกอริทึมทั้งสองนี้มีโอกาสมากกว่าที่จะเป็นคำตอบแบบวงกว้าง (Global Optimal Solution) เนื่องจากการหาคำตอบของทั้งสองอัลกอริทึมนั้นจะทำการหาคำตอบแบบหลายจุดพร้อมกัน (Parallel Search) ทำให้โอกาศของคำตอบที่หาได้จะเป็นคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ (Local Optimal Value) นั้นลดลง

แม้ว่าคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมและเจนเนติกอัลกอริทึมจะมีโอกาสจะเป็นคำตอบที่ดีที่สุดแบบวงกว้าง แต่ในบางกรณีถ้าสมาชิกคำตอบในประชากรมีโครงสร้างของคำตอบที่มีลักษณะคล้ายคลึงกันมากเกินไป หรืออาจก่อให้เกิดสถานการณ์ที่เรียกว่า การลู่เข้าของคำตอบก่อนที่เรียกว่า การลู้เข้าของคำตอบก่อนที่ควรจะเป็น (Premature Convergence) ส่งผลให้คำตอบที่หาได้ลู่เข้าสู่ค่าๆหนึ่ง ซึ่งส่วนใหญ่ค่าของคำตอบนั้นจเป็นคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ ดังนั้นการป้องกันการลู่เข้าของคำตอบก่อนที่ควรจะเป็น คือการรักษาความหลากหลายให้กับสมาชิกคำตอบ หรือการทำให้สมาชิกคำตอบ หรือการทำให้สมาชิกคำตอบนั้นมีความแตกต่างกัน ซึ่งเจนเนติกอัลกอริทึมจะใช้ตัวดำเนินการทางพันธุกรรมตัวหนึ่งในการดึงหาคำตอบที่ติดอยู่กับคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ คือ ตัวดำเนินการเปลี่ยนรูป (Mutation Operation) ซึ่งในการใช้ตัวดำเนินการนี้อาจไม่เพียงพอในการหาคำตอบที่ดีที่สุดแบบวงกว้าง ดังนั้นคุณสมบัติพิเศษหนึ่งของเมมเมติกอัลกอริทึมที่แตกต่างจากเจนเนติกอัลกอริทึมก็คือการปรับปรุงคำตอบด้วยการใช้การค้นหาเฉพาะที่ ซึ่งสามารถนำมาประยุกต์ใช้ก่อนหรือหลังการสร้างประชากรเริ่มต้น การใช้ตัวดำเนินการพันธุกรรม โดยที่ส่วนใหญ่แล้วจะนำมาใช้ 2 กรณี คือ กรณีแรกใช้ในการสร้างประชากรเริ่มต้นเพียงอย่างเดียว และกรณีที่สองใช้ทุกครั้งก่อนหรือหลังการใช้ตัวดำเนินการทางพันธุกรรมเพื่อให้เกิดประชากรรุ่นใหม่

นอกจากนี้หากในการค้นหาคำตอบเป็นคอนเว็กซ์ (Convex) ซึ่งถือได้ว่าสิ่งที่ยากในการค้นหาคำตอบโดยใช้ตัวดำเนินการทางพันธุกรรม ดังนั้นการทำให้เกิดพันธุ์ผสมหรือลูกผสม (Hybridization) ของเมมเมติกอัลกอริทึ่ม จะสามารถหาคำตอบได้โดยอาศัยองค์ประกอบที่สำคัญ คือ การคัดเลือกคำตอบด้วยการประยุกต์ใช้การค้นหาเฉพาะที่ และการระบุคำตอบในบริเวณคำตอบใกล้เคียง ซึ่งถือว่าเป็นคำตอบใหม่ดีที่สุด เมื่อคำตอบเหล่านั้นเป็นคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ที่ไม่มีคำตอบใดดีกว่า จะกลายเป็นคำตอบที่ดีที่สุดแบบวงกว้าง

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ก. ขั้นตอนการทำงานของ MAs ก. ขั้นตอนการทำงานของ GAs

= การค้นหาพาะที่ ซึ่งสามารถมาประยุกต์ใช้ก่อนหรือหลังการดำเนินการใดๆ

รูปที่ 5.1 โครงสร้างพื้นฐานของ MAs และ Gas

จากรูปที่ 5.1 แสดงการเปรียบเทียบการทำงานของ MAs และ GAs จะเห็นได้ว่าโครงสรางการทำงานคล้ายคลึงกันมาก เนื่องจาก MAs มีพื้นฐานมาจากแนวความคิดเช่นเดียวกับ GAs แต่มีความแตกต่างกันในเรื่องการปรับปรุงคำตอบด้วยการค้นหาเฉพาะที่ ซึ่งสามารถนำมาประยุกต์ก่อนหรือหลังตัวดำเนินการทางพันธุกรรมใดๆ โดยการเลือกใช้การค้นหาเฉพาะที่ในขั้นตอนใดๆ จะเกี่ยวข้องกับประสิทธิภาพของคำตอบโดยตรงอีกด้วย

5.4 การค้นหาเฉพาะที่

การค้นหาเฉพาะที่(Local Search) หรือ Hill Climbing เป็นฮิวริสติกพื้นฐานที่ใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงจัด โดยการค้นหาเฉพาะที่ คือวิธีการทำซ้ำอย่างง่าย เพื่อประมาณหาคำตอบที่ดี มีแนวคิดมาจากการลองผิดลองถูก (Trial and Error) การเริ่มต้นการค้นหาเฉพาะที่จะทำการสุ่มเลือกสมาชิกคำตอบเพื่อทำการแลกเปลี่ยนตำแหน่งหรือการเคลื่อนย้ายจากตำแหน่งเดิมไปสู่ตำแหน่งอื่น ๆ จุดประสงค์เพื่อให้เกิดคำตอบที่ดีกว่าเดิม ซึ่งจะถูกกำหนดจากวิธีการใดวิธีการหนึ่งของรูปแบบการค้นหาเฉพาะที่ คำตอบที่ได้จากการค้นหานี้จะเป็นคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ (Local Optimal) และทำการค้นหาซ้ำไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งครบจำนวนครั้งในการทำการซ้ำ หรือคำตอบนั้นเป็นคำตอบที่ไม่สามารถปรับปรุงคำตอบให้มีค่าที่ดีกว่าเดิมได้ นอกจากนี้ยังสามารถกล่าวได้ว่าการค้นหาเฉพาะที่ เป็นวิธีการหนึ่งที่มีความเกี่ยวข้องกับเทคนิคการค้นหางานข้างเคียง (Neighborhood Search Technique) ซึ่งเป็นวิธีการทางฮิวริสติก โดยที่การค้นหาเฉพาะที่ นี้ได้ถูกนำมาใช้เพื่อให้สามารถค้นหาคำตอบที่ดีกว่าคำตอบเดิมหรือปรับปรุงคำตอบ และยังเป็นวิธีอาจถือได้เป็นกลยุทธ์หนึ่งที่ทำให้เกิดความหลากหลายของคำตอบ และประยุกต์ใช้การค้นหาเฉพาะที่ที่เหมาะสม ยังอาจจะส่งผลให้เวลาในการคำนวณลดลงได้ด้วย

5.4.1 รูปแบบการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหาการเดินของพนักงานขาย

ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย(Traveling Salesman Problem: TSP) เป็นหนึ่งในปัญหาการหาคำค่าเหมาะสมที่สุดเชิงจัด ที่มีชื่อเสียงอย่างมาก โดยลักษณะปัญหาประเภทนี้ถือได้ว่าเป็นปัญหาแบบ NP-hard กล่าวคือพนักงานขายคนหนึ่งต้องเดินทางไปพบลูกค้าแต่ละรายที่อยู่ในแต่ละเมืองที่แตกต่างกัน ซึ่งจำนวนของเมืองทั้งหมดเท่ากับ n พนักงานขายต้องการที่จะเลือกเส้นทางในการเดินทางที่ทำให้เขาสามารถไปยังแต่ละเมืองได้ เพียงเมืองละ 1 ครั้งเท่านั้น และในที่สุดย้อนกลับมายังเมืองเริ่มต้นอีกครั้งหนึ่ง ถ้ากำหนดระยะทางระหว่างแต่ละคู่ของเมืองให้ หน้าที่ของพนักงานขายก็คือ การหาเส้นทางที่มีระยะทางในการเดินทางทั้งหมดที่น้อยที่สุด แนวทางในการแก้ปัญหานี้มีได้หลากหลาย เช่น ไดนามิกโปรแกรมมิง (Dynamic Programming) การแตกกิ่งและจำกัดเขต (Branch and Bound) หรือ ฮิวริสติก(Heuristic) เป็นต้น (ปารเมศ ชุติมา, 2546)

วิธีในการค้นหาเฉพาะที่ได้มีการมาใช้ในปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย มีหลายวิธีแตกต่างกันไปขึ้นอยู่แต่ละสถานการณ์ของปัญหาที่แตกต่างกัน การเลือกวิธีที่เหมาะสมส่งผลต่อประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ใช้ในการแก้ปัญหาอีกด้วย โดยงานวิจัยนี้ได้มีการนำวิธีการ

ค้นหาเฉพาะที่ มาใช้ในงานวิจัยนี้ทั้งหมด 4 วิธีจากทั้งหมด 7 วิธี ดังต่อไปนี้ (Gupta, Hennig และ Werner, 2002) และ Kumar and Singh (2007)

5.4.1.1 **วิธี** Pairwise Interchange (PI)

เป็นวิธีการค้นหาเฉพาะที่ด้วยการจับคู่การแลกเปลี่ยนตำแหน่งสองตำแหน่ง ซึ่งจำนวนคำตอบที่ได้จากค้นหาเท่ากับ $\binom{n}{2}$ และบางครั้งอาจเรียกวิธีการนี้ว่าเป็นการค้นหาข้างเคียงแบบแลกเปลี่ยน(Swap Neighborhood) ตัวอย่างเช่น พนักงานขายต้องการเดินทางจากเมือง A ไปยังเมือง D และสามารถผ่านเมืองแต่ละเมืองได้เพียงครั้งเดียว จะได้ลำดับการเดินทางจาก A-B-C-D ด้วยวิธี PI เป็นจำนวนเส้นทาง 6 เส้นทางคือ B-A-C-D, C-B-A-D, D-B-C-A, A-C-B-D, A-D-C-B และ A-B-D-C

5.4.1.2 **วิธี** Adjacent Pairwise Interchange (API)

เป็นวิธีการค้นหาเฉพาะที่ด้วยการจับคู่สมาชิกคำตอบเพื่อแลกเปลี่ยนตำแหน่งที่อยู่ติดกัน ดังนั้นจำนวนคำตอบที่ได้จะมีค่าน้อยกว่าวิธี PI นั่นคือจำนวนคำตอบเท่ากับ $n-1$ ตัวอย่างเช่น พนักงานขายต้องการเดินทางจากเมือง A ไปยังเมือง D และสามารถผ่านเมืองแต่ละเมืองได้เพียงครั้งเดียว จะได้ลำดับการเดินทาง A-B-C-D ด้วยวิธี API เป็นจำนวนเส้นทาง 3 เส้นทาง คือ B-A-C-D, A-C-B-D และ A-B-D-C

5.4.1.3 **วิธี** Shift Procedure **หรือ** Insertion Procedure

เป็นวิธีการค้นหาเฉพาะที่แบบหนึ่งที่ใช้การเลื่อนออกไปของสมาชิกคำตอบและแทรกกลับเข้ามาใหม่ กล่าวคือทำการสุ่มตำแหน่งคำตอบที่ต้องย้ายออกไปทำให้สมาชิกคำตอบที่เหลือจะเลื่อนมาติดกัน จากนั้นทำการแทรกคำตอบที่ถูกย้ายออกมานี้ในทุกตำแหน่ง ยกเว้นตำแหน่งเดิม ดังนั้นจำนวนคำตอบที่ได้จากการค้นหานี้จึงมีค่าเท่ากับ $(n-1)^2$ และบางครั้งอาจเรียกวิธีการนี้ว่า วิธีค้นหาข้างเคียงแบบแทรก(Insert Neighborhood) หรือ วิธีการแทรก (Insertion Procedure)

- เมื่อเมือง A คือที่ถูกสุ่มให้ย้ายออกไปจากเส้นทางการเดินทางเส้นทางที่เหลือ คือ B-C-D จากนั้นแทรกเมือง A กลับเข้าไปในเส้นทางยกเว้นตำแหน่งเมืองเดิมจะได้จำนวน 3 เส้นทาง คือ B-A-C-D, B-C-A-D และ B-C-D-A

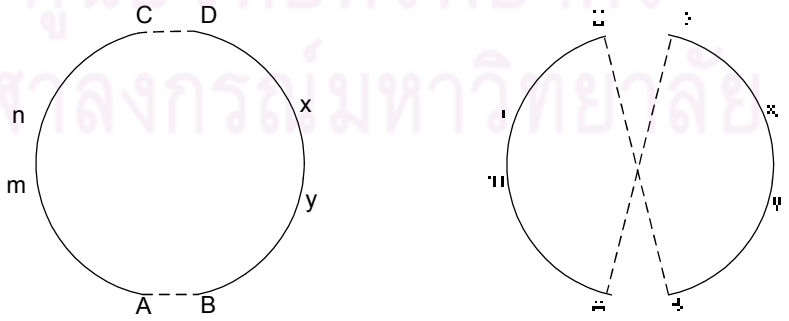
- เมื่อเมือง B คือที่ถูกสุ่มให้ย้ายออกไปจากเส้นทางการเดินทางเส้นทางที่เหลือ คือ A-C-D จากนั้นแทรกเมือง A กลับเข้าไปในเส้นทางยกเว้นตำแหน่งเมืองเดิมจะได้จำนวน 3 เส้นทาง คือ B-A-C-D, A-C-B-D และ A-C-D-B
- เมื่อเมือง C คือที่ถูกสุ่มให้ย้ายออกไปจากเส้นทางการเดินทางเส้นทางที่เหลือ คือ A-B-D จากนั้นแทรกเมือง A กลับเข้าไปในเส้นทางยกเว้นตำแหน่งเมืองเดิมจะได้จำนวน 3 เส้นทาง คือ C-A-B-D, A-C-B-D และ A-B-D-C
- เมื่อเมือง D คือที่ถูกสุ่มให้ย้ายออกไปจากเส้นทางการเดินทางเส้นทางที่เหลือ คือ A-B-C จากนั้นแทรกเมือง D กลับเข้าไปในเส้นทางยกเว้นตำแหน่งเมืองเดิมจะได้จำนวน 3 เส้นทาง คือ D-A-B-C, A-D-B-C และ A-B-D-C

ดังนั้นจะได้ลำดับการเดินทางจาก A-B-C-D ด้วยวิธี IP เป็นจำนวนเส้นทาง $(4-1)^2 = 3^2 = 9$ เส้นทางคือ B-A-C-D, B-C-A-D, B-C-D-A, A-C-B-D, A-C-D-B, C-A-B-D, A-B-D-C, D-A-B-C และ A-D-B-C

5.1.1.4 **วิธี** 2-Opt

เป็นวิธีการค้นหาเฉพาะที่วิธีหนึ่งที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายเนื่องจากเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพ และคำตอบที่ได้ค่อนข้างเป็นคำตอบที่ดีและใช้เวลาในการคำนวณไม่นาน โดยหลักการวิธี 2-Opt ได้ถูกนำเสนอครั้งแรกโดย Croes (1958) โดยใช้การลบเส้นทางการเดินทางที่เชื่อมต่อกันสองเส้นทางและนำกลับเชื่อมกับเส้นทางอื่นที่เป็นไปได้

ตัวอย่างเช่น พนักงานขายต้องการเดินทางไปพบลูกค้า A ไปหาลูกค้า D และสามารถผ่านลูกค้าได้เพียงครั้งเดียวเท่านั้น โดยไม่มีการเดินซ้ำเส้นทางเดิม ดังรูป 5.2



ก) ก่อนทำ 2-Opt ข) หลังทำ 2-Opt

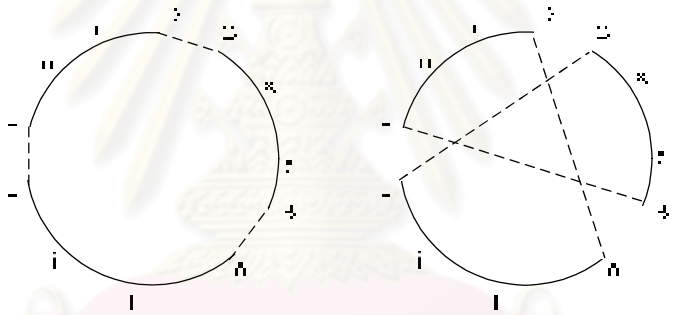
รูปที่ 5.2 หลักการแลกเปลี่ยนก่อนและหลังของวิธี 2-Opt

และจากรูปที่ 5.2 แสดงลำดับการเดินทางของพนักงานขายด้วยวิธี 2-Opt ในทิศทางทวนเข็มนาฬิกา ซึ่งลำดับการเดินทางก่อนและหลังทำการแลกเปลี่ยนเมืองด้วยวิธี 2-Opt คือ ก่อนทำ A-B-y-x-D-C-n-m จะได้ A-D-x-y-B-C-n-m

5.1.1.5 **วิธี** 3-Opt

เป็นวิธีการค้นหาเฉพาะที่วิธีหนึ่งที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายและมีความคล้ายคลึงกับวิธี 2-Opt แต่แตกต่างกันตรงการใช้การลบเส้นทางการเดินทางที่เชื่อมต่อกัน สามเส้นทาง และนำกลับมาเชื่อมกับเส้นทางอื่นที่เป็นไปได้ และจำนวนเมืองที่ให้พนักงานขายเดินทางผ่านต้องมีอย่างน้อย 6 เดือน

ตัวอย่างเช่น พนักงานขายต้องการเดินทางจากเมือง A ไปยังเมือง F และสามารถผ่านเมืองแต่ละเมืองได้เพียงครั้งเดียว ดังรูปที่ 5.3



ก) ก่อนทำ 3-Opt ข) หลังทำ 3-Opt

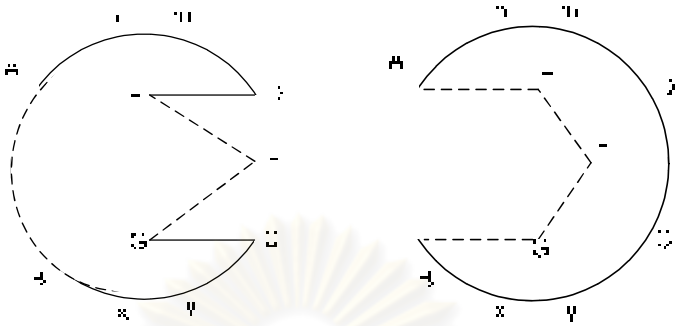
รูปที่ 5.3 หลักการแลกเปลี่ยนก่อนและหลังของวิธี 3-Opt

จากรูปที่ 5.3 แสดงลำดับการเดินทางของพนักงานขายด้วยวิธี 3-Opt ในทิศทางทวนเข็มนาฬิกา ซึ่งลำดับการเดินทางก่อนและหลังทำการแลกเปลี่ยนเมืองด้วยวิธี 3-Opt คือ A-B-y-x-C-D-n-m-E-F และ A-D-n-m-E-B-y-x-C-F ตามลำดับ

5.1.1.6 **วิธี** Or-Opt

เป็นวิธีการค้นหาเฉพาะที่ที่ได้จากการปรับปรุง 3-Opt โดยวิธีนี้จะทำการพิจารณาการแลกเปลี่ยนตำแหน่ง หนึ่ง สอง หรือ สาม ตำแหน่งติดกันมาแทรกระหว่างสองเมือง จำนวนเมืองที่ให้พนักงานเดินทางผ่านต้องมีอย่างน้อย 7 เมือง

ตัวอย่างเช่น พนักงานขายต้องการเดินทางจากเมือง A ไปยังเมือง D ในระหว่างทางนั้นมีเมือง B C G F และ E ซึ่งสามารถเดินผ่านเมืองแต่ละเมืองได้เพียงครั้งเดียว



ก) ก่อนทำ Or-Opt ข) หลังทำ Or-Opt

รูปที่ 5.4 หลักการแลกเปลี่ยนก่อนและหลังของวิธี Or-Opt

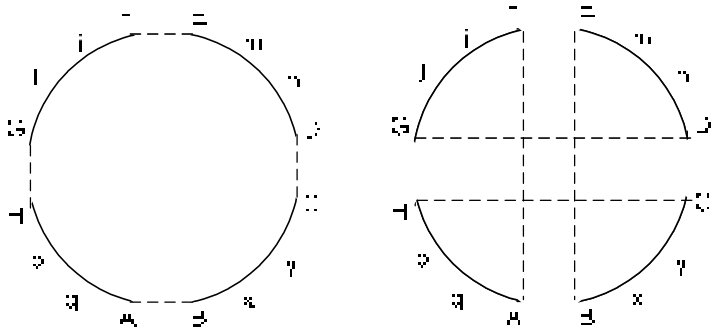
จากรูปที่ 5.4 แสดงลำดับการเดินทางของพนักงานขายด้วยวิธี Or-Opt ในทิศทางทวนเข็มนาฬิกา ซึ่งลำดับการเดินทางก่อนและหลังทำแลกเปลี่ยนเมืองด้วยวิธี Or-Opt คือ A-B-x-y-C-G-F-E-D-m-n และ A-E-F-G-B-x-y-C-D-m-n ตามลำดับ

5.1.1.7 **วิธี** Double-bridge

แลกเปลี่ยนตำแหน่งของ Double-bridge นี้จะทำการแบ่งเส้นทางออกเป็นสี่ส่วนด้วยการลบเส้นทางอย่างสุ่ม และนำกลับไปเชื่อมต่อให้มีความแตกต่างจากเส้นทางเดินที่เป็นไปได้ และมีข้อจำกัดเพิ่มมากขึ้นคือ และจำนวนเมืองที่ให้พนักงานขายเดินทางผ่านอย่างน้อย 8

ตัวอย่างเช่น พนักงานขายต้องการการเดินทางจากเมือง A ไปยังเมือง H และ ระหว่างทางนั้นมีเมือง B C D E F และ G ซึ่งจะสามารถเดินผ่านเมืองแต่ละเมืองได้เพียงครั้งเดียว

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ก) ก่อนทำ Double-bridge ข) หลังทำ Double-bridge

รูปที่ 5.5 หลักการแลกเปลี่ยนก่อนและหลังของวิธี Double-bridge

จากรูปที่ 5.5 แสดงลำดับการเดินทางของพนักงานขายด้วยวิธี Double-bridge ในทิศทางทวนเข็มนาฬิกา ซึ่งลำดับการเดินทางก่อนและหลังทำการแลกเปลี่ยนเมืองด้วยวิธี Double-bridge คือ A-B-x-y-C-D-n-m-E-F-i-j-G-H-p-q และลำดับการเดินทางหลังการแลกเปลี่ยนเมืองด้วยวิธี Double-bridge คือ A-F-i-j-G-D-n-m-E-B-x-y-C-H-p-q

5.4.2 กฎการยอมรับคำตอบที่ดี

กฎการยอมรับ (Acceptance Rule) ป็นกฎที่ใช้ในการตัดสินว่าคำตอบที่ได้ทำการค้นหาเฉพาะที่นั้นเป็นคำตอบที่ดีหรือแย่กว่าคำตอบเดิม และเป็นกฎเดียวกันกับการพิจารณาคำตอบหลังการดำเนินการทางพันธุกรรม โดยในงานวิจัยนี้ใช้ 4 กฎในการเคลื่อนย้ายตำแหน่งเฉพาะที่ เมื่อกำหนดให้ S เป็นคำตอบก่อนทำการค้นหาเฉพาะที่ และ S' เป็นคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยจะทำการยอมรับ $(accept(S,S'))$ ว่าคำตอบที่ได้มีคุณภาพดีขึ้น ดังนี้ (Lacomme และ Prins และ Sevaux, 2005)

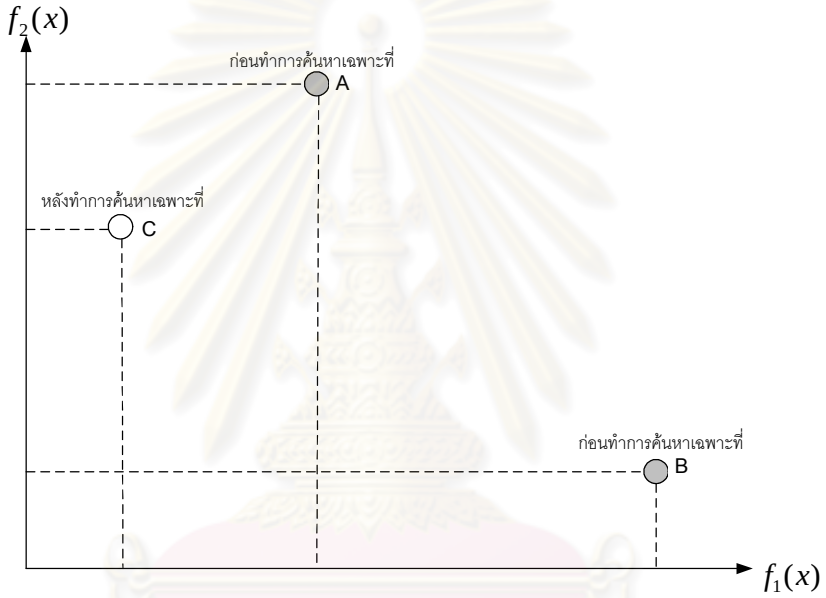
ตารางที่ 5.1 หลักการยอมรับ (Acceptance Rule)

กฎการยอมรับ	เงื่อนไข
กฎที่ 1	$(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) < 0$
กฎที่ 2	$(accept(S,S')) = f_2(S') - f_2(S) < 0$
กฎที่ 3	$(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) \le 0$ และ $f_2(S') - f_2(S) < 0$ หรือ $(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) < 0$ และ $f_2(S') - f_2(S) \le 0$
กฎที่ 4	$(accept(S,S')) = w_1 \cdot (f_1(S') - f_1(S)) + (1-w_1) \cdot (f_2(S') - f_2(S)) \le 0$

จากตารางที่ 5.1 แสดงกฎการยอมรับทั้ง 4 กฎ ที่มีเงื่อนไขในการยอมรับคำตอบที่ดีในปัญหาการหาค่าต่ำที่สุด ซึ่งสามารถอธิบายเพิ่มเติมได้จากรูปที่ 5.5 ถึง 5.8 ส่วนในกฎการยอมรับ 4 สามารถกำหนด w_1 ได้จากสมการที่ (5.1) ดังนี้

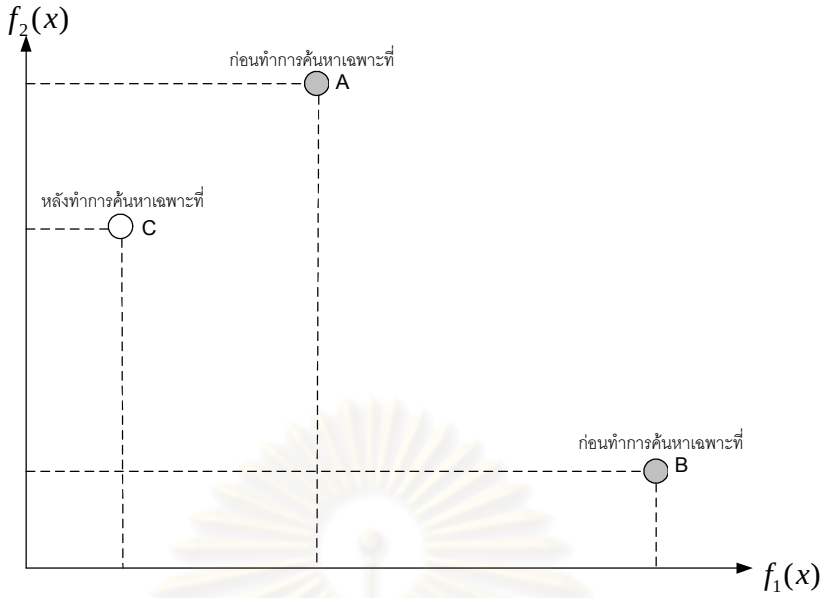
$$w_1 = \left(\frac{f_1(S) - f_1^{\min}}{f_1^{\max} - f_1^{\min}} \right) \Bigg/ \left(\frac{f_1(S) - f_1^{\min}}{f_1^{\max} - f_1^{\min}} + \frac{f_2(S) - f_2^{\min}}{f_2^{\max} - f_2^{\min}} \right) \tag{5.4}$$

โดยที่ $f_i^{\max}$ และ $f_i^{\min}$ เป็นค่ามากที่สุดและต่ำที่สุดของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ i เมื่อ $i = 1,2$



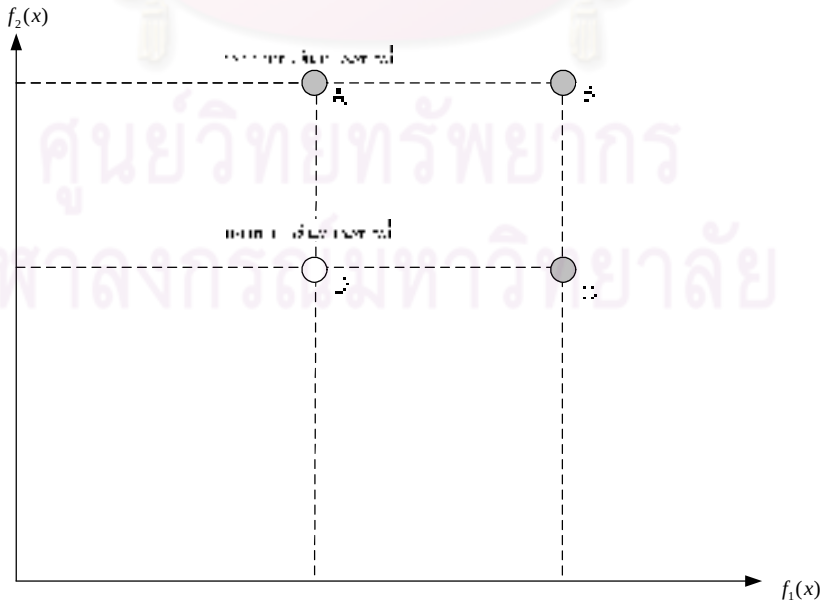
รูปที่ 5.6 การยอมรับในกรณีที่คำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ดีกว่าใน $f_1(x)$

จากรูปที่ 5.6 แสดงคำตอบที่ได้ยอมรับตามเงื่อนไขกฎยอมรับที่ 1 นั่นคือ คำตอบที่ได้หลังจากการค้นหาเฉพาะที่จะยอมรับก็ต่อเมื่อคำตอบที่ได้หลังการค้นหาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ $f_1(x)$ น้อยกว่าคำตอบดั้งเดิม ซึ่งหากพิจารณาในหลักการนี้แล้วจะพบคำตอบทั้งกรณีที่คำตอบนั้นเป็น Dominated Solution และ Non-Dominated Solution หรือสามารถกล่าวได้ว่าคำตอบ C dominate คำตอบ A และ C Non-dominated คำตอบ B



รูปที่ 5.7 การยอมรับในกรณีที่คำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ดีกว่าใน $f_2(x)$

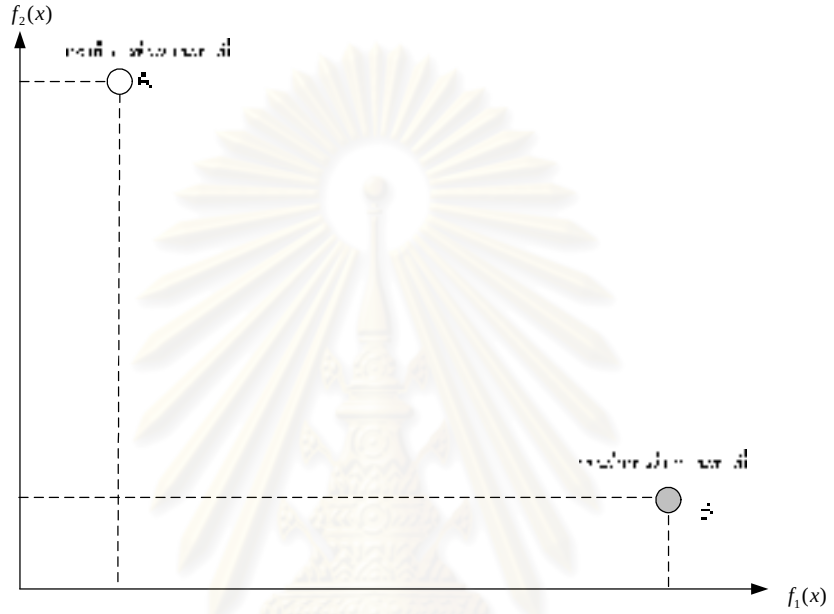
จากรูปที่ 5.7 แสดงคำตอบที่ได้ยอมรับตามเงื่อนไขกฎยอมรับที่ 2 ซึ่งในกฎนี้จะมีความใกล้เคียงกับกฎแรก นั่นคือการยอมรับคำตอบที่ได้หลังจากการค้นหาเฉพาะที่ก็ต่อเมื่อพิจารณาในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ $f_2(x)$ เพียงฟังก์ชันวัตถุประสงค์เดียว ถ้าคำตอบที่ได้หลังการค้นหาเฉพาะที่มีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ $f_2(x)$ น้อยกว่าคำตอบแบบดั้งเดิม จะถือว่ายอมรับคำตอบนั้น ซึ่งหากพิจารณาในกฎนี้แล้วจะพบคำตอบทั้งกรณีที่คำตอบนั้นเป็น Dominated Solution และ Non-dominated Solution หรือสามารถกล่าวได้ว่า คำตอบ C dominated คำตอบ A และคำตอบ B Non-dominated คำตอบ A



รูปที่ 5.8 การยอมรับในกรณีที่คำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ดีกว่าใน $f_1(x)$ และ $f_2(x)$

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จากรูปที่ 5.8 แสดงคำตอบที่ได้ยอมรับตามเงื่อนไขกฎยอมรับที่ 3 ซึ่งกฎนี้เป็นการพิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ทั้งสองพร้อมกัน นั่นคือจะยอมรับคำตอบที่ได้หลังจากการค้นหาเฉพาะที่ก็ต่อคำตอบที่ได้หลังการค้นหามีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์น้อยกว่าเดิมทั้งสองฟังก์ชัน $f_1(x)$ และ $f_2(x)$ ซึ่งถ้าหากพิจารณาในกฎนี้แล้วพบคำตอบทั้งกรณีที่คำตอบนั้นเป็น Dominated Solution เพียงอย่างเดียว และจัดได้ว่าเป็นคำตอบที่มีคุณภาพที่ดีขึ้นอย่างแท้จริง หรือสามารถกล่าวได้ว่า คำตอบ D Dominated คำตอบ A B และ C



ก) คำตอบที่ได้จากการค้นหาเฉพาะที่ให้ค่าที่ดีกว่าใน $f_1(x)$

ข) คำตอบที่ได้จากการค้นหาเฉพาะที่ให้ค่าที่ดีกว่าใน $f_2(x)$

รูปที่ 5.9 การยอมรับในกรณีที่คำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ให้ค่าที่ไม่สามารถเปรียบเทียบได้ว่าคำตอบใดดีกว่ากัน

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จากรูปที่ 5.9 ก) และ ข) เป็นกรณีที่พบว่าคำตอบที่ได้หลังทำการค้นหาเฉพาะที่เป็น Non-dominated Solution ในกรณีคือ คำตอบ A Non-dominated คำตอบ B นั่นคือ ไม่สามารถยอมรับได้ว่าคำตอบใดดีกว่า ดังนั้นในกรณีจะใช้กฎยอมรับที่ 4 ในการเลือกคำตอบที่ดี โดยจะยอมรับคำตอบนั้นก็ต่อเมื่อผลต่างของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ $f_1(x)$ หลังการค้นหาและก่อนการค้นหาคูณด้วยน้ำหนักที่ถูกทำให้เป็น Normalized เรียบร้อยแล้ว รวมกับผลต่างของ ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ $f_2(x)$ หลังการค้นหาและก่อนการค้นหาคูณด้วยน้ำหนักที่เหลือ แล้วมีค่าน้อยกว่าศูนย์ (ตามสมการที่ 5.4)

5.4.3 สิ่งที่ควรคำนึกในการประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่

การค้นหาเฉพาะที่ ถือว่าเป็นวิธีที่สำคัญและส่งผลโดยตรงกับประสิทธิภาพของ MAs ทั้งด้านคุณภาพของคำตอบและระยะเวลาในการคำนวณ โดยการค้นหาเฉพาะที่เป็นวิธีที่ช่วยในการปรับปรุงคำตอบ หรือการค้นหาคำตอบที่ดีกว่าคำตอบเดิมได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ยังเป็นวิธีที่ช่วยในการดึงคำตอบที่ติดใน Local Optimal อีกด้วย ซึ่งบ่อยครั้งที่การประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่ใน MAs แล้วทำให้สูญเสียเวลาในการคำนวณอย่างมาก แม้ว่าคุณภาพคำตอบที่ได้จะดีขึ้นก็ตาม ดังนั้นในการออกแบบ MAs จึงต้องคำนึงถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อการนำการค้นหาเฉพาะที่ไปประยุกต์ใช้ (Hart, 1994) ดังนี้

5.4.3.1 ความถี่ในการประยุกต์ใช้การค้นหาเฉพาะที่

ความถี่ในการประยุกต์ใช้การค้นหาแฉพาะที่ (Ishibuchi, Yoshida และ Murata, 2003) จะส่งผลทำให้เวลาในการคำนวณลดลง โดยจะเกี่ยวข้องกับพารามิเตอร์ T โดยกำหนดให้ T เป็นระยะห่างของเจนเนอเรชั่น ตัวอย่างเช่น การประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่ ทุก ๆ $T=1$ นั่นคือจะทำการค้นหาเฉพาะที่ในทุก ๆ เจนเนอเรชั่นที่ 1, 2, 3, … , N และ N เป็นจำนวนเจนเนอเรชั่นที่ใช้ในการค้นหาคำตอบ หรือกำหนดให้ $T=10$ แสดงว่าจะทำการค้นเฉพาะที่ในทุก ๆ เจนเนอเรชั่นที่ 10, 20, 30, …, N เป็นต้น

5.4.3.2 จำนวนคำตอบที่ควรนำไปประยุกต์ใช้ในการค้นหาเฉพาะที่

จำนวนคำตอบที่ควรนำไปประยุกต์ใช้ในการค้นหาเฉพาะที่ (Lacomme และ Prins และ Sevaux, 2005) เป็นปัจจัยหนึ่งที่สามารถลดระยะเวลาในการคำนวณให้ลดลงได้ ซึ่งเกี่ยวข้องกับพารามิเตอร์ P_{LS} กำหนดให้ P_{LS} คือความน่าจะเป็นในการทำการค้นหาเฉพาะที่ (Probability of Local Search) โดยสามารถกำหนดจำนวนคำตอบที่จะนำไปทำการค้นหาเฉพาะที่ได้ดังนี้

- เลือกจำนวนคำตอบที่จะนำไปทำการค้นหาเฉพาะที่จากทุกคำตอบ ด้วยความน่าจะเป็น P_{LS}
- เลือกจำนวนคำตอบที่อยู่ใน Front ที่ 1 เท่านั้น
- เลือกจำนวนคำตอบที่อยู่ใน Front ที่ 1 ด้วยความน่าจะเป็น P_{LS}

5.4.3.3 จำนวนการทำซ้ำในการค้นหาเฉพาะที่ในประชากรคำตอบปัจจุบัน

จำนวนการทำซ้ำในการค้นหาเฉพาะที่ในประชากรคำตอบปัจจุบัน จะเกี่ยวข้องกับพารามิเตอร์ k กำหนดให้ k คือ จำนวนครั้งในการค้นหาเฉพาะที่ที่ไม่สามารถปรับปรุงคำตอบได้ k ครั้งติดต่อกัน หรือกล่าวได้ว่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการหยุดการค้นหาเฉพาะที่นั่นเอง

5.4.3.4 ลักษณะการค้นหาเฉพาะที่

ลักษณะการค้นหาเฉพาะที่เป็นอีกปัจจัยหนึ่งในเรื่องคุณภาพคำตอบที่ดีที่ได้จากการค้นหาเฉพาะที่ และเกี่ยวข้องโดยตรงกับเวลาในการคำนวณ(Ishibuchi, Yoshida และ Murata, 2003) มี 2 รูปแบบหลักคือ

- การค้นหาแบบปรับปรุงครั้งแรก (First improvement)

การค้นหาลักษณะนี้จะมีหลักการค้นหาคำตอบที่ช่วยลดระยะเวลาในการค้นหา แต่คำตอบที่ได้อาจไม่ใช่คำตอบที่ปรับปรุงแล้วมีค่าดีที่สุด โดยหลักการค้นหาแบบปรับปรุงครั้งแรกนี้จะทำการสุ่มประชากร ที่ได้จากการค้นหาเฉพาะที่ ที่ไม่อิงลำดับตำแหน่งการค้นหาเฉพาะที่ แล้วการค้นหาคำตอบไป k คำตอบ จนกระทั่งพบคำตอบที่ดีกว่าคำตอบเดิมและไม่มีคำตอบใดใน k ที่ดีกว่าคำตอบนี้ จะหยุดทำการค้นหาเฉพาะที่

- การค้นหาแบบปรับปรุงดีที่สุด (Best improvement)

หลักการค้นหาแบบปรับปรุงดีที่สุด จะทำการค้นหาคำตอบทุกคำตอบใกล้เคียงกับคำตอบปัจจุบัน และยอมรับค่าที่ดีที่สุดของวัตถุประสงค์ และดำเนินการค้นหาคำตอบจนไม่สามารถปรับปรุงคำตอบนั้นให้ดีกว่านี้ได้ ดังนั้นสมรรถนะของการค้นหาแบบปรับปรุงดีที่สุดนั้นค่อนข้างจะเป็นคำตอบที่ดีที่สุดแบบวงกว้าง (Globally Optimal) แต่อาจสูญเสียเวลาในการค้นหามาก

5.4.3.5 **ขั้นตอนการหาคำตอบที่ควรประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่**

การเลือกประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่ในขั้นตอนใดของอัลกอริทึม เป็นสิ่งที่ส่งผลในด้านประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบ และเวลาในการค้นหาอีกด้วย โดยที่การประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่นั้นส่วนใหญ่จะทำเมื่อ(Merz และ Freisleben, 1997)

- หลังการสร้างประชากรคำตอบเบื้องต้น
- เกิดประชากรคำตอบใหม่ หรือเกิดประชากรคำตอบรุ่นลูก
- หลังเกิดการสร้างประชากรคำตอบเบื้องต้น และหลังจากประยุกต์ใช้ตัวดำเนินการพันธุกรรมอย่างครอสโอเวอร์ และมิวเทชั่น
- เลือกทำขั้นตอนใดก็ได้ เช่นเลือกประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่ในขั้นตอนหลังการสร้างคำตอบเบื้องต้น และหลังการใช้มิวเทชั่นเพื่อช่วยดึงคำตอบที่ติดอยู่ใน Local Optimal

5.4.4 **การหยุดการค้นหาเฉพาะที่**

หลักการหยุดค้นหาเฉพาะที่ขึ้นอยู่กับลักษณะการค้นหาเฉพาะที่ โดยการค้นหาเฉพาะที่ในคำตอบหนึ่งนั้นจะหยุดกระบวนการค้นหาเมื่อเจอคำตอบที่ดีกว่าคำตอบเดิม และไม่สามารถปรับปรุงคำตอบให้ดีกว่าคำตอบนี้ได้แล้วจำนวน k ครั้ง

5.5 เมมเมติกอัลกอริทึม

การจำลองกระบวนการวิวัฒนาการทางธรรมชาติ ถือว่าเป็นหนึ่งในเทคนิคการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบเฟ้นสุ่ม (Stochastic Optimization Technique) ที่มีชื่อเรียกว่าวิธีการทางวิวัฒนาการ (Evolutionary Algorithm: EAs) ซึ่งเป็นวิธีการที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีความซับว้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่น การประยุกต์ใช้ในปัญหาการจัดการจัดตารางและจัดลำดับการผลิต การออกแบบความเชื่อถือได้ การจัดตารางเส้นทางงาน การวางผังโรงงาน และอื่น ๆ โดยที่รูปแบบของ EAs ที่เป็นที่รู้จักและใช้อย่างแพร่หลาย ได้แก่ Genetic Algorithms (GAs) Evolutionary Programming (EP) และ Evolutionary Strategy (ESs)

5.5.1 ความหมายของเมมเมติกอัลกอริทึม

Moscato (1989) ได้เสนอเมมเมติกอัลกอริทึม (Memetic Algorithms: MAs) คือ ฮิวริสติกแบบเฟ้นสุ่มที่ใช้ในการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบวงกว้าง (Stochastic Global Search Heuristics) โดยที่มีพื้นฐานวิธีการจากการรวมกันของเอลโวลูชั่นนารี่อัลกอริทึม และการประยุกต์ใช้กระบวนการค้นหาคำตอบแบบเฉพาะที่ (Local Search Procedure) โดยที่ EAs จะใช้ Evolutionary Search ในการสำรวจพื้นที่คำตอบที่เป็นไปได้อย่างกว้าง ๆ ในขณะที่กระบวนการค้นหาคำตอบแบบเฉพาะที่จะทำการขยายคำตอบที่ดี (Zoom-in) ในพื้นที่คำตอบให้ออกมาเป็นคำตอบที่น่าสนใจและคาดว่าคำตอบนั้นจะเป็นคำตอบที่ดี นอกจากนี้ MAs ยังเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมและได้รับการพิสูจน์ว่าเป็นวิธีการที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้อย่างหลากหลายในด้านเทคนิคการหาคำตอบหลากหลายในด้านเทคนิคการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดเชิงจัด การหาค่าเหมาะสมที่สุดของฟังก์ชันไม่คงที่ (Optimization of Non-stationary Functions) การหาค่าเหมาะสมที่มีหลายวัตถุประสงค์ (Multi-objective Optimization) และยังเป็นที่รู้จักกันในชื่อที่เรียกว่า hybrid EA, Genetic Local Search, Baldwinian EAs, Lamarckian EAs เป็นต้น

Moscato และ Norman (1992) ได้ให้ความหมายของ MAs ว่าเป็นการค้นหาแบบอิงฐานประชากรที่มีขั้นตอนการทำงานที่คล้ายคลึงกับ Gas โดยที่คำว่า “Memetic” มีรากศัพท์มาจากคำว่า “meme ”(แนะนำโดย Richard Dawkins, 1990) ซึ่งเป็นรูปแบบการปรับประชากรให้มีความเหมาะสมก่อนที่จะถ่ายทอดคุณลักษณะทางพันธุกรรมหรือส่งผ่านไปยังเจนเนเรชั่นต่อไป ดังนั้น MAs จึงเป็นวิธีการ Cultural Evolution แทนที่จะเป็นการคำนวณค่าในทางชีววิทยา (Biological Evolution) นอกจากนี้ยังกล่าวว่า “Memetic Evolution” เป็นการรวมกันของ

Gas กับการใช้การค้นหาเฉพาะที่ดังนั้น Genetic Local Search(GLS) จึงเป็นกรณีพิเศษของ MAs ที่แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงจัดได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่นปัญหา TSP (Merz และ Freisleben, 1997) ปัญหาการจัดสรรแบบกำลังสอง (Quadratic Assignment Problem:QAP) เป็นต้น

ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าความหมายของ MAs คือการรวมกันของวิธีการการทางวิวัฒนาการรวมกับการประยุกต์ใช้การค้นหาเฉพาะที่ นั่นเอง ส่วนรายละเอียดในขั้นตอนการทำงานของเมมเมติกอัลกอริทึมที่นำเสนอนี้จะแยกย่อยเป็นวิธีการของเมมเมติกอัลกอริทึมที่พัฒนามาจาก NSGA II และเรียกว่า Memetic NSGA II (M-NSGA II)

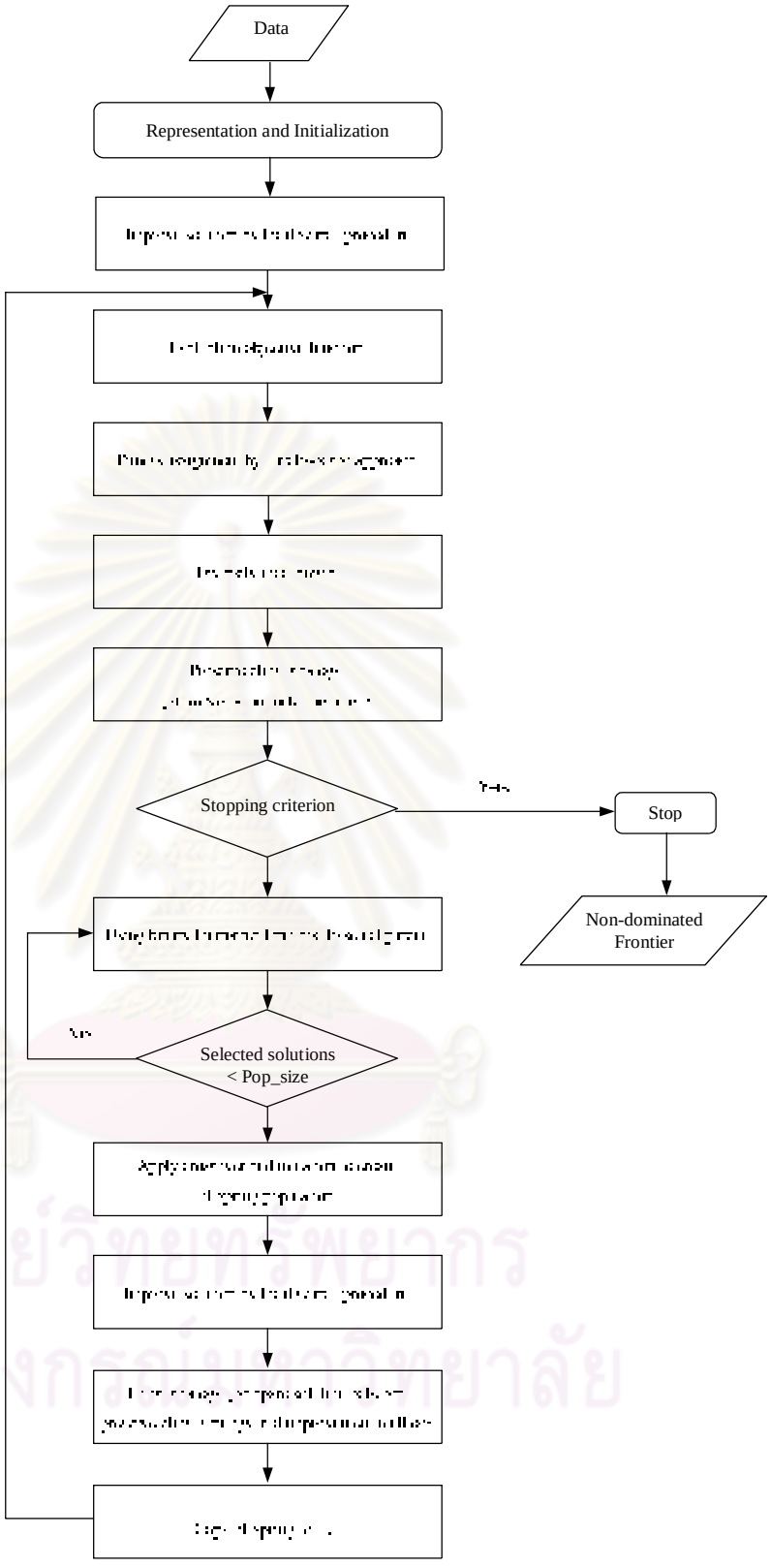
5.5.2 โครงสร้างของเมมเมติกอัลกอริทึม สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู

โครงสร้างหลัก ประกอบด้วย 10 ส่วน คือ

1. Initialization : การสร้างประชากรคำตอบเบื้องต้น
2. Evaluation : คำนวณค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของประชากรคำตอบเบื้องต้น
3. Local Search Heuristics : ประยุกต์ใช้ฮิวริสติกแบบค้นหาเฉพาะที่ ในการปรับปรุงคำตอบเบื้องต้น
4. Pareto Based Approach : กำหนดค่าความแข็งแรงให้กับคำตอบแต่ละตัว ด้วยวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด คำตอบที่แข็งแรงที่สุดจะมีอันดับที่ในการจัดอันดับต่ำที่สุด
5. Diversity Information : คำนวณค่าความหนาแน่นของสมาชิกประชากรคำตอบ
6. Selection : คัดเลือกคำตอบที่มีความแข็งแรงมาก และมีค่าความหนาแน่นมาก (เพื่อป้องกันการแกะกลุ่มกันของคำตอบบริเวณใดบริเวณหนึ่ง) เข้าสู่การดำเนินการทางพันธุกรรม
7. Crossover : เป็นตัวดำเนินการทางพันธุกรรมที่ใช้สร้างคำตอบใหม่จากการแลกเปลี่ยนสมาชิกระหว่างสตริงคำตอบ 2 ตัว
8. Mutation : เป็นตัวดำเนินการทางพันธุกรรมที่ใช้สร้างคำตอบใหม่จากย้ายตำแหน่งภายในสตริงคำตอบ
9. Local Search Heuristics : ประยุกต์ใช้ฮิวริกติกแบบค้นหาเฉพาะที่ ในการปรับปรุงคำตอบหลังการใช้ตัวดำเนินการทางพันธุกรรม
10. Strategies to maintain elitist solutions in the population : เป็นเทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุด โดยจะเก็บค่าคำตอบที่เป็น Non-dominated Solution และในระหว่าง

กระบวนการค้นหาคำตอบยังดำเนินอยู่จะทำการปรับปรุง(Update) สตริงคำตอบใหม่ในสถานที่เก็บคำตอบที่ดีที่สุด(Archive Population) ด้วยการย้ายสตริงคำตอบที่ดีที่สุดตัวเดิมออกไป และเพิ่มสตริงคำตอบที่ดีที่สุดใหม่เข้ามา

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 5.10 โครงสร้างเมมเมติกอัลกอริทึมที่ใช้งานวิจัย

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

5.6 ขั้นตอนการทำงานของเมมเมติกอัลกอริทึม

จากโครงสร้างหลักของเมมเมติกอัลกอริทึม สามารถแบ่งย่อยเป็นวิธีการของเมมเมติกอัลกอริทึม ได้ดังนี้

1. Data Input : รับข้อมูลนำเข้าต่าง ๆ ได้แก่ ชนิดและจำนวนผลิตภัณฑ์ แผนภาพแสดงความสัมพันธ์ในแต่ละผลิตภัณฑ์ เวลาการทำงานของแต่ละขั้นงาน
2. Representation & Initialization : นำข้อมูลนำเข้าต่าง ๆ มาสร้างคำตอบเบื้องต้นอย่างสุ่ม จำนวน $popsize$ ตัว โดยผ่านกระบวนการใส่รหัสคำตอบ(Representation) และการสร้างประชากรคำตอบเบื้องต้น(Initial Population)
3. Local Search Heuristics : ใช้ฮิวริสติกแบบการค้นหาเฉพาะที่ในการปรับปรุงประชากรคำตอบหลังการสร้างประชากรคำตอบเบื้องต้น ด้วยความน่าจะเป็นในการทำการค้นหาเฉพาะที่เท่ากับ P_{LS}
4. Evaluation : คำนวณหาค่าต่าง ๆ ที่ต้องการ เช่น จำนวนสถานีงาน ผลต่างสถานีงานกับความสัมพันธ์ในสถานีงาน และการกระจายภาระขั้นงานในสถานีงาน
5. Pareto Based Approach : ใช้เทคนิควิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดในการกำหนดความแข็งแรงให้กับประชากรคำจอบ ในขั้นตอนการทำงานนี้จะทำให้ประชากรคำตอบถูกแบ่งออกเป็นกลุ่ม กลุ่มที่ดีที่สุดจะมีอันดับที่ในการจัดต่ำที่สุด
6. Density Information : คำนวณค่าความหนาแน่นให้กับประชากรคำตอบ
7. Strategies to maintain elitist solution in the population : เก็บค่าคำตอบที่เป็น Non-dominated Solution ที่ได้หลังจากการปรับปรุงคำตอบเบื้องต้น
8. Stopping Criteria : ดูว่าการคำนวณนั้นครบจำนวนสูงสุดของคำตอบที่ต้องหา และคำนวณค่าฟังก์ชันหรือจำนวนเจนเนอเรชั่นที่กำหนดไว้หรือไม่ ถ้าน้อยกว่าให้ทำข้อ 9-12 ถ้าไม่ใช่ ให้ทำข้อที่ 13
9. Selection : คัดเลือกคำตอบที่ดีเข้าสู่ Mating Pool โดยคำตอบที่มีความแข็งแรงมากจะมีโอกาสได้รับการเลือกสูงกว่าคำตอบที่มีความแข็งแรงน้อย
10. Crossover : ทำการจับคู่คำตอบที่อยู่ใน Mating Pool และทำการครอสโอเวอร์ด้วยความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์เท่ากับ P_C
11. Mutation : ทำการมิวเทชั่นสตริงคำตอบด้วยความน่าจะเป็นในการทำมิวเทชั่นเท่ากับ P_m

12. **Strategies to maintain elitist solution in the population** : เปรียบเทียบประชากรคำตอบรุ่นพ่อแม่ และประชากรคำตอบรุ่นลูก เก็บคำตอบที่เป็น Non-dominated Solution แทนที่คำตอบที่ดีที่สุดตัวเดิม แล้วนำประชากรคำตอบนั้นไปเป็นคำตอบนั้นเป็นคำตอบรุ่นพ่อแม่ในเจนเนอเรชั่นถัดไป
13. **Stop** : หยุดกระบวนการค้นหาคำตอบ และนำคำตอบใน Strategies to maintain elitist solutions in the population มาเป็นกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด

5.6.1 ขั้นตอนการทำงานของเมมเมติกอัลกอริทึมที่พัฒนามาจาก NSGAII (M-NSGAII)

ในส่วนนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนการทำงานของเมมเมติกอัลกอริทึมที่พัฒนามาจาก NSGAII ซึ่งจากโครงสร้างหลักของเมมเมติกอัลกอริทึม สามารถแบ่งย่อยเป็นวิธีการของ M-NSGAII ได้ดังนี้

1. **Data Input** : รับข้อมูลนำเข้าต่าง ๆ ได้แก่ ชนิดและจำนวนผลิตภัณฑ์ แผนภาพแสดงความสัมพันธ์ในแต่ละผลิตภัณฑ์ เวลาการทำงานของแต่ละขั้นงาน
2. **Representation & Initialization** : นำข้อมูลนำเข้าต่าง ๆ มาสร้างคำตอบเบื้องต้นอย่างสุ่ม จำนวน $popsize$ ตัว โดยผ่านกระบวนการใส่รหัสคำตอบ(Representation) และการสร้างประชากรคำตอบเบื้องต้น(Initial Population)
3. **Local Search Heuristics** : ใช้ฮิวริสติกแบบการค้นหาเฉพาะที่ในการปรับปรุงประชากรคำตอบหลังการสร้างประชากรคำตอบเบื้องต้น ด้วยความน่าจะเป็นในการทำการค้นหาเฉพาะที่เท่ากับ P_{LS}
4. **Evaluation** : คำนวณหาค่าต่าง ๆ ที่ต้องการ เช่น จำนวนสถานีงาน ผลต่างสถานีงานกับความสัมพันธ์ในสถานีงาน และการกระจายภาระขั้นงานในสถานีงาน
5. **Pareto Based Approach** : ใช้เทคนิควิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดวิธีการจัดลำดับแบบ Goldberg หรือ Non-dominated Sorting ในการกำหนดความแข็งแรงให้กับประชากรคำจอบ ในขั้นตอนการทำงานนี้จะทำให้ประชากรคำตอบถูกแบ่งออกเป็นกลุ่ม กลุ่มที่ดีที่สุดจะมีอันดับที่ในการจัดต่ำที่สุด
6. **Density Information** : คำนวณค่าความหนาแน่นให้กับประชากรคำตอบ ด้วยวิธี Crowding Distance

7. Selection : คัดเลือกคำตอบที่ดีเข้าสู่ Mating Pool โดยคำตอบที่มีความแข็งแรงมาก (มีอันดับที่น้อยกว่า) และมีค่าความหนาแน่นมาก (ขจัดปัญหาการเกาะกลุ่มของคำตอบ) จะมีโอกาสในการถูกเลือกสูง
8. Crossover : ทำการจับคู่คำตอบที่อยู่ใน Mating Pool และทำการครอสโอเวอร์ด้วยความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์เท่ากับ P_C
9. Mutation : ทำการมิวเทชั่นสตริงคำตอบด้วยความน่าจะเป็นในการทำมิวเทชั่นเท่ากับ P_m
10. Local Search Heuristics : ใช้ฮิวริสติกแบบการค้นหาเฉพาะที่ในการปรับปรุงประชากรคำตอบหลังการสร้างประชากรคำตอบเบื้องต้น ด้วยความน่าจะเป็นในการทำการค้นหาเฉพาะที่เท่ากับ P_{LS}
11. Combination population : รวมประชากรคำตอบรุ่นพ่อแม่ที่ได้รับการปรับปรุงคำตอบด้วยฮิวริสติกแบบการค้นหาเฉพาะที่ และประชากรคำตอบรุ่นลูกที่ได้รับการปรับปรุงจากการค้นหาเฉพาะที่เช่นเดียวกัน
12. Selection next population : คัดเลือกประชากรคำตอบสำหรับเจนเนอเรชั่นถัดไปจากการรวมประชากรคำตอบในขั้นตอนที่ 11 โดยใช้หลักการ Non-dominated Sorting และ Crowding Distance ประชากรคำตอบที่มีอันดับหนึ่งจะมีโอกาสได้รับเลือกไปเป็นประชากรคำตอบในเจอเนอเรชั่นถัดไปสูงเป็นอันดับแรก และมีโอกาสลดหลั่นลงมาตามอันดับที่ ถ้าจำนวนประชากรคำตอบในอันดับใดมีจำนวนน้อยกว่าจำนวนประชากรคำตอบที่เหลืออยู่ จะคัดเลือกประชากรคำตอบโดยการพิจารณา Crowding Distance ที่มีค่ามาก และดำเนินการในขั้นตอนนี้จนกระทั่งครบจำนวน $popsize$ ตัว
13. Strategies to maintain elitist solution in the population : เก็บกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดหลังจากขั้นตอนที่ 11 และ 12 ซึ่งจะทำการปรับปรุง(Update) ในทุก ๆ เจนเนอเรชั่นเพื่อเปรียบเทียบประชากรคำตอบรุ่นพ่อแม่ และประชากรคำตอบรุ่นลูก และเก็บคำตอบที่เป็น Non-dominated Solution แทนที่คำตอบที่ดีที่สุดตัวเดิม แล้วนำประชากรคำตอบนั้นไปเป็นคำตอบรุ่นพ่อแม่ในเจนเนอเรชั่นถัดไป จำนวน $popsize$ ตัว
14. Stopping Criteria : ดูว่าการคำนวณนั้นครบจำนวนสูงสุดของคำตอบที่ต้องหา และค่าฟังก์ชันหรือจำนวนเจนเนอเรชั่นที่กำหนดไว้หรือไม่ ถ้าน้อยกว่าให้กลับไปทำข้อ 4-13 ใหม่ และถ้าไม่ใช่ให้ทำการในข้อที่ 15

15. Stop : หยุดกระบวนการค้นหาคำตอบ และนำคำตอบใน Strategies to maintain elitist solution in the population มาเป็นกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด

5.7 วิธีการทำงานของเมมเมติกอัลกอริทึมที่พัฒนามาจาก NSGAII (M-NSGAII) สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู

5.7.1 การใส่รหัสคำตอบ

ในการใส่รหัสคำตอบของ NSGAII และ M-NSGAII จะมีขั้นตอนที่เหมือนกัน ซึ่งการใส่รหัสคำตอบ (Chromosome Representation / Coding) เปลี่ยนคำตอบปัญหาให้อยู่ในรูปสตริงคำตอบ หรือเรียกว่า โครโมโซม ซึ่งเป็นขั้นตอนแรกของ M-NSGAII ซึ่งถือว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญและมีผลอย่างมากต่อขั้นตอนอื่น ๆ ของ M-NSGAII วิธีการใส่รหัสคำตอบมีทั้งแบบ Binary String และ Non-binary String ในกรณีของปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายงานการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมลักษณะตัวยู คำตอบของปัญหาคือลำดับของผลิตภัณฑ์ที่จะเข้าสู่สายงานการประกอบ ดังนั้น วิธีการใส่รหัสคำตอบที่ใช้จึงต้องสามารถแสดงลำดับของผลิตภัณฑ์ในรูปของสตริงได้ วิธีการใส่รหัสคำตอบที่ใช้จึงควรเป็นแบบ Non-binary String

5.7.2 การสร้างกลุ่มประชากรเบื้องต้น

จำนวนประชากรเบื้องต้น (Population Size) คือ จำนวนคำตอบเบื้องต้นที่สร้างขึ้นมาจำนวนหนึ่งเพื่อนำไปใช้ในกระบวนการของ M-NSGAII โดยคำตอบ 1 คำตอบ คือ สตริงคำตอบ 1 ตัว จำนวนประชากรเบื้อนต้นเท่ากับจำนวนประชากรคำตอบในแต่ละเจนเนอเรชั่น ดังนั้นจึงต้องมีการกำหนดจำนวนประชากรคำตอบเบื้องต้นในแต่ละเจนเนอเรชั่นซึ่งในที่นี้กำหนดให้เท่ากับ *popsize* ตัว

การสร้างประชากรเบื้องต้น จะสร้างตามขั้นตอนลักษณะเดียวกับ NSGA II ที่กล่าวไว้ในบทที่ 3 โดยการสร้างประชากรเบื้องต้นทั้ง *popsize* ตัว จะต้องไม่ซ้ำกันเพื่อให้เกิดความหลากหลายของคำตอบ และเป็นการป้องกันไม่ให้คำตอบที่ได้จากวิธีการของ M-NSGAII ที่ใช้เป็น Local Optimal นอกจากนี้การสร้างประชากรคำตอบเบื้องต้นให้แตกต่างกัน ยังช่วยให้สามารถกำหนดจำนวนประชากรให้น้อยลงได้

5.7.3 ฮิวริสติกแบบการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก

คุณลักษณะเด่นของเมมเมติกอัลกอริทึม คือการปรับปรุงให้ประชากรคำตอบเบื้องต้นให้มีคุณภาพคำตอบที่ดีก่อนเข้าสู่กระบวนการค้นหาคำตอบ ในงานวิจัยนี้ได้ใช้การค้นหาเฉพาะที่ 4 แบบ เพื่อเปรียบเทียบว่าฮิวริกติกตัวใดที่มีความเหมาะสมกับรูปแบบของปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมลักษณะตัวยู ที่มีฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในการหาเวลาในการปรับตั้งเครื่องจักร และความผันแปรของภาระงาน ซึ่งในงานวิจัยครั้งนี้จะทำการเลือกใช้การค้นหาแบบปรับปรุงครั้งแรก (First improvement)

การคัดเลือกสตริงคำตอบ จะมีสตริงคำตอบเพียงบางส่วนเท่านั้นที่จะถูกนำมาทำการค้นหาเฉพาะที่ จำนวนสตริงคำตอบที่จะถูกนำมาทำการค้นหาเฉพาะที่ ขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ (P_{LS}) โดยการเลือกสตริงคำตอบ (Selection) จะทำการใช้วิธีในการเลือกคือ Binary Tournament Selection (Goldberg, 1991) พารามิเตอร์ที่จะใช้ในการค้นหาเฉพาะที่มีดังนี้

- ความน่าจะเป็นในการทำการค้นหาเฉพาะที่ (Local Search Probability: P_{LS}) คือ ค่าที่ใช้ในการคัดเลือกสตริงที่จะเข้าทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยจำนวนสตริงที่ทำการค้นหาเฉพาะที่(N_{LS}) เท่ากับ $popsize \times P_{LS}$
- วิธีการค้นหาเฉพาะที่ มีหลายวิธี โดยวิธีการต่างๆได้ยกมาอธิบายแล้วในหัวข้อ 5.4 และในงานวิจัยนี้ได้ทำการเลือกวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ที่ได้ผลดีในการปรับปรุงคำตอบที่มีประสิทธิภาพที่ดีจากงานวิจัยก่อนหน้าทั้งหมด 4 วิธี คือ 1.วิธี 2-opt 2.วิธี 3-opt 3.วิธี Pairwise Interchange (PI) และ 4. วิธี Insertion Procedure

5.7.4 การประเมินค่า

นำสตริงคำตอบหลังจากการค้นหาเฉพาะที่มาทำการประเมินค่า โดยทำการคำนวณค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ 2 วัตถุประสงค์คือ คือ ค่าใช้จ่ายในการปรับตั้งเครื่องจักรมีค่าน้อยที่สุด และความผันแปรของภาระงานมีค่าน้อยที่สุด เพื่อทำการกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงของสตริงคำตอบ มีวิธีดังนี้

กำหนดให้

$$Minimize f_1(x) = \sum_{i=1}^{N} (\sum_{k=2}^{L_i} s_{ik} \times t_{ik}) + t_{i0} \quad (5.5)$$

$$Minimize f_2(x) = \sum_{j=1}^{J} \sum_{s=1}^{S} \left| \; T_{js} - \overline{T} \; \right| \quad (5.6)$$

$f_1(x)$ คือ เวลาในการปรับตั้งเครื่อง

$f_2(x)$ คือ ความผันแปรของภาระงาน

MPS_i คือ Minimum Part Set สำหรับงาน (task) i

MS_i คือ ลำดับแบบงาน (Model sequencing) ของงาน i

s_{ik} คือ 1, ถ้าแบบงาน (Model) ที่ตำแหน่ง k ของ MS_i แตกต่างจากแบบงานที่ตำแหน่ง k-1 ของ MS_i ; 0, ที่อื่น

t_{ik} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานที่ i สำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

t_{i0} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานเริ่มต้นสำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

L_i คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่ง MPS_i

N คือ จำนวนผลรวมของงานทั้งหมด

J คือ จำนวนสถานีงาน (Work station)

S คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่งการผลิต MPS

T_{js} คือ จำนวนของงานที่มอบหมายไปสู่สถานีงาน i รอบ (Cycle) ที่ s

$\overline{T}$ คือ รอบเวลาการผลิต (Cycle time)

n คือ จำนวนของผลิตภัณฑ์ใดผลิตภัณฑ์หนึ่งที่ถูกผลิต

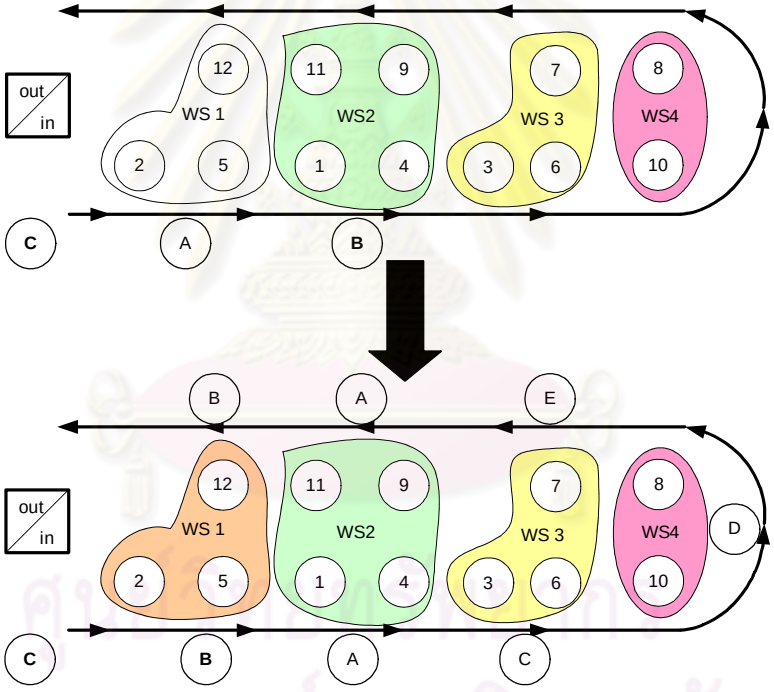
d_i คือ ความต้องการผลิตผลิตภัณฑ์ i เมื่อ $i = 1, 2, \ldots, n$

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตัวอย่างปัญหาในการประเมินค่าทั้งสองวัตถุประสงค์

โรงงานผลิตพัดลมแห่งหนึ่ง มีแบบพัดลมในการผลิต จำนวน 5 แบบ คือ แบบผลิตภัณฑ์ A แบบผลิตภัณฑ์ B แบบผลิตภัณฑ์ C แบบผลิตภัณฑ์ D แบบผลิตภัณฑ์ E มี ความต้องการสินค้าคือ 30, 30, 20, 20, 20 หน่วย ตามลำดับ จะได้ Minimum Part Set หรือ MPS คือ {3, 3, 2, 2, 2} โดยกำหนดจำนวนสถานีงาน (work stations) มี 4 สถานีงานโดยที่มีการมอบหมายงานให้แต่ละสถานีงาน และลำดับการผลิตตามรูปที่ 5.11 และเวลาการทำงานของแต่ละแบบผลิตภัณฑ์

ดังตารางที่ 5.2 สมมติลำดับผลิตภัณฑ์เป็นดังนี้ B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B และไหลเข้าสายการประกอบดังรูปที่ 5.11



รูปที่ 5.11 ลักษณะการไหลของผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบแบบตัวยู

ตารางที่ 5.2 เวลาการทำงานของแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ (หน่วย: ชั่วโมง)

ลำดับที่	รายละเอียด	ผลิตภัณฑ์ A	ผลิตภัณฑ์ B	ผลิตภัณฑ์ C	ผลิตภัณฑ์ D	ผลิตภัณฑ์ E
1	วางโครงอุปกรณ์บนตัวจัยและยึดให้แน่น	0.1	0.3	0.2	0.15	0.25
2	ประกอบจุดติอสำหรับเดินสายไฟ	0.25	0.55	0.35	0.4	0.45
3	ประกอบฐานรองต่างๆเข้ากับโครงอุปกรณ์	0.5	0.6	0.9	0.7	0.8
4	เดินสายไฟเข้ากับมอเตอร์	0.04	0.16	0.1	0.15	0.05
5	เดินสายไฟเข้ากับสวิตซ์	0.1	0.4	0.2	0.3	0.5
6	ประกอบแผ่นบังคับเข้ากับฐานรองรับ	0.12	0.13	0.09	0.11	0.1
7	ประกอบใบพัดเข้ากับฐานรองรับ	0.35	0.35	0.31	0.27	0.32
8	ประกอบมอเตอร์เข้ากับฐานรองรับ	0.8	0.6	0.4	0.7	0.5
9	จัดใบพัดให้ได้ระดับและยึดเข้ากับมอเตอร์	0.25	0.27	0.26	0.28	0.29
10	ประกอบสวิตซ์เข้ากับฐานรองรับมอเตอร์	0.4	0.38	0.37	0.39	0.36
11	ใส่ฝาครอบ ดูความเรียบร้อยและทดสอบ	0.3	0.4	0.6	0.5	0.7
12	ใส่กล่อง	0.13	0.14	0.12	0.11	0.1
	เวลารวม	3.34	4.28	3.9	4.06	4.42

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

1) การประเมินค่าการปรับตั้งเครื่องจักร

การปรับตั้งเครื่องจักรมีสูตรในการประเมินดังสมการที่ 5.5 สามารถอธิบายได้โดยง่ายดังต่อไปนี้ โดยกำหนดเวลาในการปรับตั้งเครื่องจักร (หน่วย: วินาที) ดังตารางที่ 5.3

ตารางที่ 5.3 กำหนดการปรับตั้งเครื่องจักรของแต่ละผลิตภัณฑ์

	A	B	C	D	E
A	0	29.7456	40.0419	42.4393	15.7297
B	35.7994	0	37.6457	37.2247	47.3552
C	36.7016	35.8559	0	35.6402	26.7585
D	40.7456	36.0809	40.6797	0	35.0978
E	24.8725	37.7369	45.1726	16.8662	0

ในแต่ละขั้นตอนต้องมีการปรับตั้งเครื่องจักรเมื่อเปลี่ยนรูปแบบผลิตภัณฑ์ในการประกอบ ในแต่ละขั้นตอนมีลำดับการเปลี่ยนแปลงผลิตภัณฑ์ และมีค่าการปรับตั้งเครื่องจักรดังตารางที่ 5.4

ตารางที่ 5.4 แสดงค่าเวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรในแต่ละขั้นตอนงาน

Task i	Model Sequencing	S_i
1	B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	327.2838
2	B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	327.2838
3	B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	327.2838
4	B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	327.2838
5	B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	327.2838
6	B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	327.2838
7	B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	327.2838
8	B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	327.2838
9	B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	327.2838
10	B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	327.2838
ผลรวม		3272.838

ตัวอย่างในการหาค่า S_1 ตามลำดับผลิตภัณฑ์ที่เข้าทำการประกอบในขั้นตอนที่ 1 (Task i) คือ

เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ B เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ A คือ 35.7994
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ A เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ E คือ 15.7297
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ E เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ D คือ 16.8662
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ D เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ C คือ 40.6797
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ C เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ A คือ 36.7016
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ A เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ B คือ 29.7456
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ B เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ C คือ 37.6457
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ C เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ E คือ 26.7585
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ E เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ D คือ 16.8662
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ D เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ A คือ 40.7456
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ A เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ B คือ 29.7456
เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรจากผลิตภัณฑ์ B เปลี่ยนเป็นผลิตภัณฑ์ B คือ 0

ดังนั้น ลำดับการผลิต B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบลักษณะตัวยู มีเวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรบนสายการประกอบ 3272.838 วินาที หรือ 0.9091 ชั่วโมง

2) การหาค่าความผันแปรของภาระงานในสถานีงาน

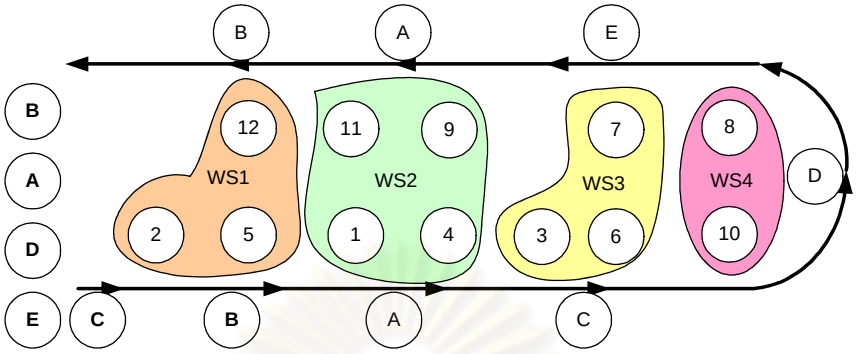
การหาค่าความผันแปรของภาระงานในสถานีงานมีสูตรในการประเมินดังสมการที่ 5.6 แบ่งเป็นขั้นตอนดังนี้

<u>ขั้นตอนที่ 1</u> การคำนวณหา $\overline{T}$ หรือรอบเวลาการผลิต (cycle time)

จากสูตร $\overline{T} = \dfrac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{m=1}^{P} d_m t_{im}}{KxL}$ แสดงได้ดังนี้

$$\overline{T} = \frac{(3x0.1)+\ldots+(3x0.13)+(3x0.3)+\ldots+(3x0.14)+(2x0.2)+\ldots+(2x0.12)+(2x0.15)+\ldots+(2x0.1)}{4x12} = 0.9921$$

ขั้นตอนที่ 2 การคำนวณหา T_{js} หรือภาระงานของสถานีงาน J ที่ cycle S ตามภาระงานที่เข้ามาดังรูปที่ 5.12 และได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 5.5



รูปที่ 5.12 แสดงภาระงานที่เข้ามาในแต่ละสถานีงานตามลำดับ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 5.5 แสดงผลการคำนวณภาระงานในแต่ละสถานีงาน

	Workstation											
	1			2			3			4		
[{SFj}, {SBj}]	{2, 5}	{12}		{1, 4}	{11, 9}		{3, 6}	{7}		{8, 10},	{0}	
cycle	Arj	Brj	Tjs	Arj	Brj	Tjs	Arj	Brj	Tjs	Arj	Brj	Tjs
1	B	B	1.09	A	A	0.69	C	E	1.31	D	-	1.09
2	C	A	0.68	B	E	1.45	A	D	0.89	C	-	0.77
3	E	E	1.05	C	D	1.08	B	C	1.04	A	-	1.2
4	D	D	0.81	E	C	1.16	C	A	1.34	B	-	0.98
5	A	C	0.47	D	A	0.85	E	B	1.25	C	-	0.77
6	B	A	1.08	A	B	0.81	D	C	1.12	E	-	0.86
7	B	B	1.09	B	C	1.32	A	E	0.94	D	-	1.09
8	A	C	0.47	B	E	1.45	B	D	1	A	-	1.2
9	E	E	1.05	A	D	0.92	B	A	1.08	B	-	0.98
10	D	D	0.81	E	A	0.85	A	B	0.97	B	-	0.98
11	C	A	0.68	D	B	0.97	E	B	1.25	A	-	1.2
12	A	B	0.49	C	B	0.97	D	A	1.16	E	-	0.86

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ขั้นตอนที่ 3 นำค่าที่คำนวณได้ในขั้นตอนที่ 1 และ 2 มาคำนวณหา ADW หรือฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์

จากสูตร $ADW = \sum_{j=1}^{J}\sum_{s=1}^{S}\left| T_{js} - \overline{T} \right|$ จะได้

$$ADW = |1.09 - 0.9921| + |0.68 - 0.9921| + ... + |0.86 - 0.9921| = 8.68$$

ดังนั้น ลำดับการผลิต B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบลักษณะตัวยู มีความผันแปรของภาระงานบนสายการประกอบคือ 8.68 ชั่วโมง

ดังนั้นสรุปได้ว่า ลำดับการผลิต B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบลักษณะตัวยูมีค่าการประเมินตามตารางที่ 5.6

ตารางที่ 5.6 แสดงค่าการประเมินวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์

ลำดับการผลิต	Setup Time	ADW
B – A – E – D – C – A – B – C – E – D – A – B	0.9091 ชั่วโมง	8.68 ชั่วโมง

5.7.5 **วิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด**

วิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดเป็นวิธีในการกำหนดค่าความแข็งแรงให้กับสมาชิกคำตอบและมีหลายวิธี ซึ่งแต่ละวิธีจะเหมาะสมกับอัลกอริทึมใดอัลกอริทึมนึง ในส่วนอัลกอริทึม M-NSGA II ที่มาจากการพัฒนาอัลกอริทึมมาจาก NSGA II จึงเลือกใช้วิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดแบบการจัดอันดับของ Goldberg หรือ Non-dominated Sorting

การกำหนดค่าความแข็งแรงวิธี Non-dominated Sorting ซึ่งเป็นวิธีการจัดลำดับเซตของสตริงคำตอบในประชากรคำตอบทั้งหมด โดยจะพิจารณาคำตอบที่ไม่มีคำตอบใดดีกว่าเซตคำตอบนี้ (Non-dominated Solution) เป็นอันดับที่หนึ่ง และจัดลำดับ (Rank) เป็นอันดับแรก จากนั้นจะตัดคำตอบที่พิจารณาไปแล้ว คำตอบที่เหลือจะถูกจัดเป็นอันดับถัดไปจนหมด อันดับที่ทำการจัดจะถือว่าเป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) หลังจากการนั้นจะทำการกำหนดความหนาแน่นของประชากรคำตอบ

5.7.6 วิธีกำหนดความหนาแน่นของประชากรคำตอบ

เป็นวิธีในการรักษาความหลากหลายให้กับสมาชิกคำตอบ หรือแบ่งปันค่าความแข็งแรง หรือกำหนดความหนาแน่น เพื่อทำให้เกิดกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดและป้องกันการเกิดคำตอบเกาะกลุ่มบริเวณใดบริเวณนึง วิธีที่ใช้จะเป็นวิธีเดียวกับอัลกอริทึม NSGAII คือวิธีการ Crowding Distance

5.7.7 การคัดเลือกคำตอบ

การคัดเลือกคำตอบ (Selection) เป็นการคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงเข้าสู่ขั้นตอนต่อไป ในอัลกอริทึม M-NSGA II จะพิจารณาจากค่าความแข็งแรงและความหนาแน่นร่วมกัน สตริงที่ได้รับอันดับที่ในการกำหนดให้จากวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดเป็นอันดับต่ำและมีความหนาแน่นมากระหว่างคำตอบในอันดับเดียวกัน จะมีโอกาสที่จะได้รับการคัดเลือกสูง จะใช้วิธีในการคัดเลือกสตริงคำตอบ แบบ Binary Tournament Selection (Goldberg, 1991)

5.7.8 การครอสโอเวอร์

การครอสโอเวอร์ (Crossover) เป็นขั้นตอนที่กระทำภายหลังการรีโปรดักชั่นซึ่งถือได้ว่าเป็นส่วนหนึ่งในวิธีการพัฒนาคำตอบของเจนเนติกอัลกอริทึม การครอสโอเวอร์มีปัจจัยที่เกี่ยวข้องคือ

-วิธีการครอสโอเวอร์ (Crossover Type) มีด้วยกันหลายวิธี โดยในงานวิจัยนี้ ได้ยกวิธีการครอสโอเวอร์ที่นิยมใช้กันแพร่หลายมาอธิบาย ไว้ทั้งหมด 4 วิธี คือ 1.Modified One point Crossover (modMOX) 2.Modified partially Mapped Crossover (modPMX) 3.Modified Order Crossover (modOX) และ 4.Modfied Position Base Crossover (modPBX)

-ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ (Crossover Probability: P_C) คือค่าที่ใช้ในการคัดเลือกสตริงคำตอบที่จะเข้าไปสู่การครอสโอเวอร์ โดยเปรียบเทียบกับค่าที่สุ่มขึ้นมากับค่า P_C ถ้าสตริงคำตอบใดมีค่าที่สุ่มมาน้อยกว่าค่า P_C จะถูกเลือกนำไปทำการสลับโครโมโซม คู่สตริงคำตอบที่ถูกเลือกจะกลายเป็นสตริงพ่อแม่ (Parent)

-จำนวนสตริงคำตอบที่ถูกนำมาจับคู่ (N_C) คือจำนวนสตริงที่จะเข้าสู่การครอสโอเวอร์ โดย $N_C = popsize \times P_C$

จากสตริงคำตอบจำนวน Popsize ตัวที่ได้มาจากกระบวนการคัดเลือกจะมีสตริงคำตอบเพียงบางส่วนเท่านั้นที่จะถูกนำมาจับคู่เพื่อเตรียมสำหรับกระบวนการครอสโอเวอร์ สตริงคำตอบที่ไม่ได้ถูกนำไปจับคู่ก็ยังคงสภาพเดิมและอยู่ใน Mating pool (เป็นประชากรในเจเนอเรชั่น) ต่อไป จำนวนสตริงคำตอบที่จะถูกนำไปจับคู่ (Nc) ขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ (Pc) การจับคู่สตริงคำตอบเพื่อที่จะนำไป ครอสโอเวอร์ มีขั้นตอนดังนี้

1. สร้างตัวเลขสุ่ม r ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 ให้กับสตริงคำตอบแต่ละตัว
2. สตริงคำตอบตัวใดที่ตัวเลขสุ่มมีค่าน้อยกว่า Pc จะถูกเลือกไปจับคู่และทำการครอสโอเวอร์
3. ถ้าไม่มีสตริงคำตอบตัวใดที่มีค่า r น้อยกว่า Pc ให้เริ่มทำข้อ 1 และข้อ 2 อีกครั้ง
4. ถ้ามีสตริงคำตอบที่มีค่า r น้อยกว่า Pc ทั้งหมดจำนวน Nc ตัว โดยที่ Nc เป็นจำนวนคี่ ต้องทำการปรับให้เป็นจำนวนคู่ก่อน โดยมีเงื่อนไขในการปรับ ดังนี้

-ถ้า Nc เป็นจำนวนคี่ซึ่งมีค่าระหว่าง 1 ถึง popsize ให้ทำการสุ่มตัวเลข 0 หรือ 1 ขึ้นมา 1 ค่า ถ้าสุ่มตัวเลข 1 ให้เพิ่มสตริงคำตอบเข้าไปอีก 1 ตัว โดยสุ่มเลือกจากตัวที่เหลืออยู่ใน Mating pool แต่ถ้าสุ่มไดเลข 0 ให้ตัดสตริงคำตอบทิ้ง 1 ตัว โดยสุ่มเลือกจากตัวที่ได้เลือกเอาไว้

-ถ้า Nc มีค่าเท่ากับ 1 การปรับให้ใช้วิธีเพิ่มสตริงเข้าไปอีก 1 ตัวเท่านั้น

-ถ้า Nc มีจำนวนเท่ากับ popsize ซึ่งเป็นจำนวนคี่ การปรับให้ใช้วิธีตัดสตริงคำตอบที่เตรียมได้ลง 1 ตัวเท่านั้น

5. เมื่อได้สตริงคำตอบที่จะนำมาจับคู่ทั้งหมด Nc ตัว ให้นำมาจับคู่ตามลำดับ ซึ่งจะได้ทั้งหมด Nc/2 คู่

กระบวนการครอสโอเวอร์ เป็นกระบวนการที่นำสตริงคำตอบที่ถูกจับคู่ไว้ Nc/2 คู่ จากขั้นตอนการจับคู่สตริงคำตอบ มาแลกเปลี่ยนสตริงบางส่วนซึ่งกันและกันเพื่อให้เกิดสตริงใหม่ขึ้นโดยเรียกสตริงคำตอบ 2 ตัวที่ถูกจับคู่นี้ว่า “สตริงคำตอบรุ่นพ่อแม่ (Parent)” และเรียกสตริงคำตอบ 2 ตัวที่ได้จากการครอสโอเวอร์นี้ว่า “สตริงคำตอบรุ่นลูก (Offspring)” วิธีการครอสโอเวอร์มีหลายวิธี แต่เนื่องจากงานวิจัยนี้ ลักษณะสตริงคำตอบจะมีลักษณะเป็นแบบ Non-binary String ที่มีตัวเลขซ้ำกัน ดังนั้นจึงต้องใช้วิธีการครอสโอเวอร์ที่มีการดัดแปลงวิธีการที่ใช้อยู่ทั่วไป ให้สอดคล้องกับลักษณะของสตริงคำตอบ โดยได้นำเสนอวิธีการครอสโอเวอร์ไว้ทั้งหมด 4 วิธีดังนี้

1) วิธี Modified One point Crossover (modMOX)

เป็นวิธีการที่ใช้หลักการเดียวกับวิธี Mox แต่มีการดัดแปลงเพื่อให้สามารถใช้กับสตริงที่มีตัวเลขซ้ำกันได้ เริ่มจากกำหนดจุดครอสโอเวอร์ (Crossover Point: Xp) ขึ้นมา 1 ตำแหน่งโดยการสุ่มค่า ระหว่าง [1, n-1] เมื่อ n คือความยาวของสตริง และกำหนดให้ ตำแหน่ง

bit ที่ 1 จนถึง Xp ของสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 เป็น H1 ตำแหน่ง bit ตัวที่ 1 ถึง Xp ของ สตริงพ่อแม่ ตัวที่ 2 เป็น H2

สมมติสุ่มค่าตัวเลขได้จุดครอสโอเวอร์ เท่ากับ 5 ดังนั้นได้ว่าจุดครอสโอเวอร์ของสตริงพ่อแม่ทั้ง 2 เป็นดังนี้

$$P1 = [\underbrace{2\ 2\ 2\ 1}_{H1}\ 1\ /\ 1\ 1\ 3\ 1\ 1\ 3\ ]$$

$$P2 = [\underbrace{2\ 3\ 1\ 1}_{H2}\ 1\ /\ 2\ 3\ 1\ 2\ 1\ 1\ ]$$

นำ H1 มาเป็นส่วนหัวของสตริงลูกตัวที่ 1 และนำ H2 มาเป็นส่วนหัวของลูกสตริงตัวที่ 2 ตำแหน่งที่เหลือเป็นตำแหน่งว่างแทนด้วย *

$$O1 = [\ 2\ 2\ 2\ 1\ 1\ /\ *\ *\ *\ *\ *\ *\ ]$$

$$O2 = [\ 2\ 3\ 1\ 1\ 1\ /\ *\ *\ *\ *\ *\ *\ ]$$

ลบค่าใน P2 ที่ซ้ำกันใน O1 ออก โดยเริ่มจากตำแหน่งที่ 1 จนครบจำนวนที่ซ้ำกับ O1 โดยการแทน x ลงในตำแหน่งที่ซ้ำใน P2 และลบค่าใน P1 ที่ซ้ำกับใน O2 ออก โดยเริ่มจากตำแหน่งที่ 1 จนครบจำนวนที่ซ้ำกับ O2 โดยการแทน x ลงในตำแหน่งที่ซ้ำใน P1

$$O1 = [\ 2\ 2\ 2\ 1\ 1\ /\ *\ *\ *\ *\ *\ *\ ]$$

$$P2 = [\ x\ 3\ x\ x\ 1\ /\ x\ 3\ 1\ x\ 1\ 1\ ]$$

$$O2 = [\ 2\ 3\ 1\ 1\ 1\ /\ *\ *\ *\ *\ *\ *\ ]$$

$$P1 = [\ x\ 2\ 2\ x\ x\ /\ x\ 1\ x\ 1\ 1\ 3\ ]$$

นำค่าที่เหลืออยู่ใน P2 มาใส่ใน O2 และนำค่าที่เหลืออยู่ใน P1 มาใส่ O2 ในตำแหน่งที่ว่างตามลำดับ ดังนั้นได้ว่าสตริงลูกที่ได้จาก คือ

$$O1 = [\ 2\ 2\ 2\ 1\ 1\ 3\ 1\ 3\ 1\ 1\ 1\ ]$$

$$O2 = [\ 2\ 3\ 1\ 1\ 1\ 2\ 2\ 1\ 1\ 1\ 3\ ]$$

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

2) วิธี Modified Partially Mapped Crossover (modPMX)

เป็นวิธีการครอสโอเวอร์ที่ดัดแปลงมาจาก Partially Mapped Crossover (Goldberg and Lingle, 1985) เริ่มต้นโดยการสุ่มตัวเลขมา 2 ตัว ที่เป็นจำนวนเต็มที่มีค่าอยู่ในช่วง [1,n] เมื่อ n คือความยาวสตริง เพื่อหาสตริงย่อย โดยสุ่มตัวเลขที่มีค่าน้อยกว่าจะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงย่อย ส่วนตัวเลขสุ่มที่มีค่ามากจะเป็นตำแหน่งสุดท่ายภายในสตริงย่อย ดังนั้นจะได้สตริงย่อยของพ่อแม่ทั้ง 2 ตัว

สมมติทำการสุ่มได้มา 2 ตัวคือ 4 และ 6 ดังนั้น สตริงย่อยของ P1 = [1 2 3] และสตริงย่อยของ P2 = [3 3 1]

P1 = [1 2 1 / 1 2 3 / 3 1 2 1 1]

P2 = [1 2 2 / 3 3 1 / 1 1 2 1 1]

สตริงลูกได้จากการสลับสตริงย่อยของสตริงพ่อแม่ทั้ง 2

O1 = [1 2 1 / 3 3 1 / 3 1 2 1 1]

O2 = [1 2 2 / 1 2 3 / 1 1 2 1 1]

แต่เนื่องจากเมื่อสลับสตริงย่อย อาจทำให้สตริงคำตอบที่ได้มีจำนวนซ้ำของตัวเลขแต่ละตัวไม่ถูกต้อง ดังนั้นหากมีตำแหน่งมาอยู่ภายนอกสตริงย่อยมีค่าซ้ำกับสตริงย่อยแล้วทำให้จำนวนซ้ำของตัวเลขมากกว่าสตริงพ่อแม่ ให้เปลี่ยนค่าตำแหน่งนั้นเป็น x

จากตัวอย่าง O1 มีเลข 3 เกินมา 1 ตัว และ O2 มี 2 เกินมา 1 ตัว ดังนั้นจึงแทนค่า แทนตำแหน่งที่เป็นเลข 3 ตัวแรกที่พบใน O1 เป็นจำนวน 1 ตัว และแทนค่า x แทนตำแหน่งที่เป็นเลข 2 ตัวแรกที่พบใน O2 เป็นจำนวน 1 ตัว ได้เป็น

O1 = [1 2 1 / 3 3 1 / x 1 2 1 1]

O2 = [1 x 2 / 1 2 3 / 1 1 2 1 1]

จากนั้นแทนค่า (Map) โดยดูจากค่าสตริงย่อย นั่นคือ แทนค่า 1 เป็น 3 และ 3 เป็น 1 และแทนค่า 3 เป็น 2 และ 2 เป็น 3

O1 = [1 2 1 / 3 3 1 / x 1 2 1 1]

O2 = [1 x 2 / 1 2 3 / 1 1 2 1 1]

ดังนั้นสตริงที่ได้เมื่อทำการแทนที่แล้วคือ

O1 = [1 2 1 3 3 1 2 1 2 1 1]

O2 = [1 3 2 1 2 3 1 1 2 1 1]

3) วิธี Modified Order Crossover (modOX)

เป็นวิธีการครอสโอเวอร์ที่ดัดแปลงจากวิธี Order Crossover (Davis, 1985) เป็นการสุ่มสตริงพ่อแม่ 2 ตัว มาแลกเปลี่ยนสตริงกันเพื่อสร้างเป็นสตริงรุ่นลูก เริ่มต้นโดยการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัว เพื่อหาสตริงย่อย ตัวเลขสุ่มที่ที่มีค่าน้อยกว่าจะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงย่อย ส่วนตัวเลขสุ่มที่มีค่ามากจะเป็นตำแหน่งสุดท้ายภายในสตริงย่อย จากนั้นคัดลอกสตริงย่อยจากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 และ 2 มาใส่ในสตริงลูกในตำแหน่งเดียวกัน

สมมติว่าทำการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัวคือ 4 และ 6 ดังนั้นได้ว่าสตริงย่อยที่ได้จากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 (P1) คือ [2 2 3] และสตริงย่อยจากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 2 (P2) คือ [1 2 3] จากนั้นคัดลอกสตริงย่อยลงในสตริงลูก (O1 และ O2) ในตำแหน่งเดียวกัน ตำแหน่งที่เหลือเป็นตำแหน่งว่างแทนด้วย *

P1 = [1 1 2 2 2 3 3 3]

O1 = [* * * 2 2 3 * * *]

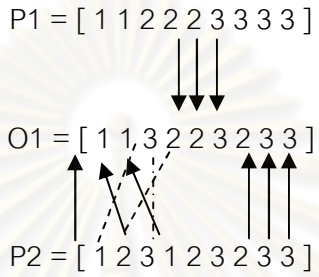
O2 = [* * * 1 2 3 * * *]

P2 = [1 2 3 1 2 3 2 3 3]

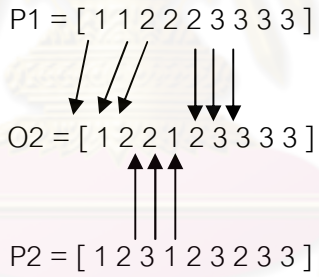
ลบค่าใน P2 ที่ซ้ำกับค่าใน O1 และ ลบค่าใน P1 ที่ซ้ำกับค่าใน O2 โดยเริ่มจากตำแน่งที่ 1 จนครบจำนวนที่ซ้ำ โดยการแทนที่ด้วย x

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

นำค่าที่เหลืออยู่ใน P2 มาแทนที่ * ใน O1 ตามลำดับเดิม



และแทนค่าที่เหลือใน P1 มาแทนที่ * ใน O2 ตามลำดับเดิม



ดังนั้นจะได้สริงรุ่นลูกคือ

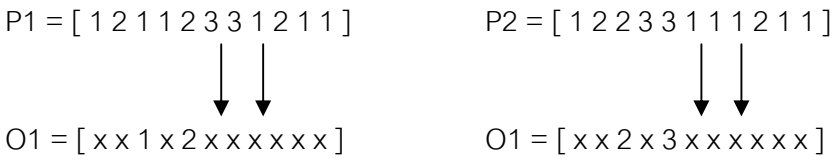
O1 = [1 1 3 2 2 3 2 3 3]
O2 = [1 2 2 1 2 3 3 3 3]

4) วิธี Modfied Position Base Crossover (modPBX)

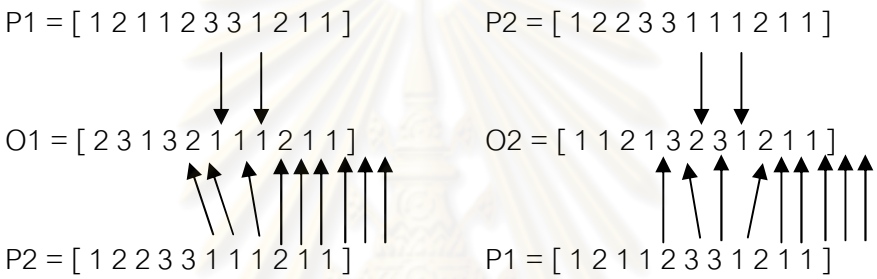
เป็นวิธีที่ดัดแปลงมาจากวิธี Position Base Crossover (Syswerda) โดยเริ่มจากนำสตริงพ่อแม่ที่ได้จากการสุ่ม 2 ตัว จากนั้นเลือกตำแหน่งจากสตริงพ่อแม่อย่างสุ่ม แล้วนำค่าในตำแหน่งที่เลือกของสตริงพ่อแม่ ไปใส่ในตำแหน่งเดียวกันของสตริงลูก

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สมมติสุ่มได้ตัวเลข 3 และ 5



จากนั้น ตัดค่าใน P2 ที่ซ้ำกับ O1 แล้วนำค่าที่เหลือใส่ลงใน O1 ในตำแหน่งที่ว่างตามลำดับ และ ตัดค่าใน P1 ที่ซ้ำกับ O2 แล้วนำค่าที่เหลือใส่ลงใน O2 ในตำแหน่งที่ว่างตามลำดับ



ดังนั้นได้ว่าสตริงลูกที่ได้คือ

O1 = [2 3 1 3 2 1 1 1 2 1 1]

O2 = [1 1 2 1 3 2 3 1 2 1 1]

สตริงคำตอบที่ได้จากการครอสโอเวอร์จะเข้าสู่การมิวเทชั่นต่อไป

การครอสโอเวอร์(Crossover) เป็นขั้นตอนที่ใช้ในการสลับแลกเปลี่ยนโครโมโซมของสตริงคำตอบ เป็นการสร้างประชากรคำตอบใหม่หรือประชากรคำตอบรุ่นลูก วิธีที่ใช้ในการทำครอสโอเวอร์มีหลายวิธีที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน การเลือกวิธีที่เหมาะสมกับปัญหาจะช่วยทำให้ได้คำตอบที่เหมาะสมได้ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้วิธี Modified Order Crossover (modOX) ซึ่งอ้างอิงมาจากงานวิจัยของ KIM (2004)

5.7.9 การมิวเตชั่น

การมิวเตชั่น (Mutation Type) เป็นวิธีการพัฒนาสตริงคำตอบวิธีหนึ่ง โดยการสลับตำแหน่งของค่าภายในสตริงคำตอบตัวเดียว ทำให้ได้สตริงคำตอบตัวใหม่เกิดขึ้นปัจจัยที่เกี่ยวข้องสำหรับการการมิวเตชั่น คือ

-วิธีการมิวเตชั่น มีหลายวีธีโดยในงานวิจัยนี้ ได้ยกวิธีการมิวทชั่นที่นิยมใช้กันแพร่หลายมาอธิบายไว้ทั้งหมด 4 วิธีคือ 1.Inversion Mutation 2.Insertion Mutation 3.Reciprocal Exchange Mutation และ 4.Displecement Mutation

-ความน่าจะเนในการมิวเตชั่น (Mutation Probability: Pm) คือ ค่าที่ใช้ในการคัดเลือกสตริงที่จะเข้าสู่การมิวเตชั่น โดยใช้เปรียบเทียบกับค่าที่สุ่มขึ้นกับค่า Pm ถ้าสตริงตัวใดที่มีค่าสุ่มน้อยกว่าค่า Pm จะต้องเข้าทำตามกระบวนการมิวเตชั่น

-จำนวนสตริงที่ทำการมิวเตชั่น (Nm) คือ จำนวนสตริงที่เข้าสู่การมิวเตชั่น

การคัดเลือกสตริงคำตอบ

จากสตริงคำตอบจำนวน Popsize ตัวที่ได้จากการผ่านกระบวนการครอสโอเวอร์จะมีสตริงคำตอบเพียงบางส่วนเท่านั้นที่จะถูกนำมาทำการมิวเตชั่น สตริงคำตอบที่ไม่ได้ถูกคัดเลือกก็ยังคงสภาพเดิมและอยู่ใน mating pool (เป็นประชากรในเจนเนอเรชั่น) ต่อไป จำนวนสตริงคำตอบที่จะถูกนำมาทำการมิวเตชั่นจับคู่ (Nm) ขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็นในการมิวเตชั่น (Pm) โดยการเลือกสตริงคำตอบเพื่อที่จะนำไปมิวเตชั่น มีขั้นตอนดังนี้

1) สร้างตัวเลขสุ่ม r ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1ให้กับสตริงคำตอบแต่ละตัว

2) สตริงคำตอบตัวใดที่เลขสุ่มมีค่าน้อยกว่า Pm จะถูกเลือกไปทำการมิวเตชั่น

รายละเอียดการมิวเตชั่นแต่ละวิธีของทั้ง 4 วิธี มีดังนี้

1) วิธี Inversion Mutation

วิธี Inversion เป็นวิธีการมิวเตชั่นโดยการสลับค่าของสตริงย่อยภายในสตริงคำตอบโดยเริ่มต้นจากการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัว ตัวเลขสุ่มที่มีค่าน้อยกว่าจะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงคำตอบย่อย ส่วนตัวเลขสุ่มที่มีค่ามากจะเป็นตำแหน่งสุดท้ายภายในสตริงคำตอบย่อย

S = [1 2 2 1 2 3 2 2]

สมมติว่าเราสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัว คือ 3 และ 6 สตริงย่อยที่ใช้ทำการสลับตำแหน่งคือ [2 1 2 3] หรือ

S = [1 2 / 2 1 2 3 / 2 2]

โดยให้ตัวเลขที่อยู่ระหว่าง / แทนสตริงคำตอบย่อย จากนั้นนำสตริงคำตอบย่อยที่ได้มาทำการสลับตำแหน่งโดยให้เรียงลำดับจากขวามาซ้าย ซึ่งตัวเลขตัวสุดท้ายจะกลายเป็นตัวเลขตัวแรก ส่วนตัวเลขตัวแรกก็จะกลายเป็นตัวเลขตัวสุดท้ายของสตริงคำตอบย่อย

S = [1 2 / 2 1 2 3 / 2 2]

↓

S = [1 2 / 3 2 1 2 / 2 2]

2) วิธี Insertion Mutation

วิธี Insertion เป็นวิธีการย้ายตำแหน่งของตัวเลขภายในสตริงคำตอบ โดยเริ่มจากการสุ่มตัวเลขของตำแน่งที่ทำการย้ายคำตอบ ซึ่งสมมติให้สุ่มตัวเลขได้เลข 6

S = [1 2 2 1 2 3 2 2]

จากนั้นทำการสุ่มตัวเลขอีกหนึ่งตัวเพื่อหาตำแหน่งที่จะนำไปแทรกภายในสตริงคำตอบเดียวกัน ซึ่งสมมติให้สุ่มตัวเลขได้ 3 เลขที่ได้รับการคัดเลือกในตำแหน่งที่ 6 คือเลข 3 ก็จะไปอยู่แทนที่ในตำแหน่งที่ทำการสุ่ม คือตำแหน่งที่ 3

S = [1 2 2 1 2 3 2 2]

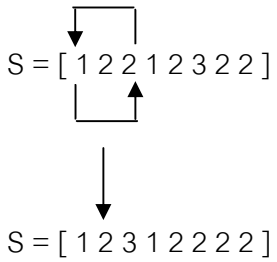
↓

S = [1 2 3 2 1 2 2 2]

3) วิธี Reciprocal Exchange Mutation

วิธี Reciprocal Exchange เป็นการสลับตำแหน่งของตัวเลข 2 ตัวภายในสตริงคำตอบ โดยเริ่มจากทำการสุ่มตัว 2 ตัวที่ไม่ซ้ำกัน สมมติให้สุ่มได้เลข 3 และ 6 จากนั้นทำการสลับตำแหน่งของตัวเลขทั้งสอง

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



4) วิธี Displecement Mutation

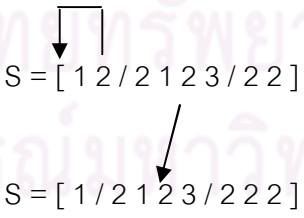
วิธี Displecement เป็นการย้ายตำแหน่งซึ่งคล้ายคลึงกับ วิธี Insertion แต่จะทำการย้ายตำแหน่งของสตริงย่อย ในขั้นแรกจะทำการคัดเลือกสตริงย่อยมาก่อน ซึ่งมีวิธีการคัดเลือกเช่นเดียวกับ วิธี Insertion คือ สุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัว ตัวเลขสุ่มที่มีค่าน้อยกว่าจะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงคำตอบย่อย ส่วนตัวเลขสุ่มที่มีค่ามากจะเป็นตำแหน่งสุดท้ายภายในสตริงคำตอบย่อย

S = [1 2 2 1 2 3 2 2]

สมมติว่าสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัว คือ 3และ6 สตริงย่อยที่ใช้ทำการสลับตำแหน่งคือ [2 1 2 3] หรือ

S = [1 2 / 2 1 2 3 / 2 2]

โดยให้ตัวเลขที่อยู่ระหว่าง / แทนสตริงคำตอบย่อย จากนั้นสุ่มตัวเลขขึ้นมาอีกหนึ่งตัวเพื่อแลกตำแหน่งที่จะทำการแทรกสตริงย่อยที่ได้รับการคัดเลือก สมมติว่าได้เลข 2 จากนั้นทำการแทรกสตริงย่อยนี้ลงไปยังตำแหน่งที่ทำการสุ่ม



จะเห็นได้ว่าหากเราทำการสุ่มตัวเลขของสตริงคำตอบย่อยได้ตัวเลขเดียวกันจะได้ว่าสตริงคำตอบย่อยนั้นเป็นตำแหน่งเดียวกัน ซึ่งการทำมิวเตชั่นจะเป็นการมิวเตชั่นแบบวิธี Insertion (ย้ายตำแหน่งตัวเลขตัวเดียวภายในสตริงคำตอบ)

การมิวเตชั่น(Mutation) เป็นวิธีการทำให้เกิดคำตอบที่ผ่าเหล่า หรือคำตอบที่เกิดนอกจากการผสมพันธุ์จากพ่อแม่ โดยการสลับตำแหน่งของค่าภายในสตริงคำตอบตัวเอง ทำให้ได้

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สตริงคำตอบตัวใหม่เกิดขึ้น ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดวิธีการมิวเตชั่นตามงานวิจัยก่อนหน้า คือวิธี Reciprocal Exchange Mutation

5.7.10 ฮิวริสติกแบบการค้นหาเฉพาะที่หลังการทำมิวเตชั่น

การใช้การค้นหาเฉพาะที่ทำหลังการมิวเตชั่น ก็เพื่อปรับปรุงคำตอบหลังการมิวเตชั่น เนื่องจากคำตอบที่หลังการทำครอสโอเวอร์และมิวเตชั่น อาจทำให้สูญเสียคำตอบที่ดีไปหรือยังไม่สามารถดึงคำตอบที่ดีออกมาได้ การทำการค้นหาเฉพาะที่หลังมิวเตชั่นจะช่วยดึงคำตอบที่ติดอยู่ใน Local Optimal ได้ เนื่องจากจะมีการทำค้นหาเฉพาะที่ในทุกเจนเนอเรชั่น ทำให้คำตอบมีการปรับปรุงทุกเจนเนอเรชั่น ซึ่งการคัดเลือกสตริงคำตอบ จะมีสตริงคำตอบเพียงบางส่วนเท่านั้นที่จะถูกนำมาทำการค้นหาเฉพาะที่หลังการทำมิวเตชั่น จำนวนสตริงคำตอบที่จะถูกนำมาทำการค้นหาเฉพาะที่ ขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ (P_{LS}) โดยการเลือกสตริงคำตอบ (Selection) จะทำการใช้วิธีในการเลือกคือ Binary Tournament Selection (Goldberg, 1991) พารามิเตอร์ที่จะใช้ในการค้นหาเฉพาะที่มีดังนี้

- ความน่าจะเป็นในการทำการค้นหาเฉพาะที่ (Local Search Probability: P_{LS}) คือ ค่าที่ใช้ในการคัดเลือกสตริงที่จะเข้าทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยจำนวนสตริงที่ทำการค้นหาเฉพาะที่(N_{LS}) เท่ากับ $popsize \times P_{LS}$

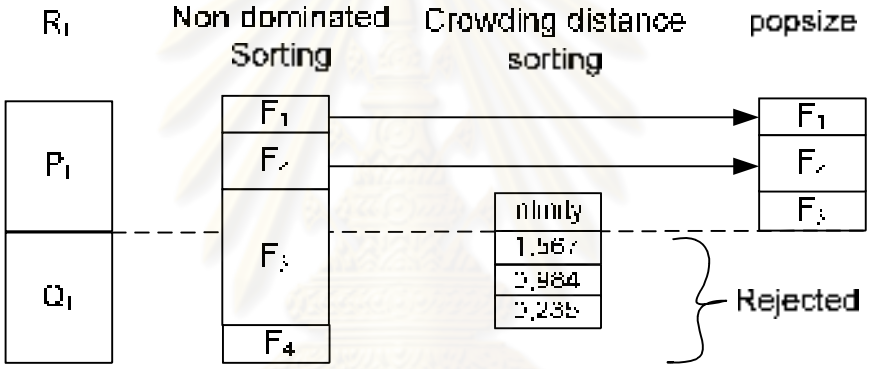
- วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการทำมิวเตชั่น มีหลายวิธี โดยในงานวิจัยนี้ได้ทำการเลือกวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ที่ได้ผลดีในการปรับปรุงคำตอบทั้งหมด 4 วิธี คือ 1.วิธี 2-opt 2. วิธี 3-opt 3.วิธี Pairwise Interchange (PI) และ 4. วิธี Insertion Procedure

5.7.11 เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุด

เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุด เป็นเทคนิคที่นำมาใช้เพื่อเก็บค่าดีที่สุดไว้ และป้องกันการสูญเสียคำตอบที่ดีไปหลังจากผ่านกระบวนการต่าง ๆ เนื่องจากสตริงคำตอบที่ได้จากการค้นหาเฉพาะที่ การครอสโอเวอร์และมิวเทชั่น อาจทำให้เกิดคำตอบที่แย่กว่าคำตอบที่เคยปรากฏในเจนเนอเรชั่นที่ผ่าน ๆ มา ดังนั้นจึงต้องมีการเก็บค่าที่ดีที่สุดเอาไว้ เพื่อใช้เปรียบเทียบกับค่าที่ดีที่สุดของกลุ่มสตริงคำตอบชุดใหม่ โดยพิจารณาค่าความแข็งแรงที่ดีกว่า(เนื่องจากในปัญหาที่ทำการพิจารณาในงานวิจัยนี้เป็นการหาค่าต่ำสุดดังนั้นสตริงคำตอบที่ให้ค่าต่ำ จะเป็นสตริงคำตอบที่

ดีกว่า) จะได้รับการแทนที่สตริงคำตอบที่ให้ค่าแย่และคัดเลือกคำตอบนั้นออกไป เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุดที่นำมาใช้ในอัลกอริทึม M-NSGA II กับ NSGA II มีลักษณะเดียวกันคือ

กลยุทธ์ในการรักษาประชากรคำตอบ(Strategies to maintain elitist solutions in the population) เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุดนี้จะทำการเก็บค่าคำตอบที่เป็น Non-dominated Solution และในระหว่างกระบวนการค้นหาคำตอบตั้งแต่การสร้างประชากรรุ่นพ่อแม่ (P_t) การสร้างประชากรรุ่นลูกด้วยวิธีการทางพันธุกรรม (Q_t) ในแต่ละเจนเนอเรชั่น จากนั้นจะนำประชากรรุ่นพ่อแม่และรุ่นลูกมารวมกันคือสถานที่รวมคำตอบ ($R_t = P_t + Q_t$) และเก็บคำตอบที่ได้จาก Non-dominated Solution โดยให้ความสำคัญกับสตริงคำตอบที่มีอันดับต่ำและมีค่า Crowding Distance มาก และทำการปรับปรุง(Update) สตริงคำตอบใหม่ในสถานที่เก็บคำตอบด้วยการย้ายสตริงคำตอบที่ดีที่สุดตัวเดิมออกไป และเพิ่มสตริงคำตอบที่ดีที่สุดใหม่เข้ามา ดังรูป 5.13



รูปที่ 5.13 วิธีการเก็บค่าที่ดีที่สุดของอัลกอริทึม NSGAII และ M-NSGAII

5.8 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้เจนเนติกอัลกอริทึม (NSGA II) ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ผสมแบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบตัวยูในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี

จากขั้นตอนของ NSGA II ที่ได้เสนอมาทั้งหมด สามารถนำมาทดลองใช้แก้ปัญหาตัวอย่างผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหา Arcus มีจำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ 5 ชนิด ได้แก่ A, B, C, D และ E มีจำนวน Minimum Part Set (MPS) คือ [5 3 2 1 1] ความยาวของ MPS คือ 12 และมีขั้นงานในการประกอบผลิตภัณฑ์ 111 ขั้นงาน โดยที่ขั้นงานแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ใช้เวลาในการประกอบดังตารางที่ 5.7

ตารางที่ 5.7 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์

ขั้นงาน	ผลิตภัณฑ์				
	A	B	C	D	E
1,	1960	1960	1960	1960	1960
2,	1715	1715	1715	1715	1715
3,	735	735	735	735	735
4,	1715	1715	1715	1715	1715
5,	490	490	490	490	490
6,	1225	1225	1225	1225	1225
7,	169	169	169	169	169
8,	2252	2252	2252	2252	2252
9,	1225	1225	1225	1225	1225
10,	0	2319	0	0	0
11,	1715	1715	1715	1715	1715
12,	980	980	980	980	980
13,	735	735	735	735	735
14,	2281	2281	2281	2281	2281
15,	2750	2750	2750	2750	2750
16,	0	0	77	0	0
17,	0	0	0	89	0
18,	0	0	0	0	51
19,	0	364	0	0	0
20,	405	0	0	0	0
21,	3060	3060	3060	3060	3060
22,	125	125	125	125,	125
23,	3429	3429	3429	3429	3429
24,	0	0	0	43	0
25.	343	343	343	343	343
26,	1960	1960	1960	1960	1960

ขั้นงาน	ผลิตภัณฑ์				
	A	B	C	D	E
27,	0	0	0	29,	0
28,	0	0	0	27	0
29,	0	0	0	0	15
30,	121	0	0	0	0
31,	1715	1715	1715	1715	1715
32,	2127	2127	2127	2127	2127
33,	1470	1470	1470	1470	1470
34,	4037	4037	4037	4037	4037
35,	0	0	0	68	0
36,	0	0	0	62	0
37,	0	0	0	0	42
38,	0	364	0	0	0
39,	4998	4998	4998	4998	4998
40,	1470	1470	1470	1470	1470
41,	2963	2963	2963	2963	2963
42,	5689	5689	5689	5689	5689
43,	0	0	0	68	0
44,	0	0	0	18	0
45,	0	0	0	0	10
46,	0	0	81	0	0
47,	5200	5200	5200	5200	5200
48,	0	0	39	0	0
49,	0	0	67	0	0
50,	0	0	0	0	27
51,	0	0	0	0	15
52,	121	0	0	0	0
53,	0	0	58	0	0

ขั้นงาน	ผลิตภัณฑ์				
	A	B	C	D	E
54,	1715	1715	1715	1715	1715
55,	125	125	125	125	125
56,	4010	4010	4010	4010	4010
57,	1470	1470	1470	1470	1470
58,	1470	1470	1470	1470	1470
59,	2303	2303	2303	2303	2303
60,	1960	1960	1960	1960	1960
61,	2205	2205	2205	2205	2205
62,	4018	4018	4018	4018	4018
63,	2744	2744	2744	2744	2744
64,	2999	2999	2999	2999	2999
65,	735	735	735	735	735
66,	735	735	735	735	735
67,	735	735	735	735	735
68,	735	735	735	735	735
69,	0	545	0	0	0
70,	3386	3386	3386	3386	3386
71,	3234	3234	3234	3234	3234
72,	2205	2205	2205	2205	2205
73,	2206	2206	2206	2206	2206
74,	490	490	490	490	490
75,	825	825	825	825	825
76,	3528	3528	3528	3528	3528
77,	3568	3568	3568	3568	3568
78,	1200	1200	1200	1200	1200
79,	618	618	618	618	618
80,	1470	1470	1470	1470	1470

ขั้นงาน	ผลิตภัณฑ์				
	A	B	C	D	E
81,	1715	1715	1715	1715	1715
82,	735	735	735	735	735
83,	1960	1960	1960	1960	1960
84,	2989	2989	2989	2989	2989
85,	618	618	618	618	618
86,	490	490	490	490	490
87,	735	735	735	735	735
88,	490	490	490	490	490
89,	921	921	921	921	921
90,	326	326	326	326	326
91,	5390	5390	5390	5390	5390
92,	243	243	243	243	243
93,	371	371	371	371	371
94,	58	58	58	58	58
95,	6615	6615	6615	6615	6615
96,	1225	1225	1225	1225	1225
97,	769	0	0	0	0
98,	768	0	0	0	0
99,	1670	1670	1670	1670	1670
100,	1670	1670	1670	1670	1670
101,	490	490	490	490	490
102,	0	202	0	0	0
103,	0	203	0	0	0
104,	202	202	202	202	202
105,	2744	2744	2744	2744	2744
106,	162	0	0	0	0
107,	324	0	0	0	0

ขั้นงาน	ผลิตภัณฑ์				
	A	B	C	D	E
108,	162	0	0	0	0
109,	0	121	0	0	0
110,	0	162	0	0	0
111,	91	91	91	91	91

5.8.1 **การเตรียมข้อมูล** (Data Input)

พารามิเตอร์ของ NSGAII ที่เลือกใช้คือ

- จำนวนประชากรเบื้องต้น 5 ตัว
- วิธีการครอสโอเวอร์แบบ mod OX
- ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ 0.5
- ความน่าจะเป็นในการมิวเตชั่น 0.05

5.8.2 **การใส่รหัสคำตอบ** (Chromosome Representation / Coding)

การกำหนดรูปแบบของการใส่รหัสคำตอบ ถือว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญและมีผลอย่างมากต่อขั้นตอนอื่นๆของ GAs การใส่รหัสคำตอบ คือ การเปลี่ยนคำตอบของปัญหาให้อยู่ในรูปของสตริงคำตอบ (หรือที่เรียกว่าChromosome) วิธีการใส่รหัสคำตอบมีทั้งแบบ Binary String และ Non-binary String ในกรณีของปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ของสายงานการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม คำตอบของปัญหาคือกลุ่มของผลิตภัณฑ์หลายชนิดที่จะต้องจัดลำดับเข้าสู่สายการประกอบ ดังนั้น วิธีการใส่รหัสคำตอบที่ใช้จึงต้องสามารถแสดงลำดับของผลิตภัณฑ์ในรูปของสตริงได้ วิธีการใส่รหัสคำตอบที่ใช้จึงควรเป็นแบบ Non-binary String ลักษณะของสตริงคำตอบมีดังนี้

1) คำตอบ 1 คำตอบ แทนด้วยสตริงคำตอบ 1 ตัวที่เรียกว่า Chromosome

2) ใน 1 chromosome จะแบ่งเป็นหน่วยเล็กๆที่เรียกว่า bit เรียงกันอยู่ จำนวนของ bit จะเท่ากับจำนวนความต้องการผลิตภัณฑ์ที่ต้องจัดลำดับบนสายงานการประกอบที่พิจารณา

3) ในแต่ละ bit จะมีค่าตัวเลขตั้งแต่ 1 ถึง m บรรจุอยู่ค่าหนึ่ง ค่านี้หมายถึงหมายเลขที่ใช้แทนผลิตภัณฑ์ต่างๆ

4) ตำแหน่งของ bit หมายถึงลำดับที่ของผลิตภัณฑ์นั้นๆ

ตัวอย่างเช่น สตริงคำตอบ [A B B A A A B C A D C E] จะได้ว่าใน 1 Chromosome มี 12 bit หมายถึง สายงานการประกอบที่พิจารณามีจำนวนความต้องการ 12 หน่วย หน่วยแรกที่จะเข้าสู่สายงานการประกอบคืองานในตำแหน่งแรก ซึ่งคือผลิตภัณฑ์ A หน่วยถัดไปที่จะเข้าสู่สายงานการประกอบคือ ผลิตภัณฑ์ในตำแหน่งที่ 2 ซึ่งคือผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ที่จะนำไปจัดอีกคือผลิตภัณฑ์ที่อยู่ในตำแหน่งถัดไปตามลำดับ

5.8.3 การสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น

โดยการสุ่มเลือกลำดับผลิตภัณฑ์โดยใช้ความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกเท่ากันหมดทุกผลิตภัณฑ์ให้ครบตามความยาวของ MPS ตัวอย่างเช่น การหาสตริงคำตอบตัวแรก ในหนึ่งสตริงนั้นต้องประกอบด้วย ผลิตภัณฑ์ A จำนวน 5 หน่วย ผลิตภัณฑ์ B จำนวน 3 หน่วย ผลิตภัณฑ์ C จำนวน 2 หน่วย ผลิตภัณฑ์ D จำนวน 1 หน่วย ผลิตภัณฑ์ E จำนวน 1 หน่วยตามตารางที่ 5.8

ตารางที่ 5.8 แสดงการสุ่มผลิตภัณฑ์ 1 สตริงคำตอบ

ตำแหน่งที่	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ผลิตภัณฑ์ที่สุ่มเลือก	B	A	C	B	A	A	D	B	E	C	A	A

ดังนั้นได้สตริงคำตอบที่ 1 คือ BACBAADBECAA จากนั้นทำการสร้างสตริงคำตอบตัวอื่นๆจนครบ 5 ตัวจะได้สตริงคำตอบเบื้องต้นทั้งหมดดังนี้

สตริงคำตอบที่ 1 คือ BACBAADBECAA

สตริงคำตอบที่ 2 คือ ECACABADBBAA

สตริงคำตอบที่ 3 คือ BAABAAECDABC

สตริงคำตอบที่ 4 คือ BABECAABDCAA

สตริงคำตอบที่ 5 คือ BAAAACBEABDC

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

5.8.4 การประเมินค่าสตริงคำตอบ

เมื่อได้สตริงคำตอบที่แสดงถึงลำดับงานเรียบร้อยแล้ว จึงทำการคำนวณหาค่าตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ในงานวิจัยนี้จะทำการหาวัตถุประสงค์ทั้งหมด 2 วัตถุประสงค์ในเวลาเดียวกันคือ เพื่อให้ค่าความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด และเพื่อให้เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด

$$Minimize f_1(x) = \sum_{i=1}^{N} (\sum_{k=2}^{L_i} s_{ik} \times t_{ik}) + t_{i0} \tag{5.7}$$

$$Minimize f_2(x) = \sum_{j=1}^{J} \sum_{s=1}^{S} \left| \; T_{js} - \overline{T} \; \right| \tag{5.8}$$

โดยที่กำหนดให้

$f_1(x)$ คือ เวลาในการปรับตั้งเครื่อง

$f_2(x)$ คือ ความผันแปรของภาระงาน

MPS_i คือ Minimum Part Set สำหรับงาน (task) i

MS_i คือ ลำดับแบบงาน (Model sequencing) ของงาน i

s_{ik} คือ 1, ถ้าแบบงาน (Model) ที่ตำแหน่ง k ของ MS_i แตกต่างจากแบบงานที่ตำแหน่ง k-1 ของ MS_i ; 0, ที่อื่น

t_{ik} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานที่ i สำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

t_{i0} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานเริ่มต้นสำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

L_i คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่ง MPS_i

N คือ จำนวนผลรวมของงานทั้งหมด

J คือ จำนวนสถานีงาน (Work station)

S คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่งการผลิต MPS

T_{js} คือ จำนวนของงานที่มอบหมายไปสู่สถานีงาน i รอบ (Cycle) ที่ s

$\overline{T}$ คือ รอบเวลาการผลิต (Cycle time)

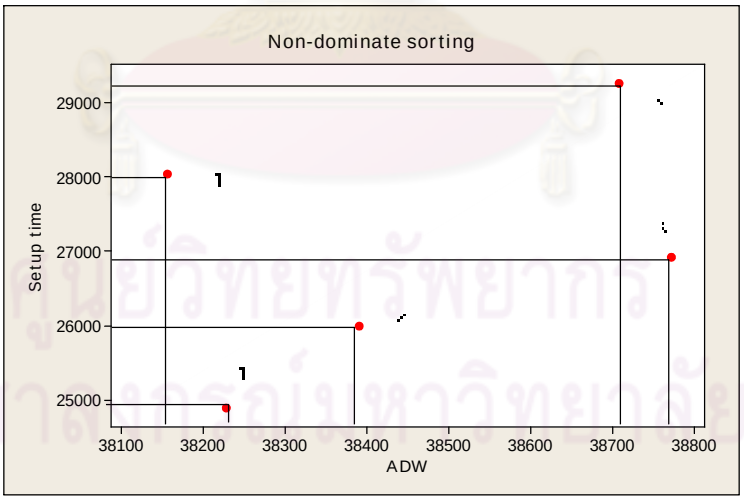
n คือ จำนวนของผลิตภัณฑ์ใดผลิตภัณฑ์หนึ่งที่ถูกผลิต

d_i คือ ความต้องการผลิตผลิตภัณฑ์ i เมื่อ $i = 1, 2, \ldots, n$

ตารางที่ 5.9 ค่าคำนวณของวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์

String No.	strings	Setup time	ADW
1	BACBAADBECAA	29,259	38,708
2	ECACABADBBAA	26,920	38,771
3	BAABAAECDABC	25,983	38,390
4	BABECAABDCAA	28,034	38,157
5	BAAAACBEABDC	24,885	38,228

ตารางที่ 5.9 แสดงค่าคำนวณของวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ และในการกำหนดค่าความแข็งแรง (Fitness Value) ให้แก่สตริงคำตอบ จะใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg โดยค่าอันดับที่ได้นี้จะเป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) โดยขั้นตอนนี้จะได้เส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดี (Frontier) ออกมาหลายกลุ่มตามค่า Dummy Fitness เนื่องจากค่าจำนวนสถานีงานของสตริงคำตอบเท่ากันหมดจึงไม่ทำการพิจารณาวัตถุประสงค์นี้ จะได้ค่าดังรูปที่ 5.14 และตารางที่ 5.10



รูปที่ 5.14 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg

ตารางที่ 5.10 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness)

String No.	strings	Setup time	ADW	Dummy Fitness
1	BACBAADBECAA	29,259	38,708	3
2	ECACABADBBAA	26,920	38,771	3
3	BAABAAECDABC	25,983	38,390	2
4	BABECAABDCAA	28,034	38,157	1
5	BAAAACBEABDC	24,885	38,228	1

การคำนวณหาค่าความหนาแน่นด้วยวิธี Crowding Distance

การคำนวณจะทำหาค่าสูงสุดและต่ำสุดของค่าวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ ซึ่งกำหนดให้

$f_1^{\max}, f_2^{\min}$ คือ ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 ที่มีค่าสูงสุดสุดและต่ำสุด ตามลำดับ

$f_1^{\max}, f_2^{\min}$ คือ ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ที่มีค่าสูงสุดสุดและต่ำสุด ตามลำดับ

ในการคำนวณหาค่า Crowding Distance จะทำการพิจารณาทีละ Front ดังนั้นในที่นี้จะทำการพิจารณาที่ Front ที่ 1 ก่อน จากตารางที่ 5.6 ทำการหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่หนึ่ง และสองที่มีค่าสูงสุดและต่ำที่สุด จะมีค่าดังนี้ $f_1^{\max} = 29259, f_1^{\min} = 38771$, $f_2^{\max} = 38771$ และ $f_2^{\min} = 38157$ จากนั้นจะทำการเรียงค่าที่อยู่ใน Front ที่ 1 โดยเรียงค่าวัตถุประสงค์ที่ 2 จากน้อยไปหามากได้ดังตารางที่ 5.11

ตารางที่ 5.11 การเรียงลำดับค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ใน Front ที่ 1

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	i
4	28,034	38,157	1	1
5	24,885	38,228	1	2

จากตารางที่สมาชิกคำตอบที่มีลำดับที่ 1 ($i = 1$) หรือมีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์น้อยที่สุด และลำดับสุดท้าย ($i = 2$) หรือมีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์มากที่สุด คำตอบสองคำตอบนี้จะถือว่ามีค่า Crowding Distance เท่ากับอนันต์ (Infinity) ใน Front อื่นๆพิจารณาเหมือนกัน ค่าที่ได้แสดงดังตารางที่ 5.12

ตารางที่ 5.12 ค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ

String No.	strings	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
1	BACBAADBECAA	29,259	38,708	3	Infinity
2	ECACABADBBAA	26,920	38,771	3	Infinity
3	BAABAAECDABC	25,983	38,390	2	Infinity
4	BABECAABDCAA	28,034	38,157	1	Infinity
5	BAAAACBEABDC	24,885	38,228	1	Infinity

5.8.5 การคัดเลือกสตริงคำตอบ

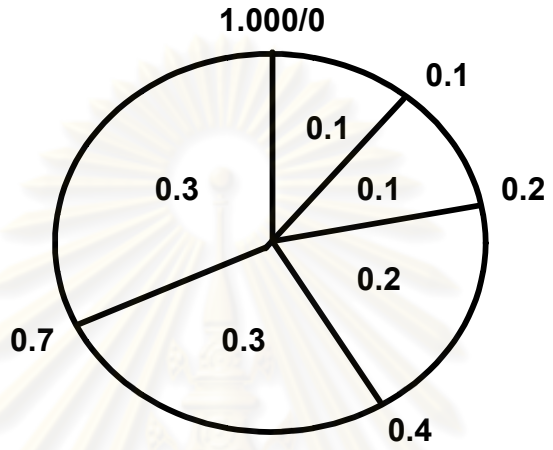
คัดเลือกคำตอบรุ่นพ่อแม่จากการใช้ binary tournament selection จากการหาค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting โดยทำการสลับค่าให้ค่าจากค่า Dummy Fitness จาก ค่าน้อยเป็นค่ามากเพื่อที่จะให้มีโอกาศในการถูกคัดเลือกมากขึ้น และคำนวณหาค่า pi และ qi ซึ่งค่า qi คือค่า pi สะสม ตัวอย่างเช่นสตริงคำตอบที่ 1 มีค่า Dummy Fitness เท่ากับ 3 แปลงค่า Fitness เป็นค่าเท่ากับ 1 และทำการหาค่า $p_1 = 1/10 = 0.1$ สำหรับ สตริงคำตอบตัวอื่นๆพิจารณาเหมือนกัน ค่าที่ได้แสดงดังตารางที่ 5.13

ตารางที่ 5.13 ค่าความน่าจะเป็นในการถูกคัดเลือก

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness Value	แปลง Fitness	Crowding Distance	Pi	Qi
1	29,259	38,708	3	1	infinity	0.1	0.1
2	26,920	38,771	3	1	infinity	0.1	0.2
3	25,983	38,390	2	2	infinity	0.2	0.4
4	28,034	38,157	1	3	infinity	0.3	0.7
5	24,885	38,228	1	3	infinity	0.3	1
				10		1	

การสร้างวงล้อรูเล็ต

วงล้อรูเล็ต คือวงกลมที่มีพื้นที่ขนาด 1 หน่วยซึ่งพื้นที่ถูกแบ่งออกเป็นส่วนๆตามจำนวนของประชากรในแต่ละเจนเนอเรชั่น (เท่ากับ *popsize* ส่วน) พื้นที่แต่ละส่วนจะมีขนาดเท่ากับความน่าจะเป็นในการถูกเลือกของสตริงคำตอบแต่ละตัว โดยใช้ค่า pi และ qi เป็นตัวกำหนดพื้นที่ในวงกลมสามารถสร้างได้ดังนี้



รูปที่ 5.15 วงล้อรูเล็ตของปัญหา

สุ่มเลือกสตริงคำตอบ 2 ตัวจากวงล้อรูเล็ตแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน เพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีค่า Fitness มากกว่าเข้าสู่ Mating Pool ผลการคัดเลือกจะได้สตริงทั้ง 5 ตัวคือ สตริงหมายเลข 1 2 4 4 1 แสดงได้ดังตารางที่ 5.14 ซึ่งจะกลายเป็นสตริงหมายเลข 1-5 ตามลำดับเข้าสู่ขั้นตอนต่อไป ดังตารางที่ 5.14

ตารางที่ 5.14 วิธี Binary Tournament Selection สำหรับการคัดเลือกสตริงคำตอบ

String No.	Population 1				Population 2				N0_String Selected
	r_1	$q_i > r_1$	String	Fitness	r_2	$q_i > r_2$	String	Fitness	
1	0.8642	1	5	1	0.6571	0.7	4	1	**5**
2	0.5189	0.7	4	1	0.0173	0.1	1	3	**4**
3	0.1235	0.2	2	3	0.2839	0.4	3	2	**3**
4	0.9812	1	5	1	0.7092	1	5	1	**4**
5	0.3356	0.4	3	2	0.9384	1	5	1	**5**

*หมายเหตุ ถ้าสตริงคู่ใดมีค่า Fitness เท่ากัน ให้พิจารณาเลือกสตริงที่มีค่า Crowding Distance มากที่สุด แต่ถ้าค่า Crowding Distance เท่ากันอีก เลือกสตริงตัวไหนก็ได้ หลังจากคัดเลือกด้วย วิธี Binary Tournament Selection แล้วจะได้สตริงคำตอบที่จะเข้าสู่ Mating pool เป็นดังตารางที่ 5.15

ตารางที่ 5.15 สตริงคำตอบที่จะเข้าสู่ Mating pool

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	BAAAACBEABDC	24,885	38,228
2	BABECAABDCAA	28,034	38,157
3	BAABAAECDABC	25,983	38,390
4	BABECAABDCAA	28,034	38,157
5	BAAAACBEABDC	24,885	38,228

5.8.6 การครอสโอเวอร์

ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่าสุ่ม r น้อยกว่าค่า Pc ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $Pc = 0.5$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกครอสโอเวอร์ จึงจะมีประมาณ 50% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.5 \times 5 = 2.5$ ตัว การสุ่มเลือกสตริงคำตอบแสดงได้ดังตารางที่ 5.16

ตารางที่ 5.16 สตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์

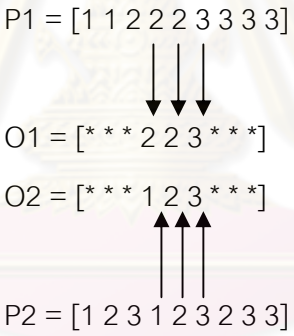
String No.	Strings	r_i	$r_i < 0.5$
1	BAAAACBEABDC	0.489	Selected
2	BABECAABDCAA	0.237	Selected
3	BAABAAECDABC	0.821	-
4	BABECAABDCAA	0.065	Selected
5	BAAAACBEABDC	0.957	-

เนื่องจากสตริงที่ถูกสุ่มเลือกไปครอสโอเวอร์มีเพียง 3 ตัวคือสตริงหมายเลข 1 2 4 ซึ่งไม่สามารถจับคู่ได้จึงต้องทำการลดหรือเพิ่มสตริงคำตอบโดยสุ่มเลข 0 หรือ 1 ในที่นี้ให้สุ่มได้เลข

0 ซึ่งหมายความว่าจะต้องลดสตริงคำตอบเข้าไปอีกหนึ่งตัว โดยเลือกจากสตริงคำตอบที่เลือกเข้ามา สมมติเลือกได้สตริงหมายเลข 4 ดังนั้นจะได้สตริงตอบที่จะนำไปครอสโอเวอร์ คือสตริงหมายเลข 1 2 ซึ่งสามารถจับคู่ได้เป็น 1-2

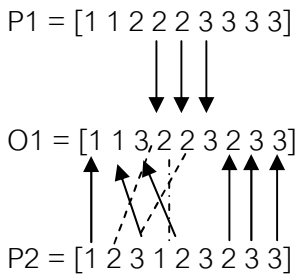
นำสตริงคู่แรกไปครอสโอเวอร์ด้วยวิธี Modified Order Crossover (modOX) มีวิธีการดังนี้ซึ่งเป็นวิธีการครอสโอเวอร์ที่ดัดแปลงจากวิธี Order Crossover (Davis, 1985) เป็นการสุ่มสตริงพ่อแม่ 2 ตัว มาแลกเปลี่ยนสตริงกันเพื่อสร้างเป็นสตริงรุ่นลูก เริ่มต้นโดยการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัว เพื่อหาสตริงย่อย ตัวเลขสุ่มที่ที่มีค่าน้อยกว่าจะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงย่อย ส่วนตัวเลขสุ่มที่มีค่ามากจะเป็นตำแหน่งสุดท้ายภายในสตริงย่อย จากนั้นคัดลอกสตริงย่อยจากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 และ 2 มาใส่ในสตริงลูกในตำแหน่งเดียวกัน

สมมติว่าทำการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัวคือ 4 และ 6 ดังนั้นได้ว่าสตริงย่อยที่ได้จากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 (P1) คือ [2 2 3] และสตริงย่อยจากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 2 (P2) คือ [1 2 3] จากนั้นคัดลอกสตริงย่อยลงในสตริงลูก (O1 และ O2) ในตำแหน่งเดียวกัน ตำแหน่งที่เหลือเป็นตำแหน่งว่างแทนด้วย *

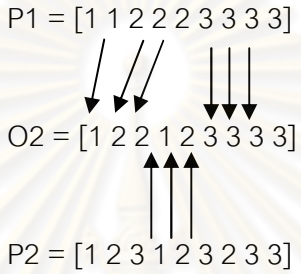


ลบค่าใน P2 ที่ซ้ำกับค่าใน O1 และ ลบค่าใน P1 ที่ซ้ำกับค่าใน O2 โดยเริ่มจากตำแน่งที่ 1 จนครบจำนวนที่ซ้ำ โดยการแทนที่ด้วย x

นำค่าที่เหลืออยู่ใน P2 มาแทนที่ * ใน O1 ตามลำดับเดิม



และแทนค่าที่เหลือใน P1 มาแทนที่ * ใน O2 ตามลำดับเดิม



ดังนั้นจะได้สริงรุ่นลูกคือ

O1 = [1 1 3 2 2 3 2 3 3]

O2 = [1 2 2 1 2 3 3 3 3]

ด้วยวิธีการครอสโอเวอร์แบบ ModOX ที่ได้นำเสนอไปจะได้สตริงคำตอบในรุ่นลูก (Offspring) หลังจากการทำครอสโอเวอร์วิธี ModOX คือ

$$\text{offspring}\,1 = [\ \text{BBEAACABDCAA}\ ]$$

$$\text{offspring}\ 2 = [\ \text{BAAECAABABDC}\ ]$$

เนื่องจากสตริงคำตอบที่ได้จากหลังการทำครอสโอเวอร์เป็นสตริงคำตอบค่าสิทธิในการเลือกงานทำให้ไม่ต้องทำการซ่อมแซมคำตอบ สตริงที่ได้จากการทำครอสโอเวอร์จะถูกนำไปทำการมิวเตชั่น

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

5.8.7 การมิวเตชั่น

ในที่นี้กำหนดให้ $Pm = 0.05$ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่าสุ่ม r น้อยกว่าค่า Pm ดังนั้นสตริงที่จะถูกครอสโอเวอร์ จึงจะมีประมาณ 5% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.05 \times 5 = 0.25 \approx 1$ ตัว การสุ่มเลือกสตริงคำตอบแสดงได้ดังตารางที่ 5.17

ตารางที่ 5.17 ผลการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการมิวเตชั่น

String No.	Strings	r_i	$r_i < 0.05$
1	BBEAACABDCAA	0.009	Selected
2	BAAECAABABDC	0.789	-
3	BAABAAECDABC	0.468	-
4	BABECAABDCAA	0.236	-
5	BAAAACBEABDC	0.115	-

สตริงคำตอบตัวที่ 1 เป็นสตริงคำตอบที่ถูกเลือกให้ทำการมิวเตชั่น โดยใช้วิธี Reciprocal Exchange Mutation เป็นการสลับตำแหน่งของตัวเลข 2 ตัวภายในสตริงคำตอบ โดยเริ่มจากการทำการสุ่มตัว 2 ตัวที่ไม่ซ้ำกัน สมมติสุ่มได้เลข 4 และ 6 จากนั้นทำการสลับตำแหน่งของตัวเลขทั้งสอง

รูปที่ 5.16 วิธี Reciprocal Exchange Mutation

จะได้สตริงคำตอบในรุ่นลูกทั้งหมด 5 ตัว หลังการทำมิวเตชั่นเพื่อนำไปรวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น เพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดของสตริงคำตอบไว้ดังตารางที่ 5.18

ตารางที่ 5.18 สตริงคำตอบหลังการทำมิวเตชั่น

String No.	Strings
1	BBECAAABDCAA
2	BAAECAABABDC
3	BAABAAECDABC
4	BABECAABDCAA
5	BAAAACBEABDC

5.8.8 เทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุด

จากสตริงคำตอบเริ่มต้น (P) และสตริงคำตอบรุ่นลูก (Q) จะนำมาทำการรวมกันและทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดเท่ากับจำนวนสตริงคำตอบเริ่มต้น ในที่นี้จะทำการเก็บสตริงคำตอบไว้จำนวนเท่ากับ 5 ตัว ดังตารางที่ 5.19

ตารางที่ 5.19 สตริงคำตอบเริ่มต้น (P) รวมกับสตริงคำตอบรุ่นลูก (Q)

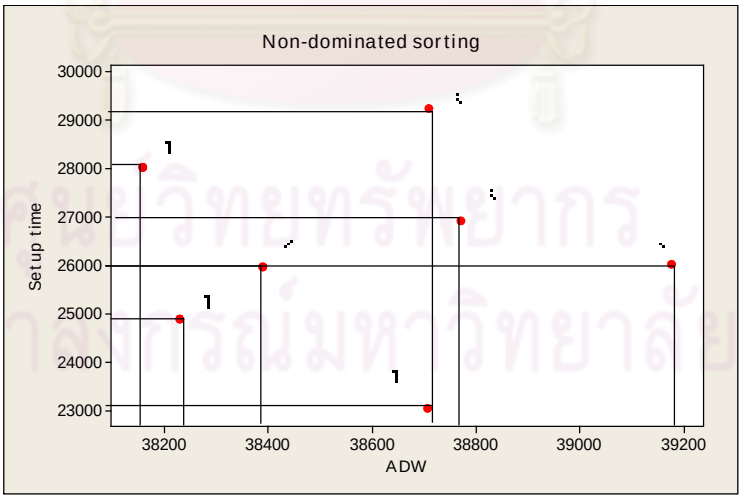
ลักษณะสตริงคำตอบ	String No.	Strings
สตริงคำตอบเริ่มต้น (P)	1	BACBAADBECAA
	2	ECACABADBBAA
	3	BAABAAECDABC
	4	BABECAABDCAA
	5	BAAAACBEABDC
สตริงคำตอบรุ่นลูก (Q)	6	BBECAAABDCAA
	7	BAAECAABABDC
	8	BAABAAECDABC
	9	BABECAABDCAA
	10	BAAAACBEABDC

สตริงคำตอบที่ได้ทำการรวมกันแล้ว จะนำไปคำนวณหาค่าวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์จึงต้องการแปลงค่าสตริงคำตอบทั้ง 10 คำตอบ ให้เป็นลำดับของขั้นงานให้เรียบร้อยก่อน ได้ค่าดังตารางที่ 5.20

ตารางที่ 5.20 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	BACBAADBECAA	29,259	38,708
2	ECACABADBBAA	26,920	38,771
3	BAABAAECDABC	25,983	38,390
4	BABECAABDCAA	28,034	38,157
5	BAAAACBEABDC	24,885	38,228
6	BBECAAABDCAA	23,053	38,706
7	BAAECAABABDC	26,027	39,177
8	BAABAAECDABC	25,983	38,390
9	BABECAABDCAA	28,034	38,157
10	BAAAACBEABDC	24,885	38,228

ใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg เพื่อกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) เนื่องจากมีจุดนึงที่มีค่าสูงสุดทำให้ไม่เห็นถึงความแตกต่างของจึงทำการตัดค่าของสตริงคำตอบ แล้วทำการกำหนดให้เป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงจุดสุดท้าย และทำการคำนวณ Crowding Distance ได้ดังรูป 5.17 และตารางที่ 5.21



รูปที่ 5.17 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg

ตารางที่ 5.21 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) และค่า Crowding Distance

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
6	23,053	38,706	1	Infinity
5	24,885	38,228	1	1
10	24,885	38,228	1	1
4	28,034	38,157	1	1
9	28,034	38,157	1	1
3	25,983	38,390	2	Infinity
8	25,983	38,390	2	Infinity
7	26,027	39,177	3	Infinity
2	26,920	38,771	3	2
1	29,259	38,708	3	Infinity

เมื่อคำการจัดเรียงเสร็จแล้ว จะทำการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ที่ที่สุดของสตริงคำตอบ จะทำการพิจารณาทีละ Front จากน้อยไปมาก ในที่นี้สตริงคำตอบที่อยู่ใน Front ที่ 1 มีจำนวนสตริงคำตอบเท่ากันกับสตริงคำตอบที่ทำการจัดเก็บ $(popsize = 5)$ ดังนั้นจึงทำการเลือกจัดเก็บทั้งหมด เพื่อเก็บไว้ดำเนินการ NSGAII ในรอบถัดไป ดังตารางที่ 5.22

ตารางที่ 5.22 สตริงคำตอบรุ่นลูกที่จะถูกพัฒนาไปเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไป

String No.	Strings
4	BABECAABDCAA
5	BAAAACBEABDC
6	BBECAAABDCAA
9	BABECAABDCAA
10	BAAAACBEABDC

5.9 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้เมมเมติกอัลกอริทึม (M-NSGA II) ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ผสมแบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบตัวยูในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี

จากขั้นตอนของ M-NSGA II ที่ได้เสนอมาทั้งหมด สามารถนำมาทดลองใช้แก้ปัญหาตัวอย่างผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหา Arcus มีจำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ 5 ชนิด ได้แก่ A, B, C, D และ E มีจำนวน Minimum Part Set (MPS) คือ [5 3 2 1 1] ความยาวของ MPS คือ 12 และมีขั้นงานในการประกอบผลิตภัณฑ์ 111 ขั้นงาน โดยที่ขั้นงานแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ใช้เวลาในการประกอบดังตารางที่ 5.2

5.9.1 การเตรียมข้อมูล (Data Input)

พารามิเตอร์ของ M-NSGAII ที่เลือกใช้คือ

- จำนวนประชากรเบื้องต้น 5 ตัว
- วิธีการครอสโอเวอร์แบบ mod OX
- ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ 0.5
- ความน่าจะเป็นในการมิวเตชั่น 0.05
- ความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ 0.6
- วิธีทำการค้นหาเฉพาะที่ 2-Opt

5.9.2 การใส่รหัสคำตอบ (Chromosome Representation / Coding)

การกำหนดรูปแบบของการใส่รหัสคำตอบ ถือว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญและมีผลอย่างมากต่อขั้นตอนอื่นๆของ GAs การใส่รหัสคำตอบ คือ การเปลี่ยนคำตอบของปัญหาให้อยู่ในรูปของสตริงคำตอบ (หรือที่เรียกว่าChromosome) วิธีการใส่รหัสคำตอบมีทั้งแบบ Binary String และ Non-binary String ในกรณีของปัญหาการจัดลำดับของสายงานการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม คำตอบของปัญหาคือกลุ่มของผลิตภัณฑ์หลายชนิดที่จะต้องจัดลำดับเข้าสู่สายการประกอบ ดังนั้น วิธีการใส่รหัสคำตอบที่ใช้จึงต้องสามารถแสดงลำดับของผลิตภัณฑ์ในรูปของสตริงได้ วิธีการใส่รหัสคำตอบที่ใช้จึงควรเป็นแบบ Non-binary String ลักษณะของสตริงคำตอบมีดังนี้

1) คำตอบ 1 คำตอบ แทนด้วยสตริงคำตอบ 1 ตัวที่เรียกว่า Chromosome

2) ใน 1 chromosome จะแบ่งเป็นหน่วยเล็กๆที่เรียกว่า bit เรียงกันอยู่ จำนวนของ bit

จะเท่ากับจำนวนความต้องการผลิตภัณฑ์ที่ต้องจัดลำดับบนสายงานการประกอบที่พิจารณา

3) ในแต่ละ bit จะมีค่าตัวเลขตั้งแต่ 1 ถึง m บรรจุอยู่ค่าหนึ่ง ค่านี้หมายถึงหมายเลขที่ใช้แทนผลิตภัณฑ์ต่างๆ

4) ตำแหน่งของ bit หมายถึงลำดับที่ของผลิตภัณฑ์นั้นๆ

ตัวอย่างเช่น สตริงคำตอบ [A B B A A A B C A D C E] จะได้ว่าใน 1 Chromosome มี 12 bit หมายถึง สายงานการประกอบที่พิจารณามีจำนวนความต้องการ 12 หน่วย หน่วยแรกที่จะเข้าสู่สายงานการประกอบคืองานในตำแหน่งแรก ซึ่งคือผลิตภัณฑ์ A หน่วยถัดไปที่จะเข้าสู่สายงานการประกอบคือ ผลิตภัณฑ์ในตำแหน่งที่ 2 ซึ่งคือผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ที่จะนำไปจัดอีกคือผลิตภัณฑ์ที่อยู่ในตำแหน่งถัดไปตามลำดับ

5.9.3 การสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น

โดยการสุ่มเลือกลำดับผลิตภัณฑ์โดยใช้ความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกเท่ากันหมดทุกผลิตภัณฑ์ให้ครบตามความยาวของ MPS ตัวอย่างเช่น การหาสตริงคำตอบตัวแรก ในหนึ่งสตริงนั้นต้องประกอบด้วย ผลิตภัณฑ์ A จำนวน 5 หน่วย ผลิตภัณฑ์ B จำนวน 3 หน่วย ผลิตภัณฑ์ C จำนวน 2 หน่วย ผลิตภัณฑ์ D จำนวน 1 หน่วย ผลิตภัณฑ์ E จำนวน 1 หน่วย ดังตารางที่ 5.23

ตารางที่ 5.23 แสดงการสุ่มผลิตภัณฑ์ 1 สตริงคำตอบ

ตำแหน่งที่	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ผลิตภัณฑ์ที่สุ่มเลือก	B	A	C	B	A	A	D	B	E	C	A	A

ดังนั้นได้สตริงคำตอบที่ 1 คือ BACBAADBECAA จากนั้นทำการสร้างสตริงคำตอบตัวอื่นๆจนครบ 5 ตัวจะได้สตริงคำตอบเบื้องต้นทั้งหมดดังนี้

สตริงคำตอบที่ 1 คือ ABDEAACCAABB

สตริงคำตอบที่ 2 คือ CAACDBAEAABB

สตริงคำตอบที่ 3 คือ AAACCDEABBBA

สตริงคำตอบที่ 4 คือ EAACBAACDBAB

สตริงคำตอบที่ 5 คือ CAEABADBABCA

5.9.4 ฮิวริสติกแบบการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก

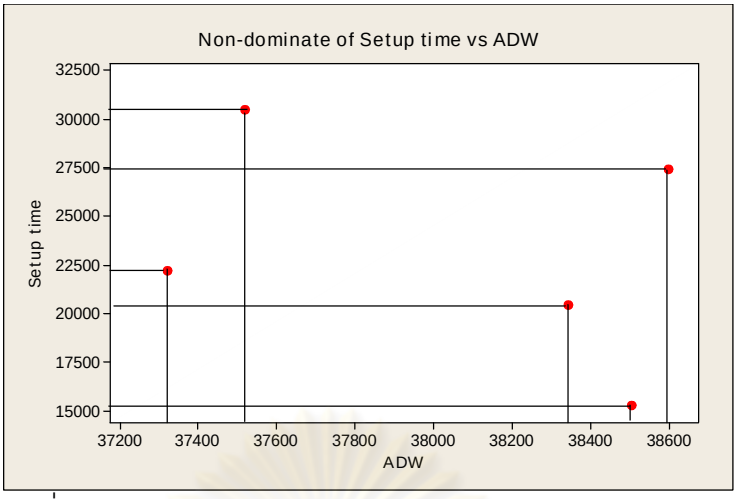
จากสตริงคำตอบเบื้องต้นทั้ง 5 ตัว จะทำการเลือกไปทำการค้นหาเฉพาะที่ ซึ่งจำการคัดเลือกสตริงที่มีค่าความแข็งแรงสูงสุดคือที่มีอันดับน้อย

เมื่อได้สตริงคำตอบที่แสดงถึงลำดับงานเรือบร้อยแล้ว จึงทำการคำนวณหาค่าตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ในงานวิจัยนี้จะทำการหาวัตถุประสงค์ทั้งหมด 2 วัตถุประสงค์ในเวลาเดียวกันคือ เพื่อให้ค่าความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด และเพื่อให้เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุดตามสมการ (5.7) และ (5.8) ได้ค่าตามตาราง 5.24

ตารางที่ 5.24 ค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์

String No.	strings	Setup time	ADW
3	AAACCDEABBBA	15,291	38,503
1	ABDEAACCAABB	20,461	38,341
2	CAACDBAEAABB	22,212	37,320
4	EAACBAACDBAB	27,454	38,599
5	CAEABADBABCA	30,499	37,517

ตารางที่ 5.24 แสดงค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ และในการกำหนดค่าความแข็งแรง (Fitness Value) ให้แก่สตริงคำตอบ จะใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg โดยค่าอันดับที่ได้นี้จะเป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) โดยขั้นตอนนี้จะได้เส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดี (Frontier) ออกมาหลายกลุ่มตามค่า Dummy Fitness เนื่องจากค่าจำนวนสถานีงานของสตริงคำตอบเท่ากันหมดจึงไม่ทำการพิจารณาวัตถุประสงค์นี้ จะได้ค่าดังรูปที่ 5.18 และตารางที่ 5.25



รูปที่ 5.18 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg

ตารางที่ 5.25 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness)

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness
3	15,291	38,503	1
1	20,461	38,341	1
2	22,212	37,320	1
4	27,454	38,599	2
5	30,499	37,517	2

การคำนวณหาค่าความหนาแน่นด้วยวิธี Crowding Distance

การคำนวณจะทำหาค่าสูงสุดและต่ำสุดของค่าวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ ซึ่งกำหนดให้ $f_1^{\max}, f_2^{\min}$ คือ ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 ที่มีค่าสูงสุดสุดและต่ำสุด ตามลำดับ

$f_1^{\max}, f_2^{\min}$ คือ ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ที่มีค่าสูงสุดสุดและต่ำสุด ตามลำดับ

ในการคำนวณหาค่า Crowding Distance จะทำการพิจารณาทีละ Front ดังนั้นในที่นี้จะทำการพิจารณาที่ Front ที่ 1 ก่อน

จากตารางที่ ทำการหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่หนึ่ง และสองที่มีค่าสูงสุดและต่ำที่สุด จะมีค่าดังนี้ $f_1^{\max} = 22212, f_1^{\min} = 15219$, $f_2^{\max} = 38503$ และ $f_2^{\min} = 37320$ จากนั้นจะทำการเรียงค่าที่อยู่ใน Front ที่ 1 โดยเรียงค่าวัตถุประสงค์ที่ 2 จากน้อยไปหามากได้ดังตารางที่ 5.26

ตารางที่ 5.26 การเรียงลำดับค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ใน Front ที่ 1

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	i
3	15,291	38,503	1	1
1	20,461	38,341	1	2
2	22,212	37,320	1	3

จากตารางที่สมาชิกคำตอบที่มีลำดับที่ 1 ($i=1$) หรือมีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์น้อยที่สุด และลำดับสุดท้าย ($i=3$) หรือมีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์มากที่สุด คำตอบสองคำตอบนี้จะถือว่ามีค่า Crowding Distance เท่ากับอนันต์ (Infinity)

ส่วนลำดับที่เหลือจะทำการคำนวณหา Crowding Distance ซึ่งในที่นี้คือลำดับที่ 2 โดยคำนวณที่ลำดับที่ 2 ได้ค่าดังนี้

$$cd_1\left(x_{[2,2]}\right)=\left|\frac{f_1\left(x_{[2+1,2]}\right)-f_1\left(x_{[2-1,2]}\right)}{f_1^{\max}-f_1^{\min}}\right|$$

$$cd_1\left(x_{[2,2]}\right)=\left|\frac{22212-15291}{22212-15291}\right|=\left|\frac{6921}{6921}\right|=1$$

และ

$$cd_2\left(x_{[2,3]}\right)=\left|\frac{f_2\left(x_{[2+1,3]}\right)-f_2\left(x_{[2-1,3]}\right)}{f_2^{\max}-f_2^{\min}}\right|$$

$$cd_2\left(x_{[2,3]}\right)=\left|\frac{38503-37320}{38503-37320}\right|=\left|\frac{1183}{1183}\right|=1$$

ลำดับที่ 2 จะมีค่า Crowding Distance เท่ากับ $1+1=2$

ใน Front อื่นๆ พิจารณาเหมือนกัน ดังนั้นค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบทั้ง 5 ตัว มีค่าดังตารางที่ 5.27

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 5.27 ค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
3	15,291	38,503	1	Infinity
1	20,461	38,341	1	2
2	22,212	37,320	1	Infinity
4	27,454	38,599	2	Infinity
5	30,499	37,517	2	Infinity

คัดเลือกคำตอบที่จะเข้าไปทำการค้นหาเฉพาะที่จากการใช้ binary tournament selection จากการหาค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting โดยทำการสลับค่าให้ค่าจากค่า Dummy Fitness จาก ค่าน้อยเป็นค่ามากเพื่อที่จะให้มีโอกาศในการถูกคัดเลือกมากขึ้น และคำนวณหาค่า pi และ qi ซึ่งค่า qi คือค่า pi สะสม ตัวอย่างเช่นสตริงคำตอบที่ 1 มีค่า Dummy Fitness เท่ากับ 1 แปลงค่า Fitness เป็นค่าเท่ากับ 2 และทำการหาค่า $p_1 = 2/8 = 0.2$ สำหรับ สตริงคำตอบตัวอื่นๆพิจารณาเหมือนกัน ค่าที่ได้แสดงดังตารางที่ 5.28

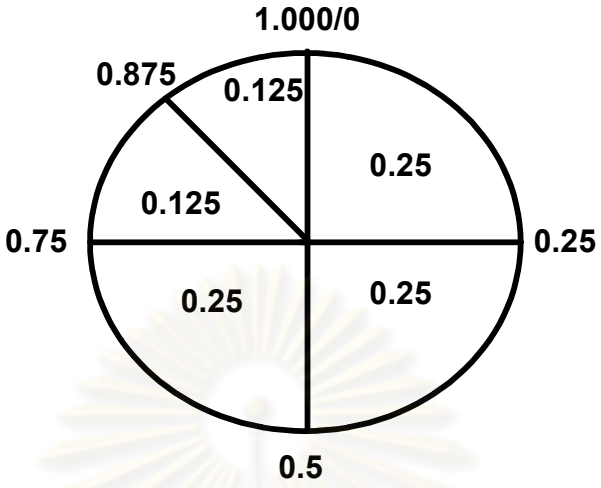
ตารางที่ 5.28 ค่าความน่าจะเป็นในการคัดเลือกคำตอบ

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness Value	แปลง Fitness	Crowding Distance	Pi	Qi
1	20,461	38,341	1	2	2	0.25	0.25
2	22,212	37,320	1	2	infinity	0.25	0.5
3	15,291	38,503	1	2	infinity	0.25	0.75
4	27,454	38,599	2	1	infinity	0.125	0.875
5	30,499	37,517	2	1	infinity	0.125	1
				8		1	

การสร้างวงล้อรูเล็ต

วงล้อรูเล็ต คือวงกลมที่มีพื้นที่ขนาด 1 หน่วยซึ่งพื้นที่ถูกแบ่งออกเป็นส่วนๆตามจำนวนของประชากรในแต่ละเจนเนอเรชั่น (เท่ากับ *popsize* ส่วน) พื้นที่แต่ละส่วนจะมีขนาดเท่ากับความ

น่าจะเป็นในการถูกเลือกของสตริงคำตอบแต่ละตัว โดยใช้ค่า pi และ qi เป็นตัวกำหนดพื้นที่ในวงกลมสามารถสร้างได้ดังนี้



รูปที่ 5.19 วงล้อรูเล็ตของปัญหา

ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่า P_{LS} ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $P_{LS} = 0.6$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกทำการค้นหาเฉพาะที่ จึงจะมีประมาณ 60% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.6 \times 5 = 3$ ตัว

สุ่มเลือกสตริงคำตอบ 2 ตัวจากวงล้อรูเล็ตแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน เพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีค่า Fitness มากกว่าเข้าสู่ Mating Pool ผลการคัดเลือกจะได้สตริงทั้ง 3 ตัวคือ สตริงหมายเลข 2, 3, 4 แสดงได้ดังตารางที่ 5.8 ซึ่งจะกลายเป็นสตริงหมายเลข 1, 2 และ 3 ตามลำดับเข้าสู่ขั้นตอนต่อไป ดังตารางที่ 5.29

ตารางที่ 5.29 วิธี Binary Tournament Selection สำหรับการคัดเลือกสตริงคำตอบ

String No.	Population 1				Population 2				N0_String Selected
	r_1	$q_i > r_1$	String	Fitness	r_2	$q_i > r_2$	String	Fitness	
1	0.189	0.25	1	1	0.389	0.5	2	1	**2**
2	0.945	1	5	2	0.834	0.875	4	2	**4**
3	0.144	0.25	1	1	0.651	1	3	1	**3**

*<u>หมายเหตุ</u> ถ้าสตริงคู่ใดมีค่า Fitness เท่ากัน ให้พิจารณาเลือกสตริงที่มีค่า Crowding Distance มากที่สุด แต่ถ้าค่า Crowding Distance เท่ากันอีก เลือกสตริงตัวไหนก็ได้

ตารางที่ 5.30 สตริงที่จำทำการค้นหาเฉพาะที่

String No.	Strings
1	CAACDBAEAABB
2	AAACCDEABBBA
3	BABECAABDCAA

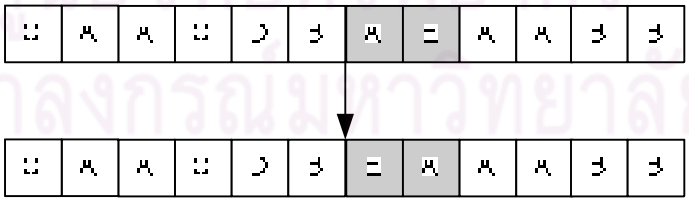
นำสตริงคำตอบจากตารางที่ 5.30 ที่จะทำการค้นหาเฉพาะที่ 2 ตัว ทำการเปลี่ยนเป็นค่าลำดับขั้นงานเพื่อทำการคำนวณหาค่าวัตถุประสงค์ ซึ่งจะมีค่าในตารางที่

หลังจากคัดเลือกด้วย วิธี Binary Tournament Selection แล้วจะได้สตริงคำตอบที่จะเข้าสู่ Mating pool เป็นดังตารางที่ 5.31

ตารางที่ 5.31 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของตัวเลือกทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก

No.	Strings	Setup time	ADW
1	CAACDBAEAABB	22,212	37,320
2	AAACCDEABBBA	15,291	38,503
3	BABECAABDCAA	27,454	38,599

สตริงคำตอบที่ถูกคัดเลือกจะทำการค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาจากสตริงตัวหนึ่งก่อน ทำการสุ่มตำแหน่งสองตำแหน่งเพื่อทำการแลกเปลี่ยนตำแหน่งกัน สมมติสุ่มได้ตำแหน่ง [7, 8] ในสตริงที่ 1 จะทำการสลับแลกเปลี่ยนตำแหน่งกันระหว่าง 4 กับ 6 ดังรูปที่ 5.20



รูปที่ 5.20 การทำการค้นหาเฉพาะก่อนทำการคัดเลือกวิธี 2-Opt

หลังจากการทำการค้นหาเฉพาะที่ จะทำการเปรียบเทียบค่าค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ว่าตรงตามกฎการยอมรับ

ตารางที่ 5.32 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงคำตอบที่ 1

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	CAACDB**AE**AABB	22,212	37,320
หลังทำ	CAACDB**EA**AABB	21,894	37,119

ในงานวิจัยนี้ใช้ 4 กฎในการเคลื่อนย้ายตำแหน่งเฉพาะที่ เมื่อกำหนดให้ S เป็นคำตอบก่อนทำการค้นหาเฉพาะที่ และ S' เป็นคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยจะทำการยอมรับ $(accept(S,S'))$ ว่าคำตอบที่ได้มีคุณภาพดีขึ้น ดังนี้ (Lacomme และ Prins และ Sevaux, 2005) ดังตารางที่ 5.33

ตารางที่ 5.33 หลักการยอมรับ (Acceptance Rule)

กฎการยอมรับ	เงื่อนไข
กฎที่ 1	$(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) < 0$
กฎที่ 2	$(accept(S,S')) = f_2(S') - f_2(S) < 0$
กฎที่ 3	$(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) \le 0$ และ $f_2(S') - f_2(S) < 0$ หรือ $(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) < 0$ และ $f_2(S') - f_2(S) \le 0$
กฎที่ 4	$(accept(S,S')) = w_1 \cdot (f_1(S') - f_1(S)) + (1-w_1) \cdot (f_2(S') - f_2(S)) \le 0$

จากตารางที่ 5.32 สตริงคำตอบที่ 1 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับ พบว่ายอมรับทุกกฎ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งและสองหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าเดิมทั้งคู่

ในสตริงที่ 2 ประเมินโดยการใช้การค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาเหมือนสตริงที่ 1 พิจารณาตารางที่ 34

ตารางที่ 5.34 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ สตริงคำตอบที่ 2

ลักษณะคำตอบ	String	Setup time	ADW
ก่อนทำ	AAACCD**E**ABBB**A**	15,291	38,503
หลังทำ	AAACCD**A**ABBB**E**	16,598	38,333

จากตารางที่ 5.34 สตริงคำตอบที่ 2 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับที่ 1 พบว่ายอมรับ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าเดิม

ในสตริงที่ 3 ประเมินโดยการใช้การค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาเหมือนสตริงที่ 1 พิจารณาตารางที่ 35

ตารางที่ 5.35 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ สตริงคำตอบที่ 3

ลักษณะคำตอบ	String	Setup time	ADW
ก่อนทำ	BABE*C*AAB*D*CAA	27,454	38,599
หลังทำ	BABE*D*AAB*C*CAA	23,131	38,185

จากตารางที่ 5.35 สตริงคำตอบที่ 3 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับ พบว่ายอมรับทุกกฎ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งและสองหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าเดิมทั้งคู่

ดังนั้นจะได้สตริงคำตอบใหม่หลังจากทำการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธี 2-OPT ดังนี้ตารางที่ 5.36

ตารางที่ 5.36 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	CAACDBEAAABB	21,894	37,119
2	AAACCDAABBBE	16,598	38,333
3	BABEDAABCCAA	23,131	38,185

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

5.9.5 การประเมิณ

สตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะที่จะมารวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้นรวมทั้งหมดเป็น 8 ตัว เพื่อมาทำการเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงเข้าสู่การผสมพันธุ์ (Mating Pool) ดังตารางที่ 5.37

ตารางที่ 5.37 สตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะรวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น

String No.	Strings
1	CAACDBEAAABB
2	AAACCDAABBBE
3	BABEDAABCCAA
4	AAACCDEABBBA
5	ABDEAACCAABB
6	CAACDBAEAABB
7	EAACBAACDBAB
8	CAEABADBABCA

จากสตริงคำตอบทั้ง 7 ตัวทำการการคำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ เพื่อทำการคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงสูงเท่ากับจำนวน $popsize = 5$ ตัว ดังตารางที่ 5.38

ตารางที่ 5.38 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงหลังการทำค้นหาเฉพาะที่

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness
4	15,291	38,503	1
2	16,598	38,333	1
1	21,894	37,119	1
5	20,461	38,341	2
6	22,212	37,320	2
3	23,131	38,185	3
8	30,499	37,517	3
7	27,454	38,599	4

5.9.6 กำหนดความหนาแน่นของประชากรคำตอบ

หลังจากกำหนดค่าความหนาแน่นของสตริงคำตอบเรียบร้อยแล้ว จะทำการคำนวณหาค่าความหนาแน่น เพื่อใช้เปรียบเทียบสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงเท่ากัน

ตารางที่ 5.39 ค่าคำนวณความหนาแน่น

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
4	15,291	38,503	1	Infinity
2	16,598	38,333	1	2
1	21,894	37,119	1	Infinity
5	20,461	38,341	2	Infinity
6	22,212	37,320	2	Infinity
3	23,131	38,185	3	Infinity
8	30,499	37,517	3	Infinity
7	27,454	38,599	4	Infinity

จากตารางที่ 5.39 พบว่าสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากับ 1 มี 3 สตริงคำตอบ จึงทำการเลือกสตริงคำตอบทั้งหมด ต่อมาพิจารณาสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากับ 2 ในตัวอย่างนี้พบว่ามี 2 สตริงคำตอบจึงเลือกวตริงคำตอบทั้งหมด ดังนั้นสตริงคำตอบที่จะผ่านเข้าสู่การผสมพันธุ์ดังตารางที่ 5.40

ตารางที่ 5.40 สตริงคำตอบที่จะผ่านเข้าสู่การผสมพันธุ์

String No.	Strings
1	CAACDBEAAABB
2	AAACCDAABBBE
3	AAACCDEABBBA
4	ABDEAACCAABB
5	CAACDBAEAABB

5.9.7 การคัดเลือกสตริงคำตอบ

การคัดเลือกคำตอบรุ่นพ่อแม่จากการใช้ binary tournament selection จากการหาค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting โดยทำการสลับค่าให้ค่าจากค่า Dummy Fitness จาก ค่าน้อยเป็นค่ามากและคำนวณหาค่า pi และ qi ซึ่งค่า qi คือค่า pi สะสม จากสตริงคำตอบที่ 1 มีค่า Dummy Fitness เท่ากับ 1 เปลี่ยนเป็นค่าเท่ากับ 2 และทำการหาค่า $p_1 = 2/8 = 0.2222$ ดังตารางที่ 5.41 และตารางที่ 5.42

ตารางที่ 5.41 การแปลงค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) ก่อนทำการผสมพันธุ์

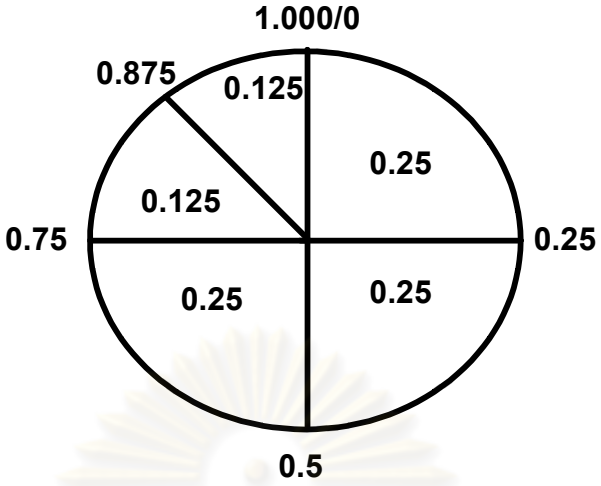
String No.	Setup time	ADW	Fitness	แปลงค่า Fitness	Crowding Distance
3	15,291	38,503	1	2	Infinity
2	16,598	38,333	1	2	2
1	21,894	37,119	1	2	Infinity
4	20,461	38,341	2	1	Infinity
5	22,212	37,320	2	1	Infinity

คัดเลือกคำตอบที่จะเข้าไปสู่ Mating pool จากการใช้ binary tournament selection จากการหาค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting แบบข้างต้นได้ดังตารางที่ 5.42

ตารางที่ 5.42 ค่าความน่าจะเป็นในการคัดเลือกคำตอบ

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness Value	แปลง Fitness	Crowding Distance	Pi	Qi
1	21,894	37,119	1	2	Infinity	0.25	0.25
2	16,598	38,333	1	2	2	0.25	0.5
3	15,291	38,503	1	2	Infinity	0.25	0.75
4	20,461	38,341	2	1	Infinity	0.125	0.875
5	22,212	37,320	2	1	Infinity	0.125	1
				8		1	

การสร้างวงล้อรูเล็ต



รูปที่ 5.21 วงล้อรูเล็ตของปัญหาก่อนเข้าสู่ Mating pool

สุ่มเลือกสตริงคำตอบ 2 ตัวจากวงล้อรูเล็ตแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน เพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีค่า Fitness มากกว่าเข้าสู่ Mating Pool ผลการคัดเลือกจะได้สตริงทั้ง 5 ตัวคือ สตริงหมายเลข 1 2 4 4 1 แสดงได้ดังตารางที่ 5.43 ซึ่งจะกลายเป็นสตริงหมายเลข 1-5 ตามลำดับเข้าสู่ขั้นตอนต่อไปดังตารางที่ 5.43

ตารางที่ 5.43 วิธี Binary Tournament Selection ก่อนทำการผสมพันธุ์

String No.	Population 1				Population 2				N0_String Selected
	r_1	$q_i > r_1$	String	Fitness	r_2	$q_i > r_2$	String	Fitness	
1	0.234	0.25	1	1	0.778	0.875	4	2	1
2	0.651	0.75	3	1	0.558	0. 75	3	1	3
3	0.943	1	5	2	0.628	0.75	3	1	3
4	0.045	0.25	1	1	0.312	0.5	2	1	1
5	0.378	0.5	2	1	0.112	0. 25	1	1	1

*<u>หมายเหตุ</u> ถ้าสตริงคู่ใดมีค่า Fitness เท่ากัน ให้พิจารณาเลือกสตริงที่มีค่า Crowding Distance มากที่สุด แต่ถ้าค่า Crowding Distance เท่ากันอีก เลือกสตริงตัวไหนก็ได้

5.9.8 การครอสโอเวอร์

ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่าสุ่ม r น้อยกว่าค่า Pc ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $Pc = 0.5$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกครอสโอเวอร์ จึงจะมีประมาณ 50% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.5 \times 5 = 2.5$ ตัว การสุ่มเลือกสตริงคำตอบแสดงได้ดังตารางที่ 5.44

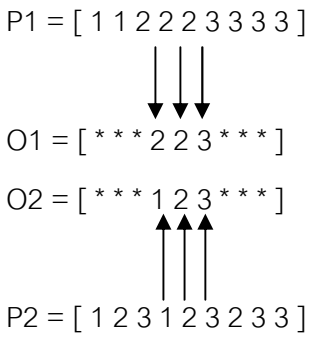
ตารางที่ 5.44 การสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์

String No.	Strings	r_i	$r_i < 0.5$
1	BABEDAABCCAA	0.245	Selected
2	CAACDBEAAABB	0.446	Selected
3	CAACDBEAAABB	0.754	-
4	BABEDAABCCAA	0.988	-
5	BABEDAABCCAA	0.667	-

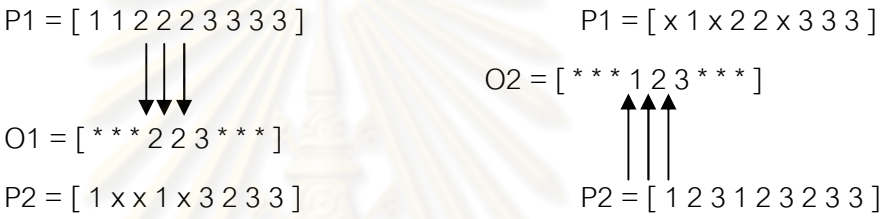
เนื่องจากสตริงที่ถูกสุ่มเลือกไปครอสโอเวอร์มีเพียง 3 ตัวคือสตริงหมายเลข 1 2 4 ซึ่งไม่สามารถจับคู่ได้จึงต้องทำการลดหรือเพิ่มสตริงคำตอบโดยสุ่มเลข 0 หรือ 1 ในที่นี้ให้สุ่มได้เลข 0 ซึ่งหมายความว่าจะต้องลดสตริงคำตอบเข้าไปอีกหนึ่งตัว โดยเลือกจากสตริงคำตอบที่เลือกเข้ามา สมมติเลือกได้สตริงหมายเลข 4 ดังนั้นจะได้สตริงตอบที่จะนำไปครอสโอเวอร์ คือสตริงหมายเลข 1 2 ซึ่งสามารถจับคู่ได้เป็น 1-2

นำสตริงคู่แรกไปครอสโอเวอร์ด้วยวิธี Modified Order Crossover (ModOX) มีวิธีการดังนี้ซึ่งเป็นวิธีการครอสโอเวอร์ที่ดัดแปลงจากวิธี Order Crossover (Davis, 1985) เป็นการสุ่มสตริงพ่อแม่ 2 ตัว มาแลกเปลี่ยนสตริงกันเพื่อสร้างเป็นสตริงรุ่นลูก เริ่มต้นโดยการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัว เพื่อหาสตริงย่อย ตัวเลขสุ่มที่ที่มีค่าน้อยกว่าจะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงย่อย ส่วนตัวเลขสุ่มที่มีค่ามากจะเป็นตำแหน่งสุดท้ายภายในสตริงย่อย จากนั้นคัดลอกสตริงย่อยจากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 และ 2 มาใส่ในสตริงลูกในตำแหน่งเดียวกัน

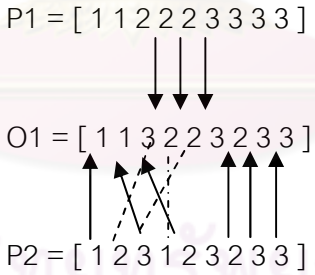
สมมติว่าทำการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัวคือ 4 และ 6 ดังนั้นได้ว่าสตริงย่อยที่ได้จากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 (P1) คือ [2 2 3] และสตริงย่อยจากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 2 (P2) คือ [1 2 3] จากนั้นคัดลอกสตริงย่อยลงในสตริงลูก (O1 และ O2) ในตำแหน่งเดียวกัน ตำแหน่งที่เหลือเป็นตำแหน่งว่างแทนด้วย *



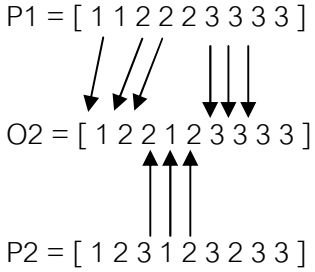
ลบค่าใน P2 ที่ซ้ำกับค่าใน O1 และ ลบค่าใน P1 ที่ซ้ำกับค่าใน O2 โดยเริ่มจากตำแน่งที่ 1 จนครบจำนวนที่ซ้ำ โดยการแทนที่ด้วย x



นำค่าที่เหลืออยู่ใน P2 มาแทนที่ * ใน O1 ตามลำดับเดิม



และแทนค่าที่เหลือใน P1 มาแทนที่ * ใน O2 ตามลำดับเดิม



ดังนั้นจะได้สริงรุ่นลูกคือ

O1 = [1 1 3 2 2 3 2 3 3]

O2 = [1 2 2 1 2 3 3 3 3]

ด้วยวิธีการครอสโอเวอร์แบบ ModOX ที่ได้นำเสนอไปจะได้สตริงคำตอบในรุ่นลูก (Offspring) หลังจากการทำครอสโอเวอร์วิธี modOX คือ

$$\text{offspring}\,1 = [\ \text{CACEDABAAABB}\ ]$$

$$\text{offspring}\,2 = [\ \text{ABECDBAABCAA}\ ]$$

สตริงที่ได้จากการทำครอสโอเวอร์จะถูกนำไปทำการมิวเตชั่น

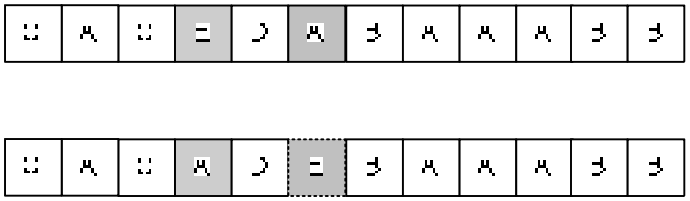
5.9.9 การมิวเตชั่น

ในที่นี้กำหนดให้ $Pm = 0.05$ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่าสุ่ม r น้อยกว่าค่า Pm ดังนั้นสตริงที่จะถูกครอสโอเวอร์ จึงจะมีประมาณ 5% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.05 \times 5 = 0.25 \approx 1$ ตัว การสุ่มเลือกสตริงคำตอบแสดงได้ดังตารางที่ 5.45

ตารางที่ 5.45 ผลการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการมิวเตชั่น

String No.	Strings	r_i	$r_i < 0.05$
1	CACEDABAAABB	0.009	Selected
2	ABECDBAABCAA	0.789	-
3	CAACDBEAAABB	0.468	-
4	BABEDAABCCAA	0.236	-
5	BABEDAABCCAA	0.115	-

สตริงคำตอบตัวที่ 1 เป็นสตริงคำตอบที่ถูกเลือกให้ทำการมิวเตชั่น โดยใช้วิธี Reciprocal Exchange Mutation เป็นการสลับตำแหน่งของตัวเลข 2 ตัวภายในสตริงคำตอบ โดยเริ่มจากการทำการสุ่มตัว 2 ตัวที่ไม่ซ้ำกัน สมมติสุ่มได้เลข 4 และ 6 จากนั้นทำการสลับตำแหน่งของตัวเลขทั้งสอง



รูปที่ 5.22 วิธี Reciprocal Exchange Mutation

จะได้สตริงคำตอบในรุ่นลูกทั้งหมด 5 ตัว หลังการทำมิวเตชั่นเพื่อนำไปรวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น เพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดของสตริงคำตอบไว้ดังตารางที่ 5.46

ตารางที่ 5.46 สตริงคำตอบหลังการทำมิวเตชั่นรวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น

String No.	Strings
1	CACADEBAAABB
2	ABECDBAABCAA
3	CAACDBEAAABB
4	BABEDAABCCAA
5	BABEDAABCCAA

5.9.10.การค้นหาเฉพาะที่หลังการทำมิวเตชั่น

ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่า P_{LS} ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $P_{LS} = 0.6$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกทำการค้นหาเฉพาะที่ จึงจะมีประมาณ 60% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.6 \times 5 = 3$ ตัว

จากสตริงคำตอบที่ได้หลังการทำมิวเตชั่นจะคำนวณหาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ และทำการหาค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง(Dummy Fitness) กับความหนาแน่นของสตริงคำตอบแบบ Crowding Distance ดังตารางที่ 5.47

ตารางที่ 5.47 ค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
3	21,894	37,119	1	Infinity
4	23,131	38,185	2	Infinity
5	23,131	38,185	2	Infinity
1	25,225	38,441	3	Infinity
2	25,375	39,540	4	Infinity

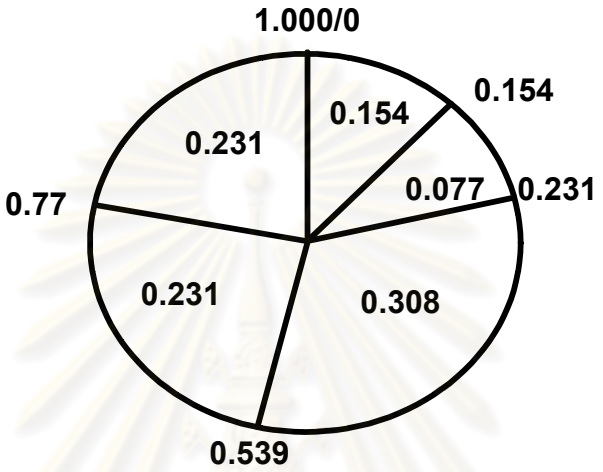
คัดเลือกคำตอบที่จะเข้าไปทำการค้นหาเฉพาะที่จากการใช้ binary tournament selection จากการหาค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting โดยทำการสลับค่าให้ค่าจากค่า Dummy Fitness จาก ค่าน้อยเป็นค่ามากเพื่อที่จะให้มีโอกาศในการถูกคัดเลือกมากขึ้น และคำนวณหาค่า pi และ qi ซึ่งค่า qi คือค่า pi สะสม ตัวอย่างเช่นสตริงคำตอบที่ 3 มีค่า Dummy Fitness เท่ากับ 1 แปลงค่า Fitness เป็นค่าเท่ากับ 4 และทำการหาค่า $p_1 = 4/13 = 0.308$ สำหรับ สตริงคำตอบตัวอื่นๆพิจารณาเหมือนกัน ค่าที่ได้แสดงดังตารางที่ 5.48

ตารางที่ 5.48 ค่าความน่าจะเป็นในการคัดเลือกสตริงคำตอบ

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness Value	แปลง Fitness	Crowding Distance	Pi	Qi
1	25,225	38,441	3	2	Infinity	0.154	0.154
2	25,375	39,540	4	1	Infinity	0.077	0.231
3	21,894	37,119	1	4	Infinity	0.308	0.539
4	23,131	38,185	2	3	Infinity	0.231	0.77
5	23,131	38,185	2	3	Infinity	0.231	1
				13		1	

การสร้างวงล้อรูเล็ต

วงล้อรูเล็ต คือวงกลมที่มีพื้นที่ขนาด 1 หน่วยซึ่งพื้นที่ถูกแบ่งออกเป็นส่วนๆตามจำนวนของประชากรในแต่ละเจนเนอเรชั่น (เท่ากับ *popsize* ส่วน) พื้นที่แต่ละส่วนจะมีขนาดเท่ากับความน่าจะเป็นในการถูกเลือกของสตริงคำตอบแต่ละตัว โดยใช้ค่า pi และ qi เป็นตัวกำหนดพื้นที่ในวงกลมสามารถสร้างได้ดังนี้



รูปที่ 5.23 วงล้อรูเล็ตของปัญหา

ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่า P_{LS} ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $P_{LS} = 0.6$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกทำการค้นหาเฉพาะที่ จึงจะมีประมาณ 60% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.6 \times 5 = 3$ ตัว

สุ่มเลือกสตริงคำตอบ 2 ตัวจากวงล้อรูเล็ตแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน เพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีค่า Fitness มากกว่าเข้าสู่ Mating Pool ผลการคัดเลือกจะได้สตริงทั้ง 3 ตัวคือ สตริงหมายเลข 2, 3, 4 แสดงได้ดังตารางที่ 5.8 ซึ่งจะกลายเป็นสตริงหมายเลข 1, 2 และ 3 ตามลำดับเข้าสู่ขั้นตอนต่อไปดังตารางที่ 5.49

ตารางที่ 5.49 วิธี Binary Tournament Selection สำหรับการคัดเลือกสตริงคำตอบ

String No.	Population 1				Population 2				N0_String Selected
	r_1	$q_i > r_1$	String	Fitness	r_2	$q_i > r_2$	String	Fitness	
1	0.264	0.539	3	1	0.148	0.154	1	3	**3**
2	0.748	0.77	4	2	0.748	1	5	2	**4**
3	0.039	0.154	1	3	0.937	1	5	2	**5**

*<u>หมายเหตุ</u> ถ้าสตริงคู่ใดมีค่า Fitness เท่ากัน ให้พิจารณาเลือกสตริงที่มีค่า Crowding Distance มากที่สุด แต่ถ้าค่า Crowding Distance เท่ากันอีก เลือกสตริงตัวไหนก็ได้

ตารางที่ 5.50 สตริงคำตอบที่จะทำการค้นหาเฉพาะที่

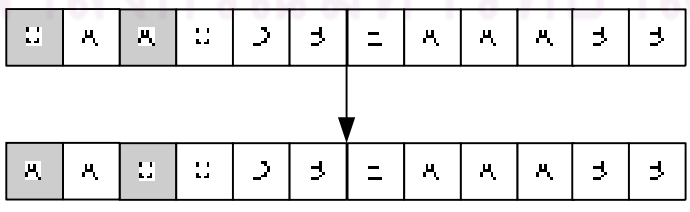
String No.	Strings
1	CAACDBEAAABB
2	BABEDAABCCAA
3	BABEDAABCCAA

หลังจากคัดเลือกด้วย วิธี Binary Tournament Selection แล้วจะได้สตริงคำตอบที่จะเข้าสู่ Mating pool ตามตารางที่ 5.50

ตารางที่ 5.51 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของตัวเลือกทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	CAACDBEAAABB	21,894	37,119
2	BABEDAABCCAA	23,131	38,185
3	BABEDAABCCAA	23,131	38,185

ตารางที่ 5.51 แสดงค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของตัวเลือกทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก และสตริงคำตอบที่ถูกคัดเลือกจะทำการค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาจากสตริงตัวหนึ่งก่อน ทำการสุ่มตำแหน่งสองตำแหน่งเพื่อทำการแลกเปลี่ยนตำแหน่งกัน สมมติสุ่มได้ตำแหน่ง [1, 3] ในสตริงที่ 1 จะทำการสลับแลกเปลี่ยนตำแหน่งกันระหว่าง 1 กับ 3 ดังรูปที่ 5.24



รูปที่ 5.24 การทำการค้นหาเฉพาะก่อนทำการคัดเลือกวิธี 2-Opt

หลังจากการทำการค้นหาเฉพาะที่ จะทำการเปรียบเทียบค่าค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ว่าตรงตามกฎการยอมรับหรือไม่

ตารางที่ 5.52 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงคำตอบที่ 1

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	CAACDBEAAABB	21,894	37,119
หลังทำ	AACCDBEAAABB	18,965	37,642

ในงานวิจัยนี้ใช้ 4 กฎในการเคลื่อนย้ายตำแหน่งเฉพาะที่ ตามตารางที่ 5.53 เมื่อกำหนดให้ S เป็นคำตอบก่อนทำการค้นหาเฉพาะที่ และ S' เป็นคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยจะทำการยอมรับ $(accept(S,S'))$ ว่าคำตอบที่ได้มีคุณภาพดีขึ้น ดังนี้ (Lacomme และ Prins และ Sevaux, 2005)

ตารางที่ 5.53 หลักการยอมรับ (Acceptance Rule)

กฎการยอมรับ	เงื่อนไข
กฎที่ 1	$(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) < 0$
กฎที่ 2	$(accept(S,S')) = f_2(S') - f_2(S) < 0$
กฎที่ 3	$(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) \le 0$ และ $f_2(S') - f_2(S) < 0$ หรือ $(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) < 0$ และ $f_2(S') - f_2(S) \le 0$
กฎที่ 4	$(accept(S,S')) = w_1 \cdot (f_1(S') - f_1(S)) + (1-w_1) \cdot (f_2(S') - f_2(S)) \le 0$

จากตารางที่ 5.52 สตริงคำตอบที่ 1 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับที่ 1 พบว่ายอมรับ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าคำตอบเดิม

ในสตริงที่ 2 ประเมินโดยการใช้การค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาเหมือนสตริงที่ 1 พิจารณาตารางที่ 54

ตารางที่ 5.54 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงคำตอบที่ 2

ลักษณะคำตอบ	String	Setup time	ADW
ก่อนทำ	B*A*BEDAA*B*CCAA	23,131	38,185
หลังทำ	B*B*BEDAA*A*CCAA	16,071	38,333

จากตารางที่ 5.54 สตริงคำตอบที่ 2 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับที่ 1 พบว่ายอมรับ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าคำตอบเดิม

ในสตริงที่ 3 ประเมินโดยการใช้การค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาเหมือนสตริงที่ 2 พิจารณาตารางที่ 5.55

ตารางที่ 5.55 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงคำตอบที่ 3

ลักษณะคำตอบ	String	Setup time	ADW
ก่อนทำ	BAB*E*DAA*B*CCAA	23,131	38,185
หลังทำ	BAB*E*DAA*B*CCAA	20,586	38,097

จากตารางที่ 5.56 สตริงคำตอบที่ 3 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับ พบว่ายอมรับทุกกฎ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งและสองหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าเดิมทั้งคู่

ดังนั้นจะได้สตริงคำตอบใหม่หลังจากทำการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธี 2-OPT ดังนี้ตารางที่ 5.56

ตารางที่ 5.56 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	AACCDBEAAABB	18,965	37,642
2	BBBEDAAACCAA	16,071	38,333
3	BABEDAABCCAA	20,586	38,097

สตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะที่จะมารวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้นรวมทั้งหมดเป็น 8 ตัว เพื่อมาทำการเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงเข้าสู่การผสมพันธุ์ (Mating Pool) ตามตารางที่ 5.57

ตารางที่ 5.57 สตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะรวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น

String No.	Strings
1	AACCDBEAAABB
2	BBBEDAAACCAA
3	BABEDAABCCAA
4	CACADEBAAABB
5	ABECDBAABCAA
6	CAACDBEAAABB
7	BABEDAABCCAA
8	BABEDAABCCAA

จากสตริงคำตอบทั้ง 7 ตัวทำการการคำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ เพื่อทำการคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงสูงเท่ากับจำนวน $popsize = 5$ ตัว

ตารางที่ 5.58 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงหลังการทำค้นหาเฉพาะที่

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness
2	16,071	39,559	1
1	18,965	37,642	1
6	21,894	37,119	1
3	23,131	38,185	2
7	23,131	38,185	2
8	23,131	38,185	2
4	25,225	38,441	3
5	25,375	39,540	4

หลังจากกำหนดค่าความแข็งแรงตามตารางที่ 5.58 ของสตริงคำตอบเรียบร้อยแล้ว จะทำการคำนวณหาค่าความหนาแน่น เพื่อใช้เปรียบเทียบสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงเท่ากัน

ตารางที่ 5.59 ค่า Crowding Distance หลังการทำค้นหาเฉพาะที่

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
2	16,071	39,559	1	Infinity
1	18,965	37,642	1	2
6	21,894	37,119	1	Infinity
3	23,131	38,185	2	Infinity
7	23,131	38,185	2	Infinity
8	23,131	38,185	2	Infinity
4	25,225	38,441	3	Infinity
5	25,375	39,540	4	Infinity

จากตารางที่ 5.59 พบว่าสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากับ 1 มี 3 สตริงคำตอบ จึงทำการเลือกสตริงคำตอบทั้งหมด ต่อมาพิจารณาสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากับ 2 ในตัวอย่างนี้พบว่าสตริงคำตอบที่ 3, 7 และ 8 มีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงและค่า Crowding Distance เท่ากัน จึงทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบ สมมติสุ่มเลือกได้ สตริงคำตอบที่ 7 และ 8 ดังนั้นสตริงคำตอบที่ได้ตามตารางที่ 5.60

ตารางที่ 5.60 สตริงคำตอบรุ่นลูก (Q)

String No.	Strings
1	AACCDBEAAABB
2	BBBEDAAACCAA
3	CAACDBEAAABB
4	BABEDAABCCAA
5	BABEDAABCCAA

5.9.11 **รวมสตริงคำตอบ**

จากสตริงคำตอบเริ่มต้น (P) และสตริงคำตอบรุ่นลูก (Q) จะนำมาทำการรวมกันและทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดเท่ากับจำนวนสตริงคำตอบเริ่มต้น ในที่นี้จะทำการเก็บสตริงคำตอบไว้จำนวนเท่ากับ 5 ตัวดังตารางที่ 5.61

ตารางที่ 5.61 การรวมสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดวิธี M-NSGAII

ลักษณะสตริงคำตอบ	String No.	Strings
สตริงคำตอบเริ่มต้น (P)	1	AAACCDEABBBA
	2	ABDEAACCAABB
	3	CAACDBAEAABB
	4	EAACBAACDBAB
	5	CAEABADBABCA
สตริงคำตอบรุ่นลูก (Q)	6	AACCDBEAAABB
	7	BBBEDAAACCAA
	8	CAACDBEAAABB
	9	BABEDAABCCAA
	10	BABEDAABCCAA

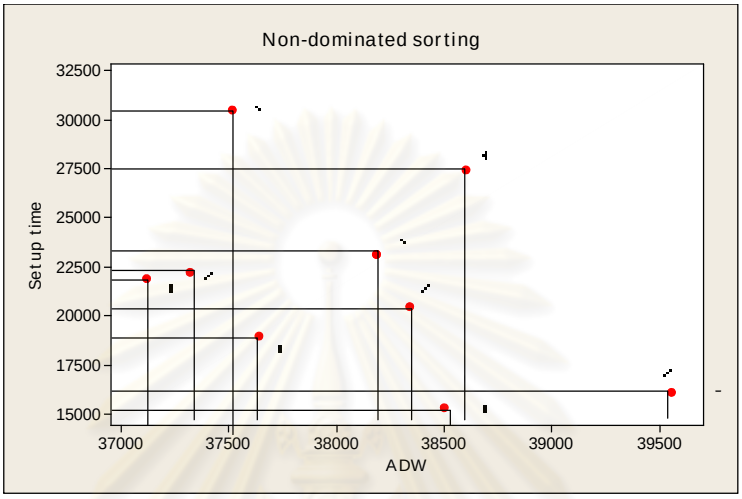
5.9.12 การคัดเลือกสตริงคำตอบ

สตริงคำตอบที่ได้ทำการรวมกันแล้ว จะนำไปคำนวณหาค่าวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ ซึ่งจะได้ค่าดังตารางที่ 5.62

ตารางที่ 5.62 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	AAACCDEABBBA	15,291	38,503
2	ABDEAACCAABB	20,461	38,341
3	CAACDBAEAABB	22,212	37,320
4	EAACBAACDBAB	27,454	38,599
5	CAEABADBABCA	30,499	37,517
6	AACCDBEAAABB	18,965	37,642
7	BBBEDAAACCAA	16,071	39,559
8	CAACDBEAAABB	21,894	37,119
9	BABEDAABCCAA	23,131	38,185
10	BABEDAABCCAA	23,131	38,185

ใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg เพื่อกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) เนื่องจากมีจุดนึงที่มีค่าสูงสุดทำให้ไม่เห็นถึงความแตกต่างของจึงทำการตัดค่าของสตริงคำตอบ แล้วทำการกำหนดให้เป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงจุดสุดท้าย และทำการคำนวณ Crowding Distance ได้ดังรูป 5.25 และตารางที่ 5.63



รูปที่ 5.25 กำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value)

ตารางที่ 5.63 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) และค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบรวมกันของวิธี M-NSGAII

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
1	15,291	38,503	1	Infinity
2	20,461	38,341	2	2
3	22,212	37,320	2	Infinity
4	27,454	38,599	4	Infinity
5	30,499	37,517	3	Infinity
6	18,965	37,642	1	2
7	16,071	39,559	2	Infinity
8	21,894	37,119	1	Infinity
9	23,131	38,185	3	Infinity
10	23,131	38,185	3	Infinity

ทำการเรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และภายใน Front ทำการเรียงค่าจากมากไปน้อยของค่า Crowding Distance ได้ดังตารางที่ 5.64

ตารางที่ 5.64 เรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และเรียงค่าจากมากไปน้อยของค่า Crowding Distance

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
1	15,291	38,503	1	Infinity
6	18,965	37,642	1	2
8	21,894	37,119	1	Infinity
7	16,071	39,559	2	Infinity
2	20,461	38,341	2	Infinity
3	22,212	37,320	2	2
9	23,131	38,185	3	Infinity
5	30,499	37,517	3	Infinity
10	23,131	38,185	3	Infinity
4	27,454	38,599	4	Infinity

เมื่อคำการจัดเรียงเสร็จแล้ว จะทำการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ที่ที่สุดของสตริงคำตอบ จะทำการพิจารณาทีละ Front จากน้อยไปมาก จากตารางที่ พบว่าสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากับ 1 มี 3 สตริงคำตอบ จึงทำการเลือกสตริงคำตอบทั้งหมด ต่อมาพิจารณาสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากับ 2 ในตัวอย่างนี้พบว่าสตริงคำตอบที่ 2, 3 และ 7 มีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงและค่า Crowding Distance เท่ากัน จึงทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบสมมติสุ่มเลือกได้ สตริงคำตอบที่ 2 และ 3 ดังนั้นจะได้สตริงคำตอบรุ่นลูกที่จะถูกพัฒนาไปเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไปดังตารางที่ 5.65

ตารางที่ 5.65 คำตอบรุ่นลูกที่จะเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไป

String No.	Strings
1	AAACCDEABBBA
2	ABDEAACCAABB
3	CAACDBAEAABB
4	AACCDBEAAABB
5	CAACDBEAAABB

5.10 สรุปท้ายบท

เนื้อหาในบทนี้ได้กล่าวถึงการค้นหาเฉพาะที่ ซึ่งเป็นวิธีการค้นหาคำตอบที่ส่งผลโดยตรงกับประสิทธิภาพของเมมเมติกอัลกอริทึม โดยในงานวิจัยนี้ได้เสนอการค้นหาเฉพาะที่ ที่มีประสิทธิภาพ 4 วิธี คือ PI, 2-Opt, 3-Opt และ IP ซึ่งคำตอบที่ได้จากการค้นหาเฉพาะที่จะถูกยอมรับว่าเป็นคำตอบที่ดีกว่าเดิมได้ก็ต่อเมื่อตรงตามเงื่อนไขของกฎการยอมรับ ดังนั้นคำตอบที่ได้จากการค้นหาเฉพาะที่นั้นจึงมีประเภทคำตอบ 2 ประเภท คือ Dominated Solution และ Non-dominated Solution ส่วนคำตอบที่มีคุณภาพแย่กว่าจะไม่ถูกยอมรับในการค้นหาเฉพาะที่ แม้ว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่จะให้คุณภาพคำตอบที่ดีแต่สำหรับเวลาในการคำนวณนั้นอาจใช้เวลานาน ดังนั้นจึงควรคำนึงถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อการประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่ดังนี้ความถี่ในการประยุกต์ใช้การค้นหาเฉพาะที่ จำนวนคำตอบที่ควรนำไปประยุกต์ใช้ในการค้นหาเฉพาะที่ จำนวนการทำซ้ำในการค้นหาเฉพาะที่ในประชากรคำตอบในปัจจุบัน ลักษณะการค้นหาเฉพาะที่ และขั้นตอนการหาคำตอบที่ควรประยุกต์การค้นหาเฉพาะที่ พร้อมทั้งแสดงตัวอย่างการประยุกต์ใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึม และเมมเมติกอัลกอริทึมในการแก้ปัญหาจัดลำดับสายการประกอบลักษณะตัวยูผลิตภัณฑ์ผสม ในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 6

การประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบสำหรับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

สำหรับเนื้อหาในบทนี้จะนำเสนออัลกอริทึมแบบใหม่ที่เรียกว่าอัลกอริทึมการบรรจวบ (Combinatorial Optimization with Coincidence: COIN) ซึ่งเป็นการประยุกต์การคัดเลือกคำตอบ เป็นวิธีการที่ประยุกต์ในการสุ่มเลือกคำตอบโดยใช้หลักความน่าจะเป็น และการประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบสำหรับปัญกาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่มีหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมแบบตัวยูในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี ที่มีวัตถุประสงค์คือ เวลาการปรับตั้งเครื่องจักร และความผันแปรของภาระงานในระบบการผลิต ในบทนี้จะนำเสนอ โครงสร้างวิธีการบรรจวบสำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม หลักการวิธีอัลกอริทึมการบรรจวบ แนวคิดวิธีการอัลกอริทึมการบรรจวบ ขั้นตอนและวิธีการของวิธีการบรรจวบ ลักษณะการตัดทอนคำตอบ ตัวอย่างการแสดงการคำนวณของวิธีการบรรจวบ การพัฒนาวิธีการบรรจวบหลักการและแนวความคิดการพัฒนาวิธีการบรรจวบ วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกแบบ M-NSGA II โครงสร้างของวิธีการบรรจวบร่วมกับ M-NSGA-II สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู และการประมาณกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

6.1 โครงสร้างวิธีการบรรจวบ สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม

6.1.1 แนวคิดวิธีการอัลกอริทึมการบรรจวบ

งานวิจัยนี้ได้นำเสนวิธีการบรรจวบหรือ Combinatorial Optimization with Coincidence (COIN) ซึ่งแนวคิดหลักนั้นเป็นการศึกษาแนวทางของคำตอบที่ไม่ดี (Not-Good) และคำตอบที่ดี (Good) ที่เกิดขึ้นในเวลาเดียวกันเพื่อเป็นตัวกำหนดทิศทางของคำตอบสุดท้าย โดยมีการสร้างตารางความน่าจะเป็น ขึ้นมาแล้วสุ่มเลือกมาสร้างประชากรเริ่มต้น โดยมีการปรับปรุงตารางความน่าจะเป็นตลอดเวลาตามแต่ละรอบ (Generation) โดยปรับปรุงตามคำตอบที่ไม่ดี และคำตอบที่ดี ถ้าเกิดเป็นคำตอบที่ไม่ดีค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเจอในรอบต่อไปก็จะลด

น้อยลงแต่ถ้าเกิดเป็นคำตอบที่ดีค่าความน่าจะเป็น ในการสุ่มเจอในรอบต่อไปก็จะเพิ่มมากขึ้น เพื่อที่จะสามารถคงแนวทางการสุ่มเลือกคำตอบที่ดีไว้ได้

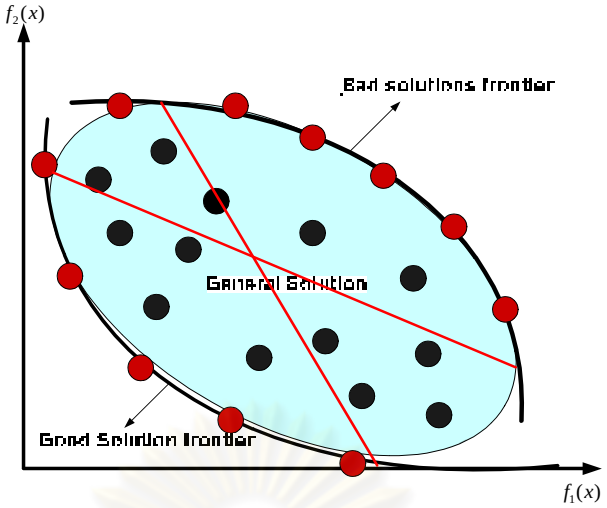
6.1.2 **หลักการวิธีการบรรจวบ**

เนื่องจากวิธีการบรรจวบเป็นวิธีการแบบใหม่ที่คำนึงถึงการเลือกกำหนดแนวทางของคำตอบที่ทำให้บรรลุภายใต้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ หลักการที่เข้ามากำหนดแนวทางของคำตอบใช้หลักความน่าจะเป็นในการกำหนดแนวทาง โดยการสร้างตารางความน่าจะเป็นแนงทางในรูปแบบเมตริกซ์ (Matrix Probability) ซึ่งนำมาใช้ในการสุ่มเลือกแนวทางการได้มาซึ่งคำตอบที่ดี ซึ่งคำตอบใดที่เป็นคำตอบที่ดีอยู่แล้ว ในรอบต่อไปจะมีความน่าจะเป็นในการถูกสุ่มเลือกมากกว่าคำตอบที่ไม่ดีในรอบที่แล้ว ทำให้วิธีการบรรจวบเป็นวิธีการที่ตัดทอนเส้นทางที่คิดว่าเป็นเส้นทางที่เดินไปแล้วจะทำให้ได้ผลลัพธ์ย่ำแย่หรือไม่ตรงตามวัตถุประสงค์ จะใช้วิธีการลงโทษหรือหักค่าความน่าจะเป็นกับคำตอบที่ไม่ดี และจะทำการให้รางวัลหรือเพิ่มค่าความน่าจะเป็นให้กับคำตอบที่ดี ทำให้คำตอบที่ได้ในอนาคตมีลักษณะลู่เข้าสู่คำตอบที่ดีได้ในที่สุด

6.1.3 **วิธีการบรรจวบ** (Combinatorial Optimization with Coincidence)

เป็นวิธีการที่ใช้หลักความน่าจะเป็นเข้ามาประยุกต์ใช้ในการหาคำตอบ โดยวิธีการส่วนมากในอดีตจะพิจารณาและให้ความสำคัญกับคำตอบที่ดี (Good Solution frontier) เพียงอย่างเดียว โดยมองข้ามการนำคำตอบที่ไม่ดี (Bad Solution frontier) มาใช้ให้เกิดประโยชน์ ซึ่งแนวคิดนี้ทำให้เกิดวิธีการที่ให้ความสำคัญของคำตอบที่ดีและคำตอบที่ไม่ดี โดยคำตอบที่ดีจะจดจำคำตอบและทำการปรับปรุงความน่าจะเป็นในการสุ่มรอบต่อไปให้มีค่าสูงขึ้น และทำการลดค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มรอบต่อไปให้กับคำตอบที่ไม่ดีในแต่ละรอบ ส่วนคำตอบที่เหลือจะไม่นำมาพิจารณา

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 6.1 ลักษณะคำตอบที่เกิดขึ้นในหนึ่งรอบของการหาค่าเหมาะสมที่น้อยที่สุด

จากรูปที่ 6.1 แสดงพื้นที่ของคำตอบที่เกิดขึ้นในหนึ่งรอบของการหาค่าเหมาะสมที่น้อยที่สุด ซึ่งวิธีการนี้จะพิจารณาเส้นคำตอบที่ดี โดยจดจำคำตอบที่ก่อให้เกิดคำตอบที่ดีนำมาเพิ่มค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกคำตอบรอบต่อไป และพิจารณาเส้นคำตอบที่ไม่ดี โดยจดจำคำตอบที่ก่อให้เกิดคำตอบที่ไม่ดีนำมาลดค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกคำตอบรอบต่อไป โดยคำตอบที่อยู่ตรงกลาง (General Solution) ของพื้นที่จะโดนตัดทิ้งไม่นำมาพิจารณา โดยโครงสร้างหลักประกอบด้วย 7 ขั้นตอนดังนี้ ซึ่งขั้นตอนทั้งหมดแสดงไว้ดังรูป 6.2

ขั้นตอนที่ 1 Initialize the generator สร้างตารางเมตริกซ์ความน่าจะเป็นขนาดมิติเท่ากับจำนวนความยาวของ Minimum Part Set (MPS) ของปัญหา

ขั้นตอนที่ 2 Generate the population using the generator เลือกลำดับการผลิตโดยการสุ่มจากตารางเมทริกซ์ตามขนาดประชากร (Population Size) ที่กำหนด

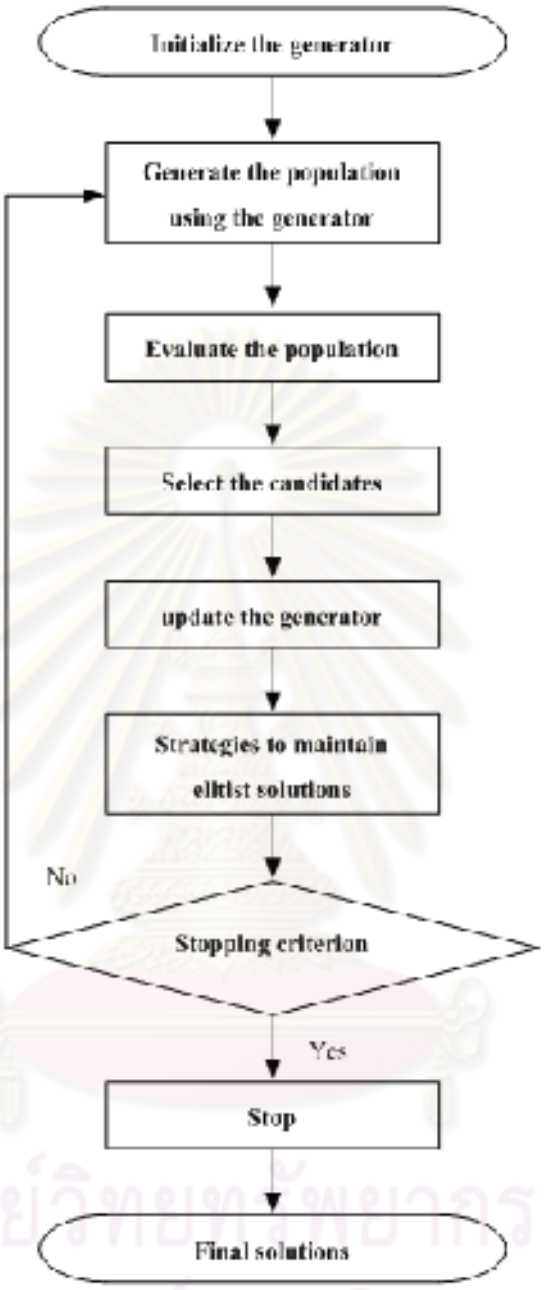
ขั้นตอนที่ 3 Evaluate the population คำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์และทำการหา Non-Dominated Sorting เพื่อหาลำดับการผลิตที่เป็นคำตอบดี และลำดับการผลิตที่เป็นคำตอบไม่ดี

ขั้นตอนที่ 4 Select the candidates คัดเลือกคำตอบดีและคำตอบไม่ดี โดยเก็บคำตอบที่เกิดขึ้นในกราฟพาเรโตเส้นที่ 1 (คำตอบดี) และกราฟพาเรโตเส้นสุดท้าย (คำตอบไม่ดี)

ขั้นตอนที่ 5 update the generator ปรับปรุงค่าตารางความน่าจะเป็นโดยการให้รางวัลในกรณีคำตอบดี และการลงโทษในกรณีคำตอบไม่ดี

ขั้นตอนที่ 6 Strategies to maintain elitist solutions in the population เก็บค่าคำตอบที่ดีในรอบ T มารวมกับค่าคำตอบที่ดี ในรอบ $T-1$ แล้วมาหาค่าที่ดีที่สุดด้วยวิธีการ Non-Dominated Sorting เก็บค่าที่เหมาะสมที่สุดไว้เพื่อเป็นตัวแทนในรอบ T เพื่อมารวมกับรอบ $T+1$ ต่อไปจนครบรอบ

ขั้นตอนที่ 7 Repeat Step 2 กลับไปทำในขั้นตอนที่ 2 จนกระทั้งครบตามจำนวนรอบที่กำหนด



รูปที่ 6.2 โครงสร้างหลักวิธีการบรรจวบ

6.1.3.1 **สร้างตัวดำเนินการเริ่มแรก**

เป็นขั้นตอนเริ่มแรกในการคำนวณ โดยจะทำการสร้างตารางความน่าจะเป็น (Matrix Probabilistic) เพื่อใช้ในการเลือกเส้นทางการเดิน ซึ่งค่าความน่าจะเป็นเริ่มต้นในตารางจะมีค่าเท่ากันก่อนในรอบแรก ดังตารางที่ 6.1

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.1 ตารางเมตริกซ์ความน่าจะเป็น

เมือง i ไป j	x_{i1}	x_{i2}	x_{i3}	x_{i4}	x_{i5}
x_{1j}	0	0.25	0.25	0.25	0.25
x_{2j}	0.25	0	0.25	0.25	0.25
x_{3j}	0.25	0.25	0	0.25	0.25
x_{4j}	0.25	0.25	0.25	0	0.25
x_{5j}	0.25	0.25	0.25	0.25	0

6.1.3.2 สุ่มเพื่อสร้างประชากรเบื้องต้นโดยใช้ตัวดำเนินการ

ทำการสุ่มเลือกเพื่อสร้างประชากรที่มาจากตารางความน่าจะ ซึ่งจะทำการสุ่มเลือกที่ละตัว เช่น สุ่มครั้งที่หนึ่งมีเมืองที่จะทำการเดินเริ่มต้นทั้งหมด 5 เมืองซึ่งมีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 0.25, 0.25, 0.25, 0.25 และ 0.25 ตามลำดับ สมมติทำการสุ่มเลือกครั้งแรกโดยใช้ความน่าจะเป็นได้คู่อันดับ (x_{1j}, x_{i2}) มีค่าความน่าจะเป็น 0.25 แสดงว่าลำดับที่ได้คือ $[x_1 \longrightarrow x_2]$ ดังนั้นต้องสุ่มแถวของ $[x_2]$ เพื่อต่อเท่านั้นและ $[x_2]$ จะไม่มีทางกลับมาเป็น $[x_1]$ ดังนั้นจะเหลือ $[x_3, x_4, x_5]$ ต่อมาการสุ่มครั้งที่สองได้ $[x_4]$ดังนั้นต้องสุ่มแถวของ $[x_4]$ เพื่อต่อเท่านั้นและ $[x_4]$ จะไม่มีทางกลับมาเป็น $[x_1, x_2]$ดังนั้นจะเหลือ $[x_3, x_5]$ ทำอย่างนี้ต่อไปจนครบถ้าต้องการประชากรทั้งหมด 5 สตริงคำตอบจะได้ลำดับดังนี้

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $[x_2, x_3, x_4, x_1, x_5]$
สตริงคำตอบที่ 2 คือ $[x_1, x_2, x_3, x_5, x_4]$
สตริงคำตอบที่ 3 คือ $[x_4, x_3, x_1, x_2, x_5]$
สตริงคำตอบที่ 4 คือ $[x_3, x_2, x_4, x_1, x_5]$
สตริงคำตอบที่ 5 คือ $[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]$

6.1.3.3 คำนวณและประเมินผล

ตัวอย่างวัตถุประสงค์เพื่อที่จะให้ค่าที่ได้ต่ำที่สุด และค่าวัตถุประสงค์จาก i ไปยัง j เท่ากับ ดังตารางที่ 6.2

ตารางที่ 6.2 ตารางความใช้จ่ายในการเดินทางของพนักงาน

เมือง i ไป j	y_{i1}	y_{i2}	y_{i3}	y_{i4}	y_{i5}
y_{1j}	0	7	9	4	6
y_{2j}	6	0	8	2	3
y_{3j}	4	2	0	2	3
y_{4j}	6	7	3	0	9
y_{5j}	1	5	4	6	0

เมื่อได้สตริงคำตอบทั้งหมด จะนำมาคำนวณตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ต้องการ ซึ่งจะขึ้นอยู่กับตัวชี้วัดที่ต้องการ เช่น การทำค่าวัตถุประสงค์น้อยที่สุด การทำค่าวัตถุประสงค์มากที่สุด

จากตัวอย่าง ต้องการหาค่าใช้จ่ายในการเดินทางน้อยที่สุด ซึ่งประชากรที่ได้จากการสุ่มเลือกมาทั้งหมด 5 สตริงคำตอบจะมีค่าวัตถุประสงค์ ดังนี้

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $[x_2, x_3, x_4, x_1, x_5]$ จากเส้นทางการเดินเมื่อพิจารณาค่าใช้จ่ายจากตารางที่ 6.1 จะมีค่าเท่ากับ

x_2 ไปถึง x_3 มีค่าวัตถุประสงค์ = 8

x_3 ไปถึง x_4 มีค่าวัตถุประสงค์ = 2

x_4 ไปถึง x_1 มีค่าวัตถุประสงค์ = 6

x_1 ไปถึง x_5 มีค่าวัตถุประสงค์ = 6

เพราะฉะนั้นในการเลือกเส้นทางเดินเมือง 2-> 3-> 4-> 5-> 1 จะมีค่าใช้จ่ายรวมเท่ากับ 8+2+6+6=20 หน่วย

จากประชากรทั้งหมด 5 ประชากรจะได้ค่าใช้จ่ายแต่ละประชากร ดังนี้

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $[x_2, x_3, x_4, x_1, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 20 หน่วย

สตริงคำตอบที่ 2 คือ $[x_1, x_2, x_3, x_5, x_4]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 24 หน่วย

สตริงคำตอบที่ 3 คือ $[x_4, x_3, x_1, x_2, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 17 หน่วย

สตริงคำตอบที่ 4 คือ $[x_3, x_2, x_4, x_1, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 16 หน่วย

สตริงคำตอบที่ 5 คือ $[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 26 หน่วย

6.1.3.4 **การคัดเลือกคำตอบ** (Select the candidates)

สตริงคำตอบที่ได้จากการคำนวณตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ จะผ่านกระบวนการคัดเลือกคำตอบเพื่อนำไปทำการปรับปรุงตารางความน่าจะเป็นของเส้นทางการเดิน การคัดเลือกคำตอบจะทำการเลือกคำตอบที่ดี(Good Solution) และคำตอบที่ไม่ดี (Bad Solution) โดยจะพิจารณาจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $[x_2, x_3, x_4, x_1, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 20 หน่วย
สตริงคำตอบที่ 2 คือ $[x_1, x_2, x_3, x_5, x_4]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 24 หน่วย
สตริงคำตอบที่ 3 คือ $[x_4, x_3, x_1, x_2, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 17 หน่วย
สตริงคำตอบที่ 4 คือ $[x_3, x_2, x_4, x_1, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 16 หน่วย ***คำตอบดีที่ถูกเลือก***
สตริงคำตอบที่ 5 คือ $[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 26 หน่วย ***คำตอบไม่ดีที่ถูกเลือก***

ซึ่งสตริงที่ถูกเลือกเป็นสตริงคำตอบที่ดีคือ $[x_3, x_2, x_4, x_1, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 16 หน่วย และสตริงคำตอบที่ไม่ดีที่ถูกเลือกคือ $[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 26 หน่วย

6.1.3.5 **ปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นในตารางความน่าจะ**

การปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นของตารางความน่าจะเป็น เป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญในอัลกอริทึมการบรรจบ การเพิ่มและลดค่าความน่าจะเป็น วัตถุประสงค์เพื่อลดค่าคำตอบที่ที่คิดว่าเป็นคำตอบไม่ดี และเพิ่มโอกาสในการเลือกคำตอบที่ดีให้มีสิทธิในการถูกเลือกมากขึ้น ช่วยทำให้พื้นที่ของคำตอบที่เราสนใจมีขนาดที่แคบไม่กระจัดกระจาย ทำให้คำตอบในการหาแต่ละรอบลู่สู่ค่าเหมาะสมมากกว่าวิธีอัลกอริทึมอื่น การเพิ่มและลดค่าความน่าจะเป็นจะมีหลักการพิจารณาดังนี้

1. กรณีการเพิ่มค่าความน่าจะเป็น จะนำสตริงที่มีคำตอบที่ดีจากการคัดเลือกคำตอบนำมาพิจารณาทีละคู่ลำดับของสตริง เมื่อคู่อันดับของสตริงที่พิจารณาคือ x_c, x_r ซึ่งเป็นคู่อันดับที่ทำให้ได้คำตอบดี โดยจะเพิ่มค่าความน่าจะเป็นร่วม (Join Probability) ตำแหน่ง x_{cr} ในตารางความน่าจะเป็นในการเลือก ค่าที่จะให้รางวัล(Reward)เมื่อคู่อันดับเป็นคำตอบที่ดีมีค่าเท่ากับ $\frac{k}{n-1}$ และทำการลดค่าจากคู่อันดับ x_{cj} เมื่อ j มีค่าเท่ากับ 1,2,...,n ยกเว้น $j = r$ ด้วยค่าเท่ากับ $\frac{k}{(n-1)^2}$ เพื่อมาให้รางวัลกับคู่ลำดับ x_{cr} เมื่อ k คือค่าร้อยละในการเพิ่มและลดค่าความ

น่าจะเป็น และ $r_{c,r}$ คือจำนวนนับรวมทั้งหมดที่จะทำการให้รางวัลเมื่อพิจารณาคู่ลำดับ x_c, x_r ที่เป็นคำตอบดี ดังนั้นค่าที่ใช้ในการเพิ่มค่าคู่ลำดับสตริงที่มีคำตอบที่ดีคือ

$$X_{c,r}(t+1) = X_{c,r}(t) + \frac{k}{(n-1)}(r_{c,r}(t+1)) + \frac{k}{(n-1)^2}\left(\sum_{j=1}^{n} r_{c,j}(t+1)\right) \quad (6.1)$$

2. กรณีการลดค่าความน่าจะเป็น จะนำสตริงที่มีคำตอบที่แย่จากการคัดเลือกคำตอบนำมาพิจารณาทีละคู่ลำดับของสตริง เมื่อคู่อันดับของสตริงที่พิจารณาคือ x_c, x_p ซึ่งเป็นคู่อันดับที่ทำให้ได้คำตอบแย่ โดยจะลดค่าความน่าจะเป็นร่วม (Join Probability) ตำแหน่ง x_{cp} ในตารางความน่าจะเป็นในการเลือก ค่าที่จะให้ลงโทษ (Punish) เมื่อคู่อันดับเป็นคำตอบที่แย่มีค่าเท่ากับ $\frac{k}{n-1}$ และค่าที่ได้รับเพิ่มเมื่อคู่อันดับเป็นคำตอบที่ดีมีค่าเท่ากับ $\frac{k}{(n-1)^2}$ เมื่อ k คือค่าร้อยละในการเพิ่มและลดค่าความน่าจะเป็น j มีค่าเท่ากับ 1,2,…,n และ $p_{c,p}$ คือจำนวนนับรวมทั้งหมดที่จะทำการลงโทษค่าเมื่อพิจารณาคู่ลำดับ x_c, x_p ที่เป็นคำตอบแย่ ดังนั้นค่าที่ใช้ในการเพิ่มค่าคู่ลำดับสตริงที่มีคำตอบที่แย่คือ

$$X_{c,p}(t+1) = X_{c,p}(t) - \frac{k}{(n-1)}(p_{c,p}(t+1)) + \frac{k}{(n-1)^2}\left(\sum_{j=1}^{n} p_{c,j}(t+1)\right) \quad (6.2)$$

และเมื่อทำการรวมค่าที่การให้รางวัลและลงโทษ ของค่าความน่าจะเป็นร่วม $x_{c1,c2}$ จะได้ดังสมการ 6.3

$$\begin{aligned} X_{c1,c2}(t+1) = X_{c1,c2}(t) &+ \frac{k}{(n-1)}(r_{c1,c2}(t+1) - p_{c1,c2}(t+1) \\ &+ \frac{k}{(n-1)^2}\left(\sum_{j=1}^{n} p_{c1,j}(t+1) - \sum_{j=1}^{n} r_{c1,j}(t+1)\right) \end{aligned} \quad (6.3)$$

จากตัวอย่างเส้นทางการเดินของพนักงาน กำหนดให้ $k = 0.1$ สตริงคำตอบทั้งหมด 4 สตริง ได้แก่

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $[x_2, x_3, x_4, x_1, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 20 หน่วย

สตริงคำตอบที่ 2 คือ $[x_1, x_2, x_3, x_5, x_4]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 24 หน่วย

สตริงคำตอบที่ 3 คือ $[x_4, x_3, x_1, x_2, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 17 หน่วย

สตริงคำตอบที่ 4 คือ $[x_3, x_2, x_4, x_1, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 16 หน่วย ***คำตอบดีที่ถูกเลือก***

สตริงคำตอบที่ 5 คือ $[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]$ มีค่าใช้จ่ายเท่ากับ 26 หน่วย ***คำตอบไม่ดีที่ถูกเลือก***

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

พิจารณาสตริงคำตอบที่ 4 คือ $[x_3, x_2, x_4, x_1, x_5]$ ที่ถูกเลือกให้เป็นสตริงคำตอบที่ทำได้คำตอบที่ดี มาทำการปรับปรุงค่าโดยการให้รางวัลดังนี้ คู่อันดับ $[x_3, x_2]$ จะมีการเพิ่มค่าความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง x_{23} เท่ากับ $\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{5-1} = \frac{0.1}{4} = 0.025$ ซึ่งความน่าจะเป็นที่เพิ่มให้ 0.025 นั้นจะมาจากการลดค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับในตำแหน่ง x_{31}, x_{32}, x_{34} และ x_{35} ในแถวเดียวกันเท่ากับ $\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{(5-1)^2} = \frac{0.1}{16} = 0.00625$ และพิจารณาคู่อันดับ $[x_2, x_4], [x_4, x_1], [x_1, x_5]$ โดยการเพิ่มความน่าจะเป็นตามตัวอย่างข้างต้น ส่วนสตริงคำตอบที่ทำได้คำตอบที่ไม่ดี มาทำการปรับปรุงค่าโดยการลงโทษดังนี้ คู่อันดับ $[x_1, x_2]$ จะมีการลดค่าความน่าจะเป็นร่วมตำแหน่ง x_{12} เท่ากับ $\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{5-1} = \frac{0.1}{4} = 0.025$ ซึ่งความน่าจะเป็นที่ลดลง 0.025 นั้นจะมาเพิ่มค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับในตำแหน่ง x_{12}, x_{13}, x_{14} และ x_{15} ในแถวเดียวกันเท่ากับ $\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{(5-1)^2} = \frac{0.1}{16} = 0.00625$ และพิจารณาคู่อันดับ $[x_2, x_3], [x_3, x_4], [x_4, x_5]$ โดยการลดความน่าจะเป็นตามตัวอย่างข้างต้น

และเมื่อทำการปรับปรุงตารางความน่าจะเป็นของเส้นทางเดินจากสตริงคำตอบที่ดีทั้งหมดจะได้ดังตารางที่ 6.3

ตารางที่ 6.3 ตารางความน่าจะหลังจากปรับปรุงคำตอบที่ดี

เมือง i ไป j	x_{i1}	x_{i2}	x_{i3}	x_{i4}	x_{i5}
x_{1j}	0	0.24375	0.24375	0.24375	0.26875
x_{2j}	0.24375	0	0.24375	0.26875	0.24375
x_{3j}	0.24375	0.26875	0	0.24375	0.24375
x_{4j}	0.26875	0.24375	0.24375	0	0.24375
x_{5j}	0.25	0.25	0.25	0.25	0

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.4 ตารางความน่าจะหลังจากปรับปรุงคำตอบที่ไม่ดี

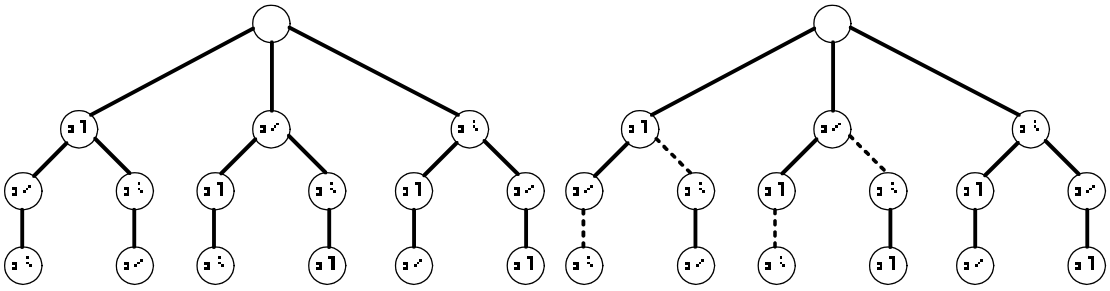
เมือง i ไป j	x_{i1}	x_{i2}	x_{i3}	x_{i4}	x_{i5}
x_{1j}	0	0.23125	0.25625	0.25625	0.25625
x_{2j}	0.25625	0	0.23125	0.25625	0.25625
x_{3j}	0.25625	0.25625	0	0.23125	0.25625
x_{4j}	0.25625	0.25625	0.25625	0	0.23125
x_{5j}	0.25	0.25	0.25	0.25	0

จากตารางที่ 6.4 สังเกตได้ว่ามีการเปลี่ยนแปลงค่าความน่าจะเป็นบนตาราง โดยคู่อันดับของคำตอบดีจะมีค่าความน่าจะเป็นที่เพิ่มมากขึ้น ทำให้มีสิทธิในการเลือกในครั้งต่อไปได้สูง และคำตอบที่ไม่ดีจะมีค่าความน่าจะเป็นลดน้อยลงทำให้มีสิทธิในการเลือกในครั้งต่อไปได้ต่ำ

ตารางที่ 6.4 จะถูกส่งกลับสู่กระบวนการสุ่มเลือกสตริงคำตอบอีกครั้ง ทำให้สตริงคำตอบที่สุ่มออกมาจากตารางมีคำตอบที่ลู่เข้าสู่คำตอบที่ดีอย่างรวดเร็ว ถ้าเกิดมีการทำการคำนวณหลายรอบการทดลอง (Generations) คำตอบจะลู่คงสู่สภาพคงที่ (Stable) ทำให้ได้สตริงที่มีค่าที่ดีตามฟังก์วัตถุประสงค์ สตริงคำตอบที่ได้คำตอบที่ไม่ดีจะมีจำนวนที่น้อยลงหลังจากมีการลดความน่าจะเป็นจนมีค่าเข้าใกล้ 0

6.2 ลักษณะการตัดทอนคำตอบ

วิธีการบรรจวบเป็นวิธีการที่ทำการตัดทอนคำตอบที่คิดว่าเป็นคำตอบที่ไม่ดี เพื่อมุ่งไปสู่เส้นทางที่คิดว่าเป็นเส้นทางที่เหมาะสม ดังนั้นจึงต้องมีการตัดเส้นทางการเดินที่ทำให้คำตอบที่ไม่ดีโดยการลดความน่าจะเป็นและเพิ่มความน่าจะเป็นเมื่อเส้นทางที่เดินไปนั้นเป็นเส้นทางที่เหมาะสม วิธีการทำลักษณะนี้ทำให้มีการตัดทอนเส้นทางการเดินของคำตอบเพื่อให้พื้นที่ในการหาคำตอบแคบลง เส้นทางการเดินที่เหมาะสมจะมีให้เราเลือกตัดสินใจน้อยลง ซึ่งเส้นทางที่เหลือในการเลือกเดิน จะเป็นเส้นทางที่มีความเหมาะสมตามฟังก์วัตถุประสงค์ที่เราสนใจ ดังรูป 6.3 จะเห็นได้ว่าเส้นในการเดินจาก x_1 ไป x_3 และ x_2 ไป x_3 ถูกทำการตัดเส้นทางการเดินเนื่องจากเป็นเส้นทางที่ทำให้ได้คำตอบที่แย่ ทำให้เหลือเส้นทางแรกที่จะเลือกเดินคือ x_3 ไป x_1 หรือ x_2 เท่านั้น เพราะถ้าเลือกเส้น x_1 ไป x_2 เส้นทางจะถูกตัดทิ้งเมื่อจะเดินต่อจาก x_2 ไป x_3 เช่นเดียวกับ x_2 ไป x_1 เส้นทางจะถูกตัดทิ้งเมื่อจะเดินต่อจาก x_1 ไป x_3



ก) ก่อนทำการตัดทอนเส้นทางการเดิน ข) หลังทำการตัดทอนเส้นทางการเดิน

รูปที่ 6.3 ลักษณะเส้นทางในการเลือกคำตอบก่อนและหลังตัดทอนเส้นทางการเดิน

6.3 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ผสมแบบหลายวัตถุประสงค์บนสายการประกอบตัวยูในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี

จากขั้นตอนของวิธีการบรรจวบที่ได้เสนอมาทั้งหมด สามารถนำมาทดลองใช้แก้ปัญหาตัวอย่างผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหา Arcus มีจำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ 5 ชนิด ได้แก่ A, B, C, D และ E มีจำนวน Minimum Part Set (MPS) คือ [5 3 2 1 1] ความยาวของ MPS คือ 12 และมีขั้นงานในการประกอบผลิตภัณฑ์ 111 ขั้นงาน โดยที่ขั้นงานแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ใช้เวลาในการประกอบดังตารางที่ 5.2

6.3.1 การเตรียมข้อมูล (Data Input)

พารามิเตอร์ของวิธีการบรรจวบ ที่เลือกใช้คือ

- จำนวนประชากรเบื้องต้น 5 ตัว
- ค่าในการให้รางวัล(Reward)และค่าในการลงโทษ(Punish)เท่ากับ 0.1

6.3.2 การสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น

การสร้างประชากรเบื้องต้นโดยใช้ตัวดำเนินการคือตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) โดยทำการนำจำนวนแบบผลิตภัณฑ์ทั้งหมด นำมาสร้างตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม ดังนี้

จำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ 5 ชนิด ได้แก่ A, B, C, D และ E มีจำนวน Minimum Part Set (MPS) คือ [5 3 2 1 1] สามารถแปลงได้เป็นสัญลักษณ์ดังนี้ $A_1A_2A_3A_4A_5B_1B_2B_3C_1C_1DE$ โดยสัญลักษณ์ที่ใช้หลังจากการสุ่มอธิบายได้ดังนี้

โดยสัยลักษณ์ A_1 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 1

โดยสัยลักษณ์ A_2 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 2

โดยสัยลักษณ์ A_3 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 3

โดยสัยลักษณ์ A_4 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 4

โดยสัยลักษณ์ A_5 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 5

โดยสัยลักษณ์ B_1 แสดงผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 6

โดยสัยลักษณ์ B_2 แสดงผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 7

โดยสัยลักษณ์ B_3 แสดงผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 8

โดยสัยลักษณ์ C_1 แสดงผลิตภัณฑ์ C ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 9

โดยสัยลักษณ์ C_2 แสดงผลิตภัณฑ์ C ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 10

โดยสัยลักษณ์ D แสดงผลิตภัณฑ์ D ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 11

โดยสัยลักษณ์ E แสดงผลิตภัณฑ์ E ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 12

ซึ่งมีจำนวนความยาวของ MPS (Length of MPS) หรือจำนวนผลิตภัณฑ์ทั้งหมด คือ 12 หน่วย ดังนั้นขนาดของตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมคือ 12 x 12 โดยการกำหนดค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์เริ่มแรก เริ่มต้นค่าความน่าจะเป็นในการถูกสุ่มเลือกเท่ากันทั้งหมดซึ่งมีค่าเท่ากับ $\frac{1}{n-1} = \frac{1}{11} = 0.091$ เมื่อ n คือ จำนวนผลิตภัณฑ์ทั้งหมด

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.5 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_2	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_3	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_4	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_5	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_1	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_2	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_3	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091
C_1	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091
C_2	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091
D	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091
E	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0

จากตารางที่ 6.5 ตารางความน่าจะเป็นร่วมมีขนาดเท่ากับ $n \times n = 12 \times 12$ โดยเส้นทแยงมุมของตารางมีค่าเท่ากับ 0 เพราะว่าไม่มีโอกาสของการถูกสุ่มเลือกแล้วเจอผลิตภัณฑ์ตัวเดิมที่ถูกสุ่มเลือกไปก่อนหน้านี้แล้ว ตัวอย่างเช่น ในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบในการสุ่มครั้งแรกได้ผลิตภัณฑ์ A_4 แสดงว่าในการสุ่มเลือกครั้งต่อไปผลิตภัณฑ์ A_4 ไม่มีโอกาสของการถูกสุ่มเลือกอีกครั้ง ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นในคู่อันดับ (A_4, A_4) เท่ากับ 0 แต่ค่าที่เหลือในแถวที่ A_4 จะมีโอกาสในการถูกสุ่มเลือกหลังจากสุ่มเลือกได้ผลิตภัณฑ์ A_4 โดยการสุ่มครั้งที่สองอาจสุ่มเจอผลิตภัณฑ์ A_1, A_2, A_3, A_5, B_1, B_2, B_3, C_1, C_1, D, E ดังนั้นค่าค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์ในครั้งแรกในแถวของ A_4 เท่ากับ $\frac{1}{n-1} = \frac{1}{11} = 0.091$ เท่ากันหมดในคู่อันดับ (A_4, A_1), (A_4, A_2), …, (A_4, E) ในตารางความน่าจะเป็นร่วม โดยผลรวมของค่าความน่าจะเป็นในแต่ละแถวเท่ากับ 1

ตัวอย่างในการสุ่มเลือกสตริงคำตอบ ซึ่งมีขนาดความยาวของสตริงคำตอบคือ 12 บิท ดังนั้นต้องทำการสุ่มทั้งหมด 12 ครั้ง จึงได้สตริงคำตอบ 1 ตัว โดยสุ่มแบบไม่ใส่คืน สุ่มจากจำนวนผลิตภัณฑ์ที่จะเข้าสายประกอบคือ $A_1A_2A_3A_4A_5B_1B_2B_3C_1C_2DE$ ตัวอย่างในการสุ่มเลือกสตริงคำตอบที่ 1 แสดงดังนี้

สุ่มครั้งแรกได้ B_1 ดังนั้นในตำแหน่งที่ 1 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ B
สุ่มครั้งสองได้ D ดังนั้นในตำแหน่งที่ 2 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ D
สุ่มครั้งสามได้ C_2 ดังนั้นในตำแหน่งที่ 3 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ C
สุ่มครั้งสี่ได้ B_2 ดังนั้นในตำแหน่งที่ 4 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ B
สุ่มครั้งห้าได้ C_2 ดังนั้นในตำแหน่งที่ 5 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ C
สุ่มครั้งหกได้ A_5 ดังนั้นในตำแหน่งที่ 6 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งเจ็ดได้ A_3 ดังนั้นในตำแหน่งที่ 7 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งแปดได้ A_2 ดังนั้นในตำแหน่งที่ 8 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งเก้าได้ A_4 ดังนั้นในตำแหน่งที่ 9 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งสิบได้ B_3 ดังนั้นในตำแหน่งที่ 10 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ B
สุ่มครั้งสิบเอ็ดได้ E ดังนั้นในตำแหน่งที่ 11 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ E
สุ่มครั้งสิบสองได้ A_1 ดังนั้นในตำแหน่งที่ 12 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A

โดยตัวของผลิตภัณฑ์และชิ้นที่ของผลิตภัณฑ์ ต่อไปนี้จะอ้างอิงตามสัญลักษณ์ที่กล่าวข้างต้น ดังนั้นสตริงคำตอบตัวที่ 1 ที่สุ่มได้คือ $B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$ ส่วนสตริงคำตอบที่เหลืออีก 4 ตัว นั้นใช้หลักการวิธีการสุ่มเลือกเดียวกันเหมือนกับการสุ่มสตริงคำตอบที่ 1 ได้สตริงคำตอบจากการสุ่มเลือกทั้งหมดดังนี้

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$
สตริงคำตอบที่ 2 คือ $DB_2A_4C_1B_1A_5C_2B_3EA_3A_2A_1$
สตริงคำตอบที่ 3 คือ $A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$
สตริงคำตอบที่ 4 คือ $A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$
สตริงคำตอบที่ 5 คือ $B_2C_1A_3A_5D\ B_3A_4B_1EA_1\ C_2$

6.3.3 การประเมินค่าสตริงคำตอบ

เมื่อได้สตริงคำตอบที่แสดงถึงลำดับงานเรียบร้อยแล้ว จึงทำการคำนวณหาค่าตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ในงานวิจัยนี้จะทำการหาวัตถุประสงค์ทั้งหมด 2 วัตถุประสงค์ในเวลาเดียวกันคือ เพื่อให้ค่าความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด และเพื่อให้เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด

$$Minimize f_1(x) = \sum_{i=1}^{N} (\sum_{k=2}^{L_i} s_{ik} \times t_{ik}) + t_{i0} \quad (6.4)$$

$$Minimize f_2(x) = \sum_{j=1}^{J} \sum_{s=1}^{S} \left| \; T_{js} - \overline{T} \; \right| \quad (6.5)$$

โดยที่กำหนดให้

$f_1(x)$ คือ เวลาในการปรับตั้งเครื่อง (Setup time)

$f_2(x)$ คือ ความผันแปรของภาระงาน (Absolute Deviation of Workload; ADW)

MPS_i คือ Minimum part set สำหรับงาน (task) i

MS_i คือ ลำดับแบบงาน (Model sequencing) ของงาน i

s_{ik} คือ 1, ถ้าแบบงาน (โมเดล) ที่ตำแหน่ง k ของ MS_i แตกต่างจากแบบงานที่ตำแหน่ง k-1 ของ MS_i ; 0, ที่อื่น

t_{ik} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานที่ i สำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

t_{i0} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานเริ่มต้นสำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

L_i คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่ง MPS_i

N คือ จำนวนผลรวมของงานทั้งหมด

J คือ จำนวนสถานีงาน (Work station)

S คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่งการผลิต MPS

T_{js} คือ จำนวนของงานที่มอบหมายไปสู่สถานีงาน j รอบ (Cycle) ที่ s

$\overline{T}$ คือ รอบเวลาการผลิต (Cycle time)

n คือ จำนวนของผลิตภัณฑ์ใดผลิตภัณฑ์หนึ่งที่ถูกผลิต

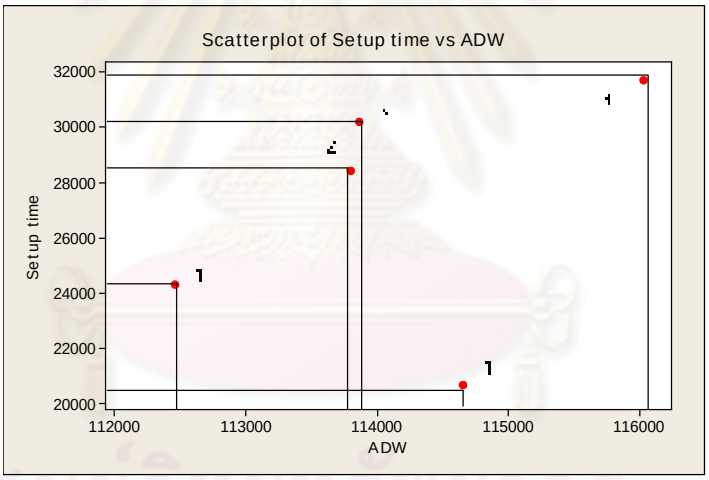
d_i คือ ความต้องการผลิตผลิตภัณฑ์ *i* เมื่อ $i = 1, 2, \ldots, n$

ดังนั้นค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ ดังตารางที่ 6.6

ตารางที่ 6.6 ค่าการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$	24,310	112,460
2	$DB_2A_4C_1B_1A_5C_2B_3EA_3A_2A_1$	28,430	113,800
3	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$	20,680	114,650
4	$A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$	31,690	116,030
5	$B_2C_1A_3A_5D\ B_3A_4B_1EA_1C_2A$	30,180	113,860

ในการกำหนดค่าความแข็งแรง (Fitness Value) ให้แก่สตริงคำตอบ จะใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg โดยค่าอันดับที่ได้นี้จะเป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) โดยขั้นตอนนี้จะได้เส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดี (Frontier) ออกมาหลายกลุ่มตามค่า Dummy Fitness จะได้ค่าดังรูปที่ 6.4 และตารางที่ 6.7



รูปที่ 6.4 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg

ตารางที่ 6.7 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness)

String No.	Strings	Setup time	ADW	Dummy Fitness
1	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$	24,310	112,460	1
2	$DB_2A_4C_1B_1A_5C_2B_3EA_3A_2A_1$	28,430	113,800	2
3	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$	20,680	114,650	1
4	$A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$	31,690	116,030	4
5	$B_2C_1A_3A_5D\ B_3A_4B_1EA_1C_2A$	30,180	113,860	3

6.3.4. การคัดเลือกสตริงคำตอบ

สตริงคำตอบที่มีการกำหนดค่าความแข็งแรงเรียบร้อยแล้ว นำมาทำการคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีคำตอบดี (Good Solution) และสตริงคำตอบที่มีคำตอบไม่ดี (Bad Solution) โดยสตริงคำตอบที่ดีนั้นคัดเลือกเฉพาะสตริงคำตอบที่อยู่ใน Dummy Fitness แรก เท่านั้นในที่นี้คือ สตริงคำตอบที่ 1 และ 3 ส่วนสตริงคำตอบที่ไม่ดีนั้นจะคัดเลือกเฉพาะสตริงคำตอบที่อยู่ใน Front สุดท้าย เท่านั้นในที่นี้คือ สตริงคำตอบที่ 4 เลือกสตริงคำตอบทั้งสองชุดมาเพื่อทำปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม ดังนั้นสตริงคำตอบที่ทำการเลือกในตัวอย่างนี้เมื่อเรียงตามค่าความแข็งแรงจากน้อยไปมากดังตารางที่ 6.8

ตารางที่ 6.8 แสดงการเรียงค่าความแข็งแรงจากน้อยไปมาก

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Selection
1	24,310	112,460	1	Good Solution*
3	20,680	114,650	1	Good Solution*
2	28,430	113,800	2	
5	30,180	113,860	3	
4	31,690	116,030	4	Bad Solution*

6.3.5 ปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นในตารางความน่าจะเป็น

การปรับปรุงความน่าจะเป็นในตารางความน่าจะเป็นร่วมเป็นขั้นตอนที่สำคัญที่สุด เพื่อให้รางวัล (Reward) หรือเพิ่มโอกาสค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์เป็นสตริงคำตอบให้กับสตริงคำตอบที่ดีในรอบต่อไป ในทางกลับกันเพื่อลงโทษ (Punish) หรือลดค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์เป็นสตริงคำตอบให้กับสตริงคำตอบที่ไม่ดีในรอบต่อไป เพื่อกำหนดแนวทางในการสุ่มเลือกสตริงคำตอบในอนาคตให้มีโอกาสสุ่มเลือกเจอสตริงคำตอบที่ดีและหลีกเลี่ยงการสุ่มเลือกเจอสตริงคำตอบที่ไม่ดีเช่นกัน

จากสตริงคำตอบที่คัดเลือกในตาราง สตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี (Good Solution) เป็นสตริงคำตอบที่ 1 และ 3 ส่วนสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ไม่ดี (Bad Solution) เป็นสตริงคำตอบที่ 4

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$ เป็นคำตอบที่ดี

สตริงคำตอบที่ 3 คือ $A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$ เป็นคำตอบที่ดี

สตริงคำตอบที่ 4 คือ $A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$ เป็นคำตอบที่ไม่ดี

โดยนำสตริงคำตอบทั้ง 3 ตัวมาปรับปรุงค่าตารางความน่าจะเป็นร่วมดดยแยกเป็น 2 กรณีดังนี้

6.3.5.1 **กรณีสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี** (Good Solution)

พิจารณา สตริงคำตอบที่ 1 คือ $B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$ ทำการปรับปรุงตารางความน่าจะร่วมจากการเลือกผลิตภัณฑ์อันดับแรก (First Walk Matrix Probability) ซึ่งผลิตภัณฑ์อันดับแรกที่ทำถูกเลือกลง สตริงคำตอบที่ดีตัวที่หนึ่ง คือ ผลิตภัณฑ์ B_1 และผลิตภัณฑ์ลำดับสองที่ทำถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ดีตัวที่หนึ่ง คือ ผลิตภัณฑ์ D ทำการให้รางวัล (Reward) หรือเพิ่มค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวแรกที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ) คือคู่ลำดับ (B_1, D) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม โดยเพิ่มค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ

$$\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$$ (เมื่อ k คือค่าพารามิเตอร์ในการให้รางวัลที่กำหนดไว้เบื้องต้น)

และลดค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับทั้งหมด (รวมทั้งคู่ลำดับ (B_1, D)) ในแถวเดียวกันคือ (B_1, A_1), (B_1, A_2)… (B_1, E) โดยลดค่าความน่าจะเป็นคู่ลำดับละ

$$\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$$ (เมื่อ k คือค่าพารามิเตอร์ในการถูกลงโทษที่กำหนดไว้เบื้องต้น)

ซึ่งมีคู่ลำดับในการถูกลดค่าความน่าจะเป็นทั้งหมด 11 คู่ลำดับ ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นทั้งหมดในการถูกลดเท่ากับ

$$11x\frac{k}{(n-1)^2} = 11x\frac{0.1}{121} = 0.0091$$

ซึ่งค่าดังกล่าวจะมีค่าเท่ากับค่าความน่าจะเป็นที่จะเพิ่มให้คู่ลำดับ (B_1, D) นั้นเอง โดยเริ่มแรกค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับต่างๆ อ้างอิงจากตารางที่ 1 ดังนั้นการคำนวณการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นแบ่งเป็น 2 กรณีดังนี้

กรณีคู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (B_1, D) มีการเพิ่มค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 + 0.0091 = 0.1001$

กรณีคู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (B_1, A_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (B_1, A_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (B_1, A_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (B_1, A_4) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (B_1, A_5) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (B_1, B_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (B_1, B_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (B_1, C_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (B_1, C_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (B_1, D) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1001 - 0.00083 = 0.09927$

ตำแหน่งที่ (B_1, E) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ต่อจากนั้นผลิตภัณฑ์อันดับสามที่ถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ดีตัวแรกต่อจากผลิตภัณฑ์ D คือ ผลิตภัณฑ์ C_2 ดังนั้นจะทำการให้รางวัล (Reward) หรือเพิ่มค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สามที่สุ่มเจอ) ก็คือคู่ลำดับ (D, C_2) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม เท่ากับ $\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$ และลดค่าความน่าจะเป็นคู่ลำดับในตำแหน่ง (D, A_1), (D, A_2)... (D, E) คู่ลำดับละ $\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$ มีค่าดังนี้

คู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (D, C_2) มีการเพิ่มค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 + 0.0091 = 0.1001$

คู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (D, A_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (D, A_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (D, A_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (D, A_4) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (D, A_5) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (D, B_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (D, B_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (D, B_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (D, C_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (D, C_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1001 - 0.00083 = 0.09927$

ตำแหน่งที่ (D, E) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ต่อมาทำการพิจารณาคู่ลำดับที่เหลือที่ถูกสุ่มเจอในสริงคำตอบที่ดีตัวที่ 1 คือ (C_2, B_2), ($B_{2,,}$ C), (C_1, A_5). (A_5, A_3) (A_3, A_2), ($A_{2,}$ A_4), ($A_{4,}$ B_3), ($B_{3,}$ E) และ(E, A_1) ตามลำดับทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมตามตัวอย่างคู่ลำดับข้างต้นจนครบคู่ลำดับของสตริงคำตอบที่ดีตัวแรก ($B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$) และสตริงคำตอบตัวที่ดีตัวสอง ($A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$) ทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมโดยใช้ค่าความความน่าจะเป็นหลังจากปรับปรุงด้วยสตริงคำตอบแรกแล้ว จนครบคู่ลำดับของสตริงคำตอบโดยวิธีการคำนวณการปรับค่าความน่าจะเป็นเหมือนสตริงคำตอบที่ดีตัวแรก ซึ่งค่าความน่าจะเป็นร่วมหลังทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมโดยใช้สตริงคำตอบที่ดีทั้ง 2 ตัวได้ผลดังตารางที่ 6.9

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.9 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.0992	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893
A_2	0.0893	0	0.0893	0.0992	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0992	0.0893	0.0893
A_3	0.0901	0.0992	0	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0992
A_4	0.0893	0.0893	0.0893	0	0.0992	0.0893	0.0893	0.0992	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893
A_5	0.0893	0.0893	0.0992	0.0893	0	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0992	0.0893
B_1	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0	0.0992	0.0901	0.0901	0.0901	0.0992	0.0901
B_2	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0	0.0992	0.0992	0.0893	0.0893	0.0893
B_3	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0	0.0893	0.0893	0.0893	0.0992
C_1	0.0992	0.0893	0.0893	0.0893	0.0992	0.0893	0.0893	0.0893	0	0.0893	0.0893	0.0893
C_2	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0992	0.0992	0.0893	0.0893	0	0.0893	0.0893
D	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0992	0.0992	0	0.0893
E	0.0992	0.0893	0.0893	0.0992	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893	0

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

6.3.5.2. **กรณีสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ไม่ดี** (Bad Solution)

พิจารณา สตริงคำตอบที่ 4 คือ $A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$ เป็นคำตอบที่ไม่ดีจึงทำการปรับปรุงตารางความน่าจะร่วมจากการเลือกผลิตภัณฑ์อันดับแรก (First Walk Matrix Probability) ซึ่งผลิตภัณฑ์อันดับแรกที่ทำถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ไม่ดีตัวที่หนึ่งคือ ผลิตภัณฑ์ A_4 และผลิตภัณฑ์อันดับสองที่ทำถูกเลือกลงสตริงคำตอบคือ ผลิตภัณฑ์ B_2 ในสตริงคำตอบที่ไม่ดี ทำการลงโทษ (Punishment) หรือลดค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวแรกที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ) คือคู่ลำดับ (A_4, B_2) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม โดยลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ

$$\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$$

และเพิ่มค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับทั้งหมด (รวมทั้งคู่ลำดับ (A_4, B_2)) ในแถวเดียวกันคือ (A_4, A_1), (A_4, A_2)… (A_4, E) คู่ลำดับละ

$$\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$$

ซึ่งมีคู่ลำดับในการถูกเพิ่มค่าความน่าจะเป็นทั้งหมด 11 คู่ลำดับ ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นทั้งหมดในการถูกเพิ่มเท่ากับ

$$11x\frac{k}{(n-1)^2} = 11x\frac{0.1}{121} = 0.0091$$

ซึ่งค่าดังกล่าวจะมีค่าเท่ากับค่าความน่าจะเป็นที่ลดจากคู่ลำดับ (B_1, D) นั้นเอง โดยค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับต่างๆ อ้างอิงจากตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมหลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี ตารางที่ 6 ดังนั้นการคำนวณการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นแบ่งเป็น 2 กรณีดังนี้

กรณีคู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (A_4, B_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 - 0.0091 = 0.0802$

กรณีคู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (A_4, A_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (A_4, A_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (A_4, A_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (A_4, A_5) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0992 + 0.00083 = 0.10003$

ตำแหน่งที่ (A_4, B_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (A_4, B_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0802 + 0.00083 = 0.08103$

ตำแหน่งที่ (A_4, B_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0992 + 0.00083 = 0.10003$

ตำแหน่งที่ (A_4, C_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (A_4, C_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (A_4, D) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (A_4, E) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ต่อจากนั้นผลิตภัณฑ์อันดับสามที่ถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ดีตัวที่ 1 คือ ผลิตภัณฑ์ A_1 ดังนั้นจะทำการลงโทษ (Punish) หรือลดค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สามที่สุ่มเจอ) ก็คือคู่ลำดับ (B_2, A_1) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม เท่ากับ $\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$ ซึ่งนำมาเพิ่มค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับในตำแหน่ง (B_2, A_2), (B_2, A_3)... (B_2, E) คู่ลำดับละ $\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$ โดยมีการปรับค่าความน่าจะเป็นดังนี้

คู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (B_2, A_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 - 0.0091 = 0.0802$

คู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (B_2, A_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0802 + 0.00083 = 0.08103$

ตำแหน่งที่ (B_2, A_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (B_2, A_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (B_2, A_4) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (B_2, A_5) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (B_2, B_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (B_2, B_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0992 + 0.00083 = 0.10003$

ตำแหน่งที่ (B_2, C_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0992 + 0.00083 = 0.10003$

ตำแหน่งที่ (B_2, C_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (B_2, D) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (B_2, E) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0893 + 0.00083 = 0.09013$

ต่อมาทำการพิจารณาคู่ลำดับที่เหลือที่ถูกสุ่มเจอในสริงคำตอบที่ไม่ดีตัวที่ 1 (A_1, E), (E, B_3), (B_3, A_5). (A_5, C_1) (C_1, A_3), (A_3, B_1), (B_1, A_2), (A_2, D), และ (D, C_2) ตามลำดับทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมตามตัวอย่างคู่ลำดับข้างต้นจนครบคู่ลำดับของสตริงคำตอบที่ไม่ดี ($A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$) ซึ่งค่าความน่าจะเป็นร่วมหลังทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมโดยใช้สตริงคำตอบที่ไม่ดีได้ผลดังตารางที่ 6.10

ตารางที่ 6.10 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้ว

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.1	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.081
A_2	0.0901	0	0.0901	0.1	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.1	0.081	0.0901
A_3	0.0909	0.1	0	0.0909	0.0909	0.0818	0.0909	0.0909	0.0909	0.0909	0.0909	0.1
A_4	0.0893	0.0893	0.0893	0	0.0992	0.0893	0.081	0.0992	0.0893	0.0893	0.0893	0.0893
A_5	0.0901	0.0901	0.1	0.0901	0	0.0901	0.0901	0.0901	0.081	0.0901	0.1	0.0901
B_1	0.0909	0.0818	0.0909	0.0909	0.0909	0	0.1	0.0909	0.0909	0.0909	0.1	0.0909
B_2	0.081	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0	0.1	0.1	0.0901	0.0901	0.0901
B_3	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.081	0.0901	0.0901	0	0.0901	0.0901	0.0901	0.1
C_1	0.1	0.0901	0.081	0.0901	0.1	0.0901	0.0901	0.0901	0	0.0901	0.0901	0.0901
C_2	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.1	0.1	0.0901	0.0901	0	0.0901	0.0901
D	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.0901	0.1	0.0909	0	0.0901
E	0.1	0.0901	0.0901	0.1	0.0901	0.0901	0.0901	0.081	0.0901	0.0901	0.0901	0

แล้วนำตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม(Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้ว ไปเป็นตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมในการสุ่มหาสตริงคำตอบในรอบต่อไปโดยอาศัยความน่าจะเป็นในการสุ่มตามตารางที่ 7 นี้

6.3.6. การเก็บค่าที่ดีที่สุด

ในการเก็บค่าที่ดีที่สุดในรอบนี้จะนำสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) เท่ากับ 1 ทั้งหมดเข้ามาเก็บค่าไว้ นำมารวมกับสตริงคำตอบที่ทำการจัดเก็บในรอบก่อนหน้า (Previous Best String) และหาคำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ เพื่อทำการกำหนดค่าเชิงกลุ่ม หาค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง(Dummy Fitness) โดยใช้วิธีแบบ Goldberg หรือ Non-dominated Sorting สตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง(Dummy Fitness) เท่ากับ 1 จะถือว่าเป็นสตริงคำตอบที่มีค่าที่ดีที่สุดในปัจจุบัน(Current Best String) ซึ่งสตริงคำตอบที่มีค่าที่ดีที่สุดในปัจจุบันจะกลายไปเป็นสตริงคำตอบที่มีค่าที่ดีที่สุดในรอบก่อน(Previous Best String) ในการพิจารณารอบถัดไป

ในตัวอย่างนี้สมมติให้สตริงคำตอบในรอบก่อนหน้าที่ถูกจัดเก็บไว้ มีจำนวนสตริงคำตอบทั้งหมด 2 สตริงคำตอบ คือ

สตริงคำตอบตัวที่ 1 $C_1A_2A_1B_3B_2A_3A_4A_5DB_1C_2E$

สตริงคำตอบตัวที่ 2 $C_1B_3A_1B_1A_5A_4A_2DC_2EA_3\ B_2$

และมีค่าฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ ดังตารางที่ 6.11

ตารางที่ 6.11 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงคจากสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า

String No.	Strings	Setup Time	ADW
1	$C_1A_2A_1B_3B_2A_3A_4A_5DB_1C_2E$	22,070	113,890
2	$C_1B_3A_1B_1A_5A_4A_2DC_2EA_3B_2$	25,790	111,340

นำสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ดีในรอบปัจจุบัน(Current Good String) 2 สตริงคำตอบมารวมกับสตริงคำตอบที่ถูจัดเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า (Previous Best String) จำนวน 2 สตริงคำตอบ ดังตารางที่ 6.12

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

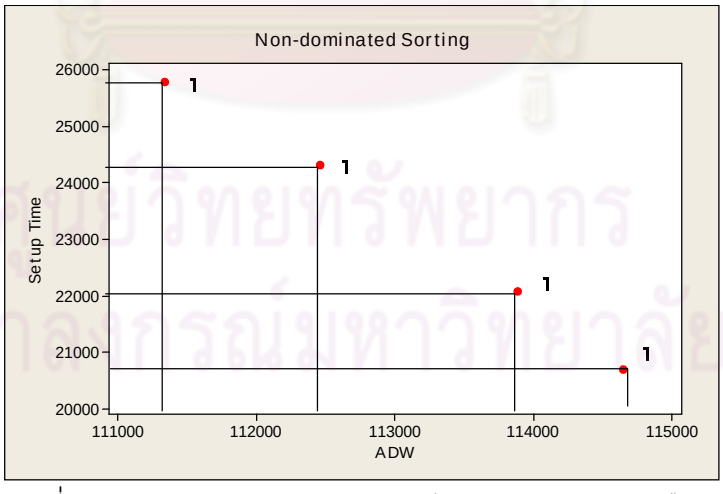
ตารางที่ 6.12 แสดงสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ดีในรอบปัจจุบันรวมกับสตริงคำตอบที่ถูกจัดเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า

ลักษณะสตริงคำตอบ	String No.	Strings
Previous Best String	1	$C_1A_2A_1B_3B_2A_3A_4A_5DB_1C_2E$
	2	$C_1B_3A_1B_1A_5A_4A_2DC_2EA_3B_2$
Current Good String	3	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$
	4	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$

คำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ทั้งหมด 4 สตริงคำตอบ เพื่อนำไปกำหนดอันดับเชิงกลุ่มวิธี Non-dominated Sorting ดังตารางที่ ตารางที่ 6.13 รูปที่ 6.5

ตารางที่ 6.13 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน

ลักษณะสตริงคำตอบ	String No.	Setup Time	ADW
Previous Best String	1	22,070	113,890
	2	25,790	111,340
Current Good String	3	24,310	112,460
	4	20,680	114,650



รูปที่ 6.5 การกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงในการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อเก็บไว้ในรอบปัจจุบัน

ตารางที่ 6.14 สตริงคำตอบที่ถูกคัดเลือกจัดเก็บในรอบปัจจุบัน

String No.	Setup Time	ADW	Dummy Fitness	Selection
1	22,070	113,890	1	Select
2	25,790	111,340	1	Select
3	24,310	112,460	1	Select
4	20,680	114,650	1	Select

จากรูปที่ 6.5 และตารางที่ 6.14 เห็นได้ว่าสตริงคำตอบทั้ง 4 ตัวมีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงเท่ากับ 1หมดทุกตัว ดังนั้นจึงนำค่าสตริงคำตอบทั้งสี่ตัวจัดเก็บไว้ในรอบปัจจุบัน และจะกลายไปเป็นสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้าในรอบต่อไป ถ้าจำนวนรอบนี้มีค่าเท่ากับจำนวนรอบสูงสุดที่กำหนดไว้ สตริงคำตอบที่ทำให้ค่าดีที่สุดเป็นไปตามฟังก์วัตถุประสงค์ จะเป็นสตริงคำตอบของปัญหาดังกล่าว

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

6.4 การพัฒนาวิธีการบรรจวบ

งานวิจัยนี้ได้มีการประยุกต์วิธีการบรรจวบให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นกว่าวิธีการบรรจวบแบบปกติ โดยการนำมาร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม หรือ M-NSGA II เข้าไปในโครงสร้างหลักของวิธีการบรรจวบแบบปกติในการค้นหาคำตอบของปัญหา จึงเรียกชื่อวิธีการใหม่นี้ว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม (Combinatorial Optimization with Coincidence plus Memetic Algorithm: COIN plus M-NSGA II)

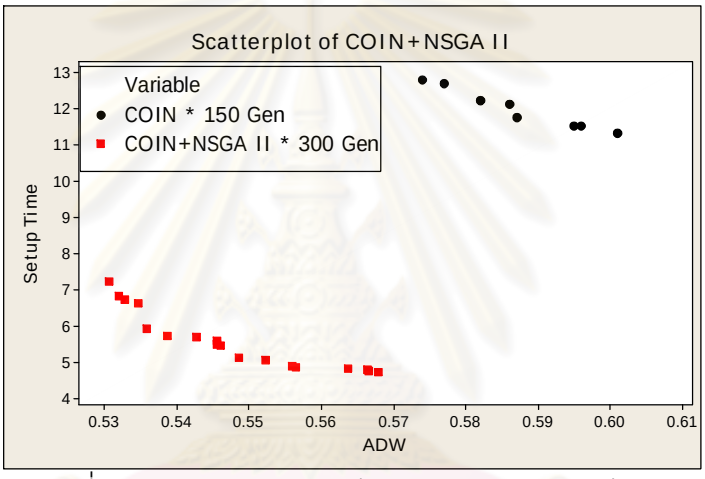
6.5 หลักการและแนวความคิดการพัฒนาอัลกอริทึมการบรรจวบ

วิธีการบรรจวบที่ได้กล่าวข้างต้นนั้นพบว่ามีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่รวดเร็ว เนื่องมาจากการจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันแล้วส่งผลให้สตริงคำตอบมีคำตอบที่ดีที่สุด และยังตัดทอนการจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันแล้วส่งผลให้สตริงคำตอบมีคำตอบที่ไม่ดี เพื่อไม่ให้เกิดขึ้นในเจนเนอเรชั่นถัดไป แต่เนื่องจากวิธีการบรรจวบยังมีข้อเสียอยู่ประการหนึ่งคือ การจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันที่ผิดพลาดจากการสุ่มหาลำดับผลิตภัณฑ์ตั้งแต่เริ่มต้น ทำให้มีลักษณะในการหาทิศทางคำตอบที่ไม่ดีเท่าที่ควรได้ และอีกประการหนึ่งคือคำตอบที่ได้ขาดการกระจายและความหลากหลายของคำตอบเมื่อเทียบกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จึงทำให้มีแนวคิดในการที่จะใช้เมมเมติกอัลกอริทึมมาร่วมด้วยเพื่อที่จะกระจายคำตอบทำให้เกิดคำตอบที่หลากหลายมากขึ้น และยังช่วยป้องกันกรณีการจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันที่ผิดพลาดจากการสุ่มหาลำดับผลิตภัณฑ์ตั้งแต่เริ่มต้น เพราะในขั้นตอนของเมมเมติกอัลกอริทึมมีวิธีการค้นหาเฉพาะที่ (Local Search) ช่วยในการดึงคำตอบที่ติดอยู่ในค่าคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ (Local Optimal) ได้

เมื่อมองถึงข้อดีของ เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II พบว่าเป็นการกระบวนในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสม และมีประสิทธิภาพทำให้เกิดคำตอบที่หลากหลาย เช่น การคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดี (Binary Tournament) ที่ทำการเลือกสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเข้าสู่การผสมพันธุ์ (Mating Pool) ช่วยทำให้คำตอบที่ดีมีการพัฒนาให้เกิดคำตอบที่ดีขึ้น การครอสโอเวอร์ (Crossover) เป็นการช่วยทำให้ได้คำตอบที่หลากหลายจากการแลกเปลี่ยนโครโมโซมกันระหว่างสตริงคำตอบ การมิวเตชั่น (Mutation) เป็นวิธีที่ทำให้สตริงคำตอบเกิดการผ่าเหล่า ทำให้สตริงคำตอบที่คิดว่าเป็นสตริงคำตอบที่ดี เกิดการเปลี่ยนแปลง และข้อดีของอัลกอริทึม M-NSGA-II ที่มีวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ช่วยในการดึงคำตอบที่ติดอยู่ในค่าคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ (Local Optimal) ได้ และช่วยให้คำตอบมีการลู่เข้าสู่คำตอบที่เหมาะสม (Optimal Solution) มากขึ้น

แต่ถึงอย่างไรก็ตามก็ได้มีการทดลองนำเอา วิธีการที่มีประสิทธิภาพต่างๆ ที่มีอยู่เข้ามาพัฒนาร่วมกับวิธีการบรรจวบ เพื่อหาว่าวิธีการใดที่เหมาะสมที่จะพัฒนาและประยุกต์ใช้กับวิธีการบรรจวบซึ่ง โดยจะนำเอาผลคำตอบของวิธีการบรรจวบในปัญหาตัวอย่างการทดลอง Set 1 ซึ่งถือว่าเป็นปัญหาใหญ่ที่มีการเห็นประสิทธิภาพได้อย่างชัดเจน รันด้วยโปรแกรมรอไว้ 150 รอบ ได้ผลแล้วนำไปเป็นข้อมูลเข้า (Input) ให้วิธีการต่างๆ ได้รันด้วยโปรแกรมต่อ แล้วนำผลนั้นมาเปรียบเทียบกันผลการทดลองเป็นดังนี้

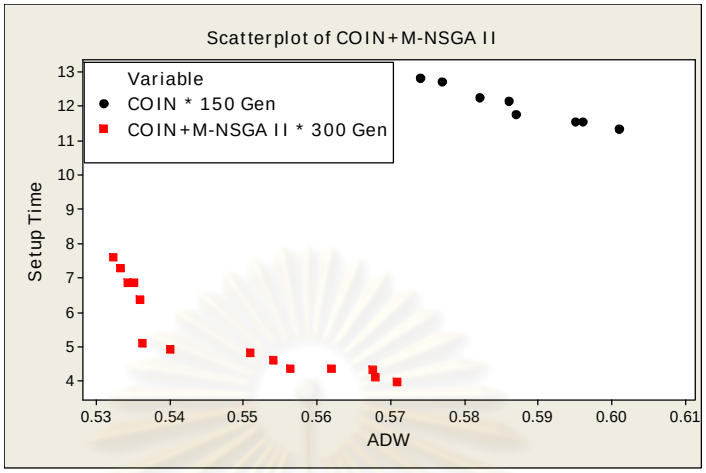
6.5.1 **การทดลองนำเอาเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA II เข้ามาร่วมกับวิธีการบรรจวบ** ได้ผลดังรูปที่ 6.6



รูปที่ 6.6 แสดงผลคำตอบวิธีการบรรจวบร่วมกับวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA II ($x10^4$)

จากรูปที่ 6.6 จะเห็นได้ว่าลักษณะคำตอบจะมีความกระจาย และหลากหลายมากยิ่งขึ้นกว่าคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ 150 รอบ

6.5.2 **การทดลองนำเอาเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II เข้ามาร่วมกับวิธีการบรรจวบ** ได้ผลดังรูปที่ 6.7



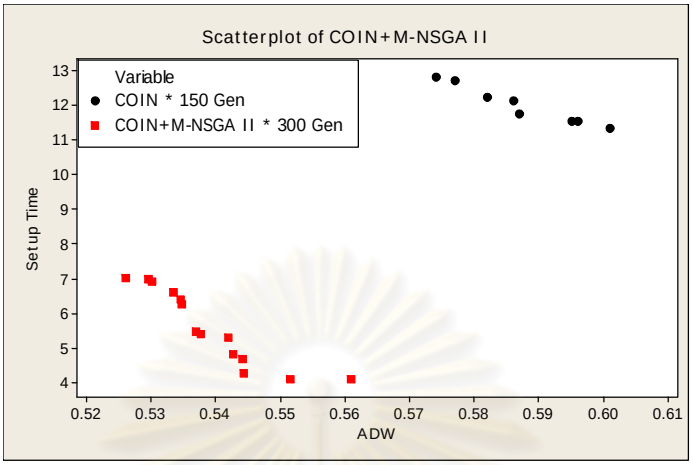
รูปที่ 6.7 แสดงผลคำตอบวิธีการบรรจวบร่วมกับวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ($x10^4$)

จากรูปที่ 6.7 จะเห็นได้ว่าลักษณะคำตอบจะมีความกระจาย และหลากหลายมากยิ่งขึ้นกว่าคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ 150 รอบ แต่ในโครงสร้างของเมมเมติกอัลกอริทึมตามขั้นตอนที่นำเสนอจากบทที่ 5 แล้วนั้นมีการวางตำแหน่งการค้นหาเฉพาะที่ 2 ตำแหน่งคือ

1. วางไว้หลังขั้นตอนการสร้างประชากรเบื้องต้น
2. วางไว้หลังขั้นตอนวิธีการมิวเทชั่น

ดังนั้นจึงทำการทดลองวางตำแหน่งการค้นหาเฉพาะที่ไว้เพียงตำแหน่งเดียวคือ วางไว้หลังขั้นตอนวิธีการมิวเทชั่น เพราะว่าในการวางไว้หลังขั้นตอนการสร้างประชากรเบื้องต้นไม่ค่อยจำเป็นในการประยุกต์ร่วมกับวิธีการบรรจวบ เพราะวิธีการบรรจวบได้ส่งค่าคำตอบที่ลู่เข้าคำตอบที่ดีได้อย่างรวดเร็ว แต่ยังขาดการกระจาย และความหลากหลายของคำตอบจึงต้องการเพียงทำให้คำตอบสุดท้าย (Final Solution) ที่ได้มีลักษณะที่ลู่เข้าสู่คำตอบที่ดีที่สุด (Optimal Solution) และมีการกระจายคำตอบที่ดีด้วย และอีกประการหนึ่งคือการลดขั้นตอนการค้นหาเฉพาะที่ได้หนึ่งขั้นตอน ก็จะสามารถลดเวลาในการค้นหาคำตอบให้น้อยลงด้วย ดังนั้นจึงทำการทดลองนำเอาวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ดังกล่าว มาทดลองแก้ปัญหาดังนี้

6.5.3 **การทดลองนำเอาเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ที่มีการค้นหาเฉพาะที่เพียงตัวเดียวเข้ามาร่วมกับวิธีการบรรจวบ** ได้ผลดังรูปที่ 6.8

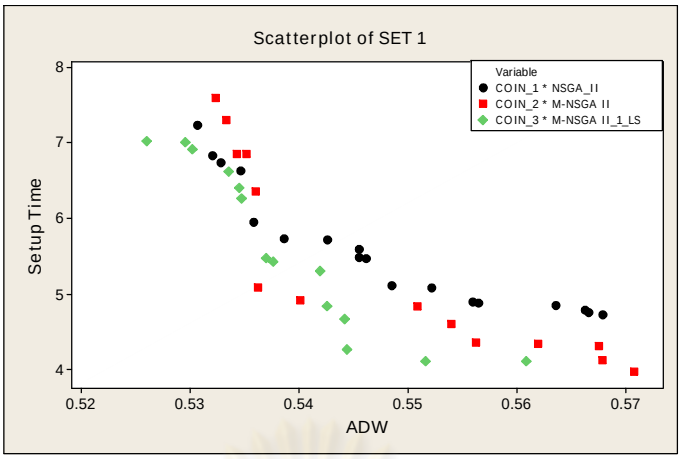


รูปที่ 6.8 แสดงผลคำตอบวิธีการบรรจวบร่วมกับวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึม แบบ M-NSGA II ที่มีการค้นหาเฉพาะที่เพียงตัวเดียว ($x10^4$)

จากรูปที่ 6.8 จะเห็นได้ว่าลักษณะคำตอบจะมีความกระจาย และหลากหลายมากยิ่งขึ้นกว่าคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ 150 รอบ

6.5.4 **ทำการเปรียบเทียบการพัฒนาทั้ง 3 วิธี**

หลังจากที่ได้ผลลัพธ์ของคำตอบทั้ง 4 วิธีการ จะนำมาเปรียบเทียบกับ Approximate true-Pareto Optimal Frontier เพื่อคำนวณหาตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ได้ผลดังรูปที่ 6.9 และตารางที่ 8.1



รูปที่ 6.9 การเปรียบเทียบคำตอบหลังจากรันวิธีการบรรจวบ
จำนวน 150 รอบ ทั้ง 3 วิธีการ

ตารางที่ 6.15 การเปรียบเทียบตัววัดสมรรถนะหลังจากรันวิธีการบรรจวบ

Performance Measurement	Algorithms		
	COIN+NSGA II	COIN+M-NSGA II (1 LS)	COIN+M-NSGA II
Convergence	0.1288	0.0353	0.0777
Spread	0.6078	0.5865	0.5046
Ratio of solution	0.1667	0.7857	0.2143

จากรูปที่ 6.9 และตารางที่ 6.15 พบว่าพบว่าวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ที่ใช้การค้นหาเฉพาะที่เพียง 1 ตัว ได้ผลลัพธ์ของคำตอบในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ดีกว่าทุกวิธีการ ดังนั้นจึงนำเอาเมมเมติกอัลกอริทึมที่ใช้การค้นหาเฉพาะที่เพียง 1 ตัวมาร่วมกับวิธีการบรรจวบ แต่ใช้ชื่อเดิมว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ต่อไป

6.6 วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกแบบ M-NSGA II

จากข้างต้นนั้นแนวคิดหลักของวิธีการบรรจวบนั้นจะทำการค้นหาคำตอบ โดยเป็นการเปรียบเสมือนการจดจำลำดับผลิตภัณฑ์และเส้นทางการเดินของสตริงคำตอบที่จะทำให้ได้คำตอบที่ดี และการสร้างสตริงคำตอบจะสร้างมาจากตารางค่าความน่าจะเป็น ที่เป็นตารางที่ใช้ในการเลือกผลิตภัณฑ์หรือเส้นทางลงบนลำดับตำแหน่งในสตริงคำตอบ ตารางความน่าจะเป็นจะมีการ

ปรับปรุงอยู่ทุก ๆ รอบ ทำให้ค่าความน่าจะเป็นของผลิตภัณฑ์หรือเส้นทางที่ทำให้สตริงคำตอบที่มีค่าที่ดี(Good Solution) จะมีค่าความน่าจะเป็นในตารางค่าความน่าจะเป็นสูง ผลิตภัณฑ์และเส้นทางนั้นจะมีโอกาสถูกเลือกลงสตริงคำตอบในรอบถัดไปสูงกว่าผลิตภัณฑ์อื่นๆ แต่บางครั้งการจดจำผลิตภัณฑ์หรือเส้นทางอาจจะเกิดการหลงทาง (Astray) คำตอบที่ได้มาจึงเป็นคำตอบที่ไม่ใช่คำตอบที่เหมาะสมที่สุด (Optimal Solution) จึงทำการพัฒนาอัลกอริทึมการบรรจวบให้มีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่มากขึ้นโดยการรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึม M-NSGA-II ที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดจากการทดลองข้างต้น

วิธีการการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกแบบ M-NSGA-II (Combinatorial Optimization with Coincidence plus Memetic Algorithm: COIN plus M-NSGA II) มีโครงสร้างการคำนวณเหมือนกับ วิธีการบรรจวบและเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ที่ได้กล่าวไว้ในบทนี้และบทที่ 5 ซึ่งจะทำการคำนวณในวิธีการบรรจวบก่อน ในช่วงเจนเนอเรชั่นที่เหมาะสมก่อน เพื่อคัดกรองคำตอบให้ได้คำตอบที่ดีที่สุดอย่างรวดเร็ว แต่อาจจะตัดทอนคำตอบอื่นๆด้วย และนำคำตอบที่ทำการคัดกรองเท่ากับจำนวน *popsize* ตัว นำมาผ่านกระบวนการของเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ในจำนวนเจนเนอเรชั่นที่เหมาะสม วิธีการทำเช่นนี้จะช่วยให้ได้คำตอบที่ดีที่ขึ้นกว่าเดิมและยังช่วยให้มีคำตอบที่หลากหลายมากกว่าการใช้อัลกอริทึมการบรรจวบเพียงอย่างเดียว เนื่องจากกระบวนการใน M-NSGA II เป็นกระบวนการที่ช่วยทำให้คำตอบมีความหลากหลายและมีประสิทธิภาพ โดยมีการครอสโอเวอร์ การมิวเตชั่น และการค้นหาเฉพาะที่หลังการทำมิวเตชั่นเพื่อช่วยดึงคำตอบที่ติดอยู่ในตำแหน่งที่เหมาะสม (Local Optimal) ออกมาได้

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

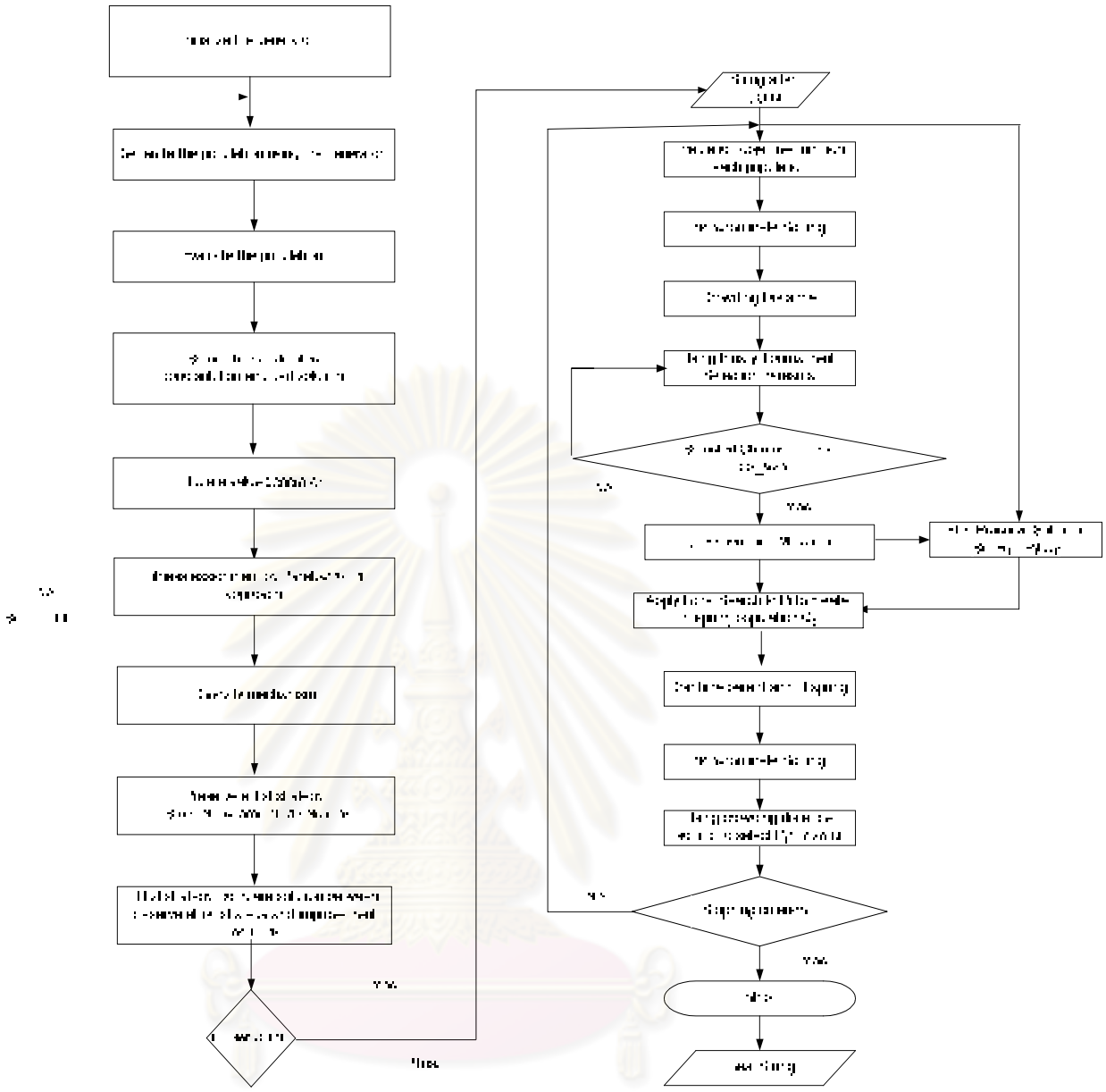
6.7 โครงสร้างของวิธีการบรรจวบร่วมกับ M-NSGA-II สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู

โครงสร้างจะเป็นการนำโครงสร้างอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับอัลกอริทึม M-NSGA-II ซึ่งมีโครงสร้างหลัก ประกอบด้วย 15 ขั้นตอน

1. **Initialize the generator:** สร้างตัวดำเนินการเริ่มแรก โดยการสร้างตารางความน่าจะเป็น (Matrix Probability) สำหรับการตัดสินเลือกผลิตภัณฑ์
2. **Generate the population:** สร้างประชากรเบื้องต้นโดยใช้ตัวดำเนินการ ขั้นตอนนี้จะทำการเลือกผลิตภัณฑ์มาจากตารางความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) และตารางความน่าจะเป็นสำหรับการเลือกผลิตภัณฑ์อันดับแรก (First Walk Matrix Probability) เพื่อใช้ในการเลือกผลิตภัณฑ์อันดับแรก
3. **Evaluate the population:** คำนวณและประเมินผลประชากร จะคำนวณค่าตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้ ตามวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้
4. **Select the candidates:** การคัดเลือกสตริงคำตอบ ซึ่งจะทำการเลือกสตริงคำตอบที่คำนวณได้ โดยจะทำการเลือกสตริงคำตอบสองลักษณะคือ สตริงคำตอบที่ถือเป็นคำตอบที่ดี (Good Solution) และสตริงคำตอบที่ถือเป็นคำตอบที่ไม่ดี (Bad Solution) เพื่อทำการปรับปรุงตารางความน่าจะเป็น
5. **Update Matrix Probability:** ปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นในตารางความน่าจะเป็นโดยสตริงคำตอบที่ดีซึ่งจะทำการให้รางวัล (Reward) กับตารางความน่าจะเป็น และสตริงคำตอบที่ไม่ดีจะทำการลงโทษ (Punish) กับตารางความน่าจะเป็น
6. **Strategies to maintain elitist solutions in the population:** เป็นเทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุด โดยทำการนำสตริงคำตอบที่ดีมาทำการรวมกับสตริงคำตอบที่ทำการจัดเก็บไว้ในแต่ละรอบ
7. **Pareto Based Approach** : กำหนดค่าความแข็งแรงให้กับสตริงคำตอบแต่ละตัวด้วยวิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด สตริงคำตอบที่ดีที่สุดจะมีอันดับที่ในการจัดอันดับต่ำที่สุด
8. **Diversity Information** : คำนวณค่าความหนาแน่นของสมาชิกประชากรคำตอบ
9. **Selection** : คัดเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงมาก และมีค่าความหนาแน่นมาก โดยเลือกเก็บสตริงคำตอบที่ดีที่สุดจำนวนเท่ากับประชากร *popsize* ตัว
10. **Evaluation** : ประชากรที่ได้รับการคัดเลือก *popsize* ตัว จะทำการคำนวณหาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ และกำหนดค่าเชิงกลุ่มวิธีที่ดีที่สุดและค่าความหนาแน่น

11. Selection : เป็นกระบวนการในการคัดเลือกประชากรที่มีความเหมาะสมมากเพื่อนำไปทำการผสมพันธุ์
12. Crossover : เป็นการสร้างประชากรตัวใหม่จากการแลกเปลี่ยนชิ้นส่วนระหว่างสตริงคำตอบ 2 ตัว
13. Mutation : เป็นการสร้างประชากรตัวใหม่โดยการย้ายค่าบางตำแหน่งภายในสตริงคำตอบ
14. Local Search : ช่วยดึงคำตอบที่ติดอยู่ในตำแหน่งที่เหมาะสม (Local Optimal) ออกมา
15. Elite Preserve Strategy : เป็นการเก็บค่าที่ดีที่สุดที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างประชากรที่สร้างใหม่ กับประชากรที่ดีที่สุดตัวเดิม เพื่อนำประชากรในที่นี้กลับไปเป็นประชากรเริ่มต้น ในเจนเนอเรชั่นในรอบถัดไป โดยโครงสร้างทั้งหมดดังรูปที่ 6.10

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 6.10 โครงสร้างอัลกอริทึมการบรรจบรวมกับ M-NSGA-II

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

6.8 ขั้นตอนวิธีการอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ NSGA-II และ M-NSGA-II สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีลักษณะตัวยู

จากโครงสร้างหลักของอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ NSGA-II และ M-NSGA-II สามารถแบ่งย่อย ได้ดังนี้

1. Data Input : รับข้อมูลนำเข้าต่าง ๆ ได้แก่ เวลาทำงานรวมของแต่ละขั้นงาน จำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ และความต้องการในการผลิต (Demand) แต่ละชนิด
2. Representation & Initialization : นำข้อมูลนำเข้าต่าง ๆ มาสร้างคำตอบเบื้องต้นอย่างสุ่ม จำนวน *popsize* ตัว โดยผ่านกระบวนการใส่รหัสคำตอบ(Representation) และการสร้างประชากรคำตอบเบื้องต้น(Initial Population)
3. Evaluation : คำนวณและประเมินผลประชากร จะคำนวณค่าตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้ ตามวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้
4. Pareto Based Approach : ใช้เทคนิควิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดในการกำหนดความแข็งแรงให้กับประชากรคำตอบ ในขั้นตอนการทำงานนี้จะทำให้ประชากรคำตอบถูกแบ่งออกเป็น กลุ่มที่คำตอบดีที่สุด กลุ่มที่คำตอบปานกลาง และกลุ่มที่คำตอบไม่ดี
5. Density Information : คำนวณค่าความหนาแน่นให้กับประชากรคำตอบ
6. Selection : เรียงค่าความแข็งแรงจากน้อยไปมาก ทำการเลือกสตริง Rank อันดับแรกเป็นสตริงคำตอบที่ดี (Good Solution) และ Rank อันดับสุดท้าย เป็นสตริงคำตอบที่ไม่ดี (Bad Solution) โดยตัดคำตอบปานกลางทิ้งไป
7. Update Matrix Probability: ปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นในตารางความน่าจะเป็นโดยสตริงคำตอบที่ดีจะทำการให้รางวัล (Reward) กับตารางความน่าจะเป็น และสตริงคำตอบที่ไม่ดีจะทำการลงโทษ (Punish) กับตารางความน่าจะเป็น
8. Strategies to maintain elitist solution in the population : เปรียบเทียบประชากรคำตอบที่เก็บไว้ในรอบก่อนหน้ากับสตริงคำตอบที่ดีที่สุดในรอบนี้ เก็บคำตอบที่เป็น Non-dominated Solution แทนที่คำตอบที่ดีที่สุดตัวเดิม จำนวน *popsize* ตัว
9. Stop COIN: หยุดกระบวนการค้นหาคำตอบเมื่อจำนวนรอบเท่ากับจำนวนรอบที่กำหนดในการรันวิธีการบรรจวบ และนำคำตอบใน Strategies to maintain elitist solutions in the population มาเป็นกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด เพื่อเป็นประชากรเบื้องต้นในการรันเมมเมติกแบบ M-NSGA II หลังจากขั้นตอนนี้
10. Evaluation คำนวณและประเมินผลประชากร จะคำนวณค่าตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้ ตามวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้

11. **Pareto Based Approach** : ใช้เทคนิควิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุดในการกำหนดความแข็งแรงให้กับประชากรคำตอบ ในขั้นตอนการทำงานนี้จะทำให้ประชากรคำตอบถูกแบ่งออกเป็นกลุ่ม
12. **Density Information** : คำนวณค่าความหนาแน่นให้กับประชากรคำตอบ
13. **Selection** : คัดเลือกคำตอบที่ดีเข้าสู่ Mating Pool โดยคำตอบที่มีความแข็งแรงมากและมีค่าความหนาแน่นมากจะมีโอกาสในการถูกเลือกสูง
14. **Crossover** : ทำการจับคู่คำตอบที่อยู่ใน Mating Pool และทำการครอสโอเวอร์ด้วยความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์
15. **Mutation** : ทำการมิวเทชั่นสตริงคำตอบด้วยความน่าจะเป็นในการทำมิวเทชั่น
16. **Local Search : เป็นการค้นหาเฉพาะที่เพื่อดึงคำตอบที่ติดอยู่ในคำตอบที่ดีเฉพาะที่ (Local Optimal) ที่เกิดขึ้นหลังการทำมิวเทชั่น**
17. **Combination population** : รวมประชากรคำตอบรุ่นพ่อแม่ที่ได้รับการปรับปรุงคำตอบด้วยฮิวริสติกแบบการค้นหาเฉพาะที่ และประชากรคำตอบรุ่นลูกที่ได้รับการปรับปรุงจากการค้นหาเฉพาะที่เช่นเดียวกัน
18. **Selection next population** : คัดเลือกประชากรคำตอบสำหรับเจนเนอเรชั่นถัดไปจากหลักการ Non-dominated Sorting และ Crowding Distance ประชากรคำตอบที่มีอันดับหนึ่งจะมีโอกาสได้รับเลือกไปเป็นประชากรคำตอบในเจอเนอเรชั่นถัดไปสูงเป็นอันดับแรก และมีโอกาสลดหลั่นลงมาตามอันดับที่ ถ้าจำนวนประชากรคำตอบในอันดับใดมีจำนวนน้อยกว่าจำนวนประชากรคำตอบที่เหลืออยู่ จะคัดเลือกโดยการพิจารณา Crowding Distance ที่มีค่ามาก และดำเนินการในขั้นตอนนี้จนกระทั่งครบจำนวน *popsize* ตัว
19. **Strategies to maintain elitist solution in the population** : เก็บกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งจะทำการปรับปรุง (Update) ในทุก ๆ เจนเนอเรชั่นเพื่อเปรียบเทียบประชากรคำตอบรุ่นพ่อแม่ และประชากรคำตอบรุ่นลูก และเก็บคำตอบที่เป็น Non-dominated Solution แทนที่คำตอบที่ดีที่สุดตัวเดิม แล้วนำประชากรคำตอบนั้นไปเป็นคำตอบรุ่นพ่อแม่ในเจนเนอเรชั่นถัดไป จำนวน *popsize* ตัว
20. **Stopping Criteria** : ดูว่าการคำนวณนั้นครบจำนวนสูงสุดของคำตอบที่ต้องหา และค่าฟังก์ชันหรือจำนวนรอบของวิธี M-NSGA II ที่กำหนดไว้หรือไม่ ถ้าน้อยกว่าให้กลับไปทำข้อ 10-18 ใหม่ และถ้ามากกว่าให้ทำการในข้อที่ 21
21. **Stop**: หยุดกระบวนการค้นหาคำตอบ และนำคำตอบใน Strategies to maintain elitist solution in the population มาเป็นกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดในปัญหานั้น

6.9 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้วิธีการคอยน์ร่วมกับเมมเมติกในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ผสมบนสายการประกอบแบบตัวยูในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี

ตัวอย่างการแก้ปัญหาผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหา ARCUS ซึ่งมีจำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ 5 ชนิด ได้แก่ A, B, C, D และ E มีจำนวน Minimum Part Set (MPS) คือ [5 3 2 1 1] ความยาว (Length) ของ MPS คือ 12 โดยที่ขั้นงานแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ใช้เวลาในการประกอบดังตารางที่ 5.2

6.9.1 พารามิเตอร์ของอัลกอริทึมการบรรจวบ ที่เลือกใช้คือ

- จำนวนประชากรเบื้องต้น 5 ตัว
- จำนวนสตริงคำตอบที่ถูกคัดเลือกในการปรับปรุงตารางความน่าจะเป็นเท่ากับ 0.2
- ค่าให้รางวัล(Reward)และค่าลงโทษ(Punish)เท่ากับ 0.15
- วิธีการครอสโอเวอร์แบบ mod OX
- วิธีการมิวเตชั่นแบบ Reciprocal Exchange Mutation
- ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ 0.5
- ความน่าจะเป็นในการมิวเตชั่น 0.05
- ความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ 0.6

6.9.2 การสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น

การสร้างประชากรเบื้องต้นโดยใช้ตัวดำเนินการคือตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) โดยทำการนำจำนวนแบบผลิตภัณฑ์ทั้งหมด นำมาสร้างตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม ดังนี้

จำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ 5 ชนิด ได้แก่ A, B, C, D และ E มีจำนวน Minimum Part Set (MPS) คือ [5 3 2 1 1] สามารถแปลงได้เป็นสัญลักษณ์ดังนี้ $A_1A_2A_3A_4A_5B_1B_2B_3C_1C_1DE$ โดยสัญลักษณ์ที่ใช้หลังจากการสุ่มอธิบายได้ดังนี้

โดยสัยลักษณ์ A_1 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 1

โดยสัยลักษณ์ A_2 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 2

โดยสัยลักษณ์ A_3 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 3

โดยสัยลักษณ์ A_4 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 4

โดยสัยลักษณ์ A_5 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 5

โดยสัยลักษณ์ B_1 แสดงผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 6

โดยสัยลักษณ์ B_2 แสดงผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 7

โดยสัยลักษณ์ B_3 แสดงผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 8

โดยสัยลักษณ์ C_1 แสดงผลิตภัณฑ์ C ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 9

โดยสัยลักษณ์ C_2 แสดงผลิตภัณฑ์ C ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 10

โดยสัยลักษณ์ D แสดงผลิตภัณฑ์ D ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 11

โดยสัยลักษณ์ E แสดงผลิตภัณฑ์ E ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 12

ซึ่งมีจำนวนความยาวของ MPS (Length of MPS) หรือจำนวนผลิตภัณฑ์ทั้งหมด คือ 12 หน่วย ดังนั้นขนาดของตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมคือ 12 x 12 โดยการกำหนดค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์เริ่มแรก เริ่มต้นค่าความน่าจะเป็นในการถูกสุ่มเลือกเท่ากันทั้งหมดซึ่งมีค่าเท่ากับ $\frac{1}{n-1} = \frac{1}{11} = 0.091$ เมื่อ n คือ จำนวนผลิตภัณฑ์ทั้งหมด

ตารางที่ 6.16 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_2	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_3	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_4	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_5	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_1	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_2	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_3	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091
C_1	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091
C_2	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091
D	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091
E	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0

จากตารางที่ 6.16 ตารางความน่าจะเป็นร่วมมีขนาดเท่ากับ $n \times n = 12 \times 12$ โดยเส้นทแยงมุมของตารางมีค่าเท่ากับ 0 เพราะว่าไม่มีโอกาสของการถูกสุ่มเลือกแล้วเจอผลิตภัณฑ์ตัวเดิมที่ถูกสุ่มเลือกไปก่อนหน้านี้แล้ว ตัวอย่างเช่น ในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบ ในการสุ่มครั้งแรกได้ผลิตภัณฑ์ A_4 แสดงว่าในการสุ่มเลือกครั้งต่อไปผลิตภัณฑ์ A_4 ไม่มีโอกาสของการถูกสุ่มเลือกอีกครั้ง ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นในคู่อันดับ (A_4, A_4) เท่ากับ 0 แต่ค่าที่เหลือในแถวที่ A_4 จะมีโอกาสในการถูกสุ่มเลือกหลังจากสุ่มเลือกได้ผลิตภัณฑ์ A_4 โดยการสุ่มครั้งที่สองอาจสุ่มเจอผลิตภัณฑ์ A_1, A_2, A_3, A_5, B_1, B_2, B_3, C_1, C_1, D, E ดังนั้นค่าค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์ในครั้งแรกในแถวของ A_4 เท่ากับ $\frac{1}{n-1} = \frac{1}{11} = 0.091$ เท่ากันหมดในคู่อันดับ (A_4, A_1), (A_4, A_2), …, (A_4, E) ในตารางความน่าจะเป็นร่วม โดยผลรวมของค่าความน่าจะเป็นในแต่ละแถวเท่ากับ 1

ตัวอย่างในการสุ่มเลือกสตริงคำตอบ ซึ่งมีขนาดความยาวของสตริงคำตอบคือ 12 บิท ดังนั้นต้องทำการสุ่มทั้งหมด 12 ครั้ง จึงได้สตริงคำตอบ 1 ตัว โดยสุ่มแบบไม่ใส่คืน สุ่มจากจำนวนผลิตภัณฑ์ที่จะเข้าสายประกอบคือ $A_1A_2A_3A_4A_5B_1B_2B_3C_1C_2DE$ ตัวอย่างในการสุ่มเลือกสตริงคำตอบที่ 1 แสดงดังนี้

สุ่มครั้งแรกได้	C_2	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 1 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ C
สุ่มครั้งสองได้	A_5	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 2 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งสามได้	D	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 3 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ D
สุ่มครั้งสี่ได้	B_3	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 4 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ B
สุ่มครั้งห้าได้	B_1	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 5 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ B
สุ่มครั้งหกได้	A_1	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 6 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งเจ็ดได้	B_2	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 7 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ B
สุ่มครั้งแปดได้	C_1	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 8 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ C
สุ่มครั้งเก้าได้	A_3	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 9 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งสิบได้	A_2	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 10 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งสิบเอ็ดได้	E	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 11 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ E
สุ่มครั้งสิบสองได้	A_4	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 12 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A

โดยตัวของผลิตภัณฑ์และชิ้นที่ของผลิตภัณฑ์ ต่อไปนี้จะอ้างอิงตามสัญลักษณ์ที่กล่าวข้างต้น ดังนั้นสตริงคำตอบตัวที่ 1 ที่สุ่มได้คือ $C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$ ส่วนสตริงคำตอบ

ที่เหลืออีก 4 ตัว นั้นใช้หลักการวิธีการสุ่มเลือกเดียวกันเหมือนกับการสุ่มสตริงคำตอบที่ 1 ได้สตริงคำตอบจากการสุ่มเลือกทั้งหมดดังนี้

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$

สตริงคำตอบที่ 2 คือ $C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$

สตริงคำตอบที่ 3 คือ $A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$

สตริงคำตอบที่ 4 คือ $A_3B_2A_5A_2EC_2B_3DB_1A_4C_1A_1$

สตริงคำตอบที่ 5 คือ $A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$

6.9.3 การประเมินค่าสตริงคำตอบ

เมื่อได้สตริงคำตอบที่แสดงถึงลำดับงานเรียบร้อยแล้ว จึงทำการคำนวณหาค่าตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ในงานวิจัยนี้จะทำการหาวัตถุประสงค์ทั้งหมด 2 วัตถุประสงค์ในเวลาเดียวกันคือ เพื่อให้ค่าความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด และเพื่อให้เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด

$$Minimize f_1(x) = \sum_{i=1}^{N} (\sum_{k=2}^{L_i} s_{ik} \times t_{ik}) + t_{i0} \qquad (6.6)$$

$$Minimize f_2(x) = \sum_{j=1}^{J} \sum_{s=1}^{S} \left| \; T_{js} - \overline{T} \; \right| \qquad (6.7)$$

โดยที่กำหนดให้

$f_1(x)$ คือ เวลาในการปรับตั้งเครื่อง (Setup time)

$f_2(x)$ คือ ความผันแปรของภาระงาน (Absolute Deviation of Workload; ADW)

MPS_i คือ Minimum part set สำหรับงาน (task) i

MS_i คือ ลำดับแบบงาน (Model sequencing) ของงาน i

s_{ik} คือ 1, ถ้าแบบงาน (โมเดล) ที่ตำแหน่ง k ของ MS_i แตกต่างจากแบบงานที่ตำแหน่ง k-1 ของ MS_i ; 0, ที่อื่น

t_{ik} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานที่ i สำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

t_{i0} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานเริ่มต้นสำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

L_i คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่ง MPS_i

N คือ จำนวนผลรวมของงานทั้งหมด

J คือ จำนวนสถานีงาน (Work station)

S คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่งการผลิต MPS

T_{js} คือ จำนวนของงานที่มอบหมายไปสู่สถานีงาน j รอบ (Cycle) ที่ s

$\overline{T}$ คือ รอบเวลาการผลิต (Cycle time)

n คือ จำนวนของผลิตภัณฑ์ใดผลิตภัณฑ์หนึ่งที่ถูกผลิต

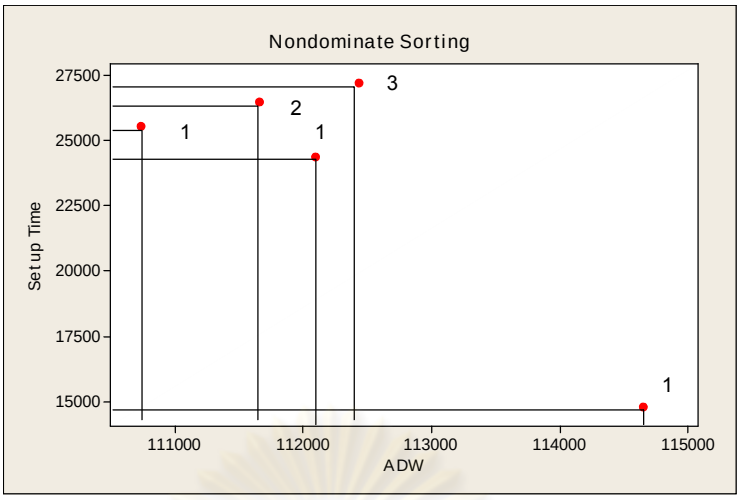
d_i คือ ความต้องการผลิตผลิตภัณฑ์ *i* เมื่อ $i = 1,2,\ldots,n$

ตารางที่ 6.17 ค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	25,520	110,730
2	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$	24,340	112,100
3	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	14,780	114,650
4	$A_3B_2A_5A_2EC_2B_3DB_1A_4C_1A_1$	26,460	111,660
5	$A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$	27,180	112,430

ตารางที่ 6.17 แสดงค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ และในการกำหนดค่าความแข็งแรง (Fitness Value) ให้แก่สตริงคำตอบ จะใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg โดยค่าอันดับที่ได้นี้จะเป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) โดยขั้นตอนนี้จะได้เส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดี (Frontier) ออกมาหลายกลุ่มตามค่า Dummy Fitness จะได้ค่าดังรูปที่ 6.11 และตารางที่ 6.18

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 6.11 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg

ตารางที่ 6.18 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness)

String No.	Strings	Setup time	ADW	Dummy Fitness
1	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	25,520	110,730	1
2	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$	24,340	112,100	1
3	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	14,780	114,650	1
4	$A_3B_2A_5A_2EC_2B_3DB_1A_4C_1A_1$	26,460	111,660	2
5	$A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$	27,180	112,430	3

6.9.4 การคัดเลือกสตริงคำตอบ

สตริงคำตอบที่มีการกำหนดค่าความแข็งแรงเรียบร้อยแล้ว นำมาทำการคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีคำตอบดี (Good Solution) และสตริงคำตอบที่มีคำตอบไม่ดี (Bad Solution) โดยสตริงคำตอบที่ดีนั้นคัดเลือกเฉพาะสตริงคำตอบที่อยู่ใน Dummy Fitness แรก เท่านั้นในที่นี้คือ สตริงคำตอบที่ 1 และ 3 ส่วนสตริงคำตอบที่ไม่ดีนั้นจะคัดเลือกเฉพาะสตริงคำตอบที่อยู่ใน Front สุดท้าย เท่านั้นในที่นี้คือ สตริงคำตอบที่ 4 เลือกสตริงคำตอบทั้งสองชุดมาเพื่อทำปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม ดังนั้นสตริงคำตอบที่ทำการเลือกในตัวอย่างนี้เมื่อเรียงตามค่าความแข็งแรงจากน้อยไปมากดังตารางที่ 6.19

ตารางที่ 6.19 แสดงการเรียงค่าความแข็งแรงจากน้อยไปมาก

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Selection
1	25,520	110,730	1	Good Solution*
2	24,340	112,100	1	Good Solution*
3	14,780	114,650	1	Good Solution*
4	26,460	111,660	2	
5	27,180	112,430	3	Bad Solution*

6.9.5 ปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นในตารางความน่าจะเป็น

การปรับปรุงความน่าจะเป็นในตารางความน่าจะเป็นร่วมเป็นขั้นตอนที่สำคัญที่สุด เพื่อให้รางวัล (Reward) หรือเพิ่มโอกาสค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์เป็นสตริงคำตอบให้กับสตริงคำตอบที่ดีในรอบต่อไป ในทางกลับกันเพื่อลงโทษ (Punish) หรือลดค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์เป็นสตริงคำตอบให้กับสตริงคำตอบที่ไม่ดีในรอบต่อไป เพื่อกำหนดแนวทางในการสุ่มเลือกสตริงคำตอบในอนาคตให้มีโอกาสสุ่มเลือกเจอสตริงคำตอบที่ดีและหลีกเลี่ยงการสุ่มเลือกเจอสตริงคำตอบที่ไม่ดีเช่นกัน

จากสตริงคำตอบที่คัดเลือกในตาราง สตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี (Good Solution) เป็นสตริงคำตอบที่ 1 และ 3 ส่วนสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ไม่ดี (Bad Solution) เป็นสตริงคำตอบที่ 4

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$ เป็นคำตอบที่ดี
สตริงคำตอบที่ 2 คือ $C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$ เป็นคำตอบที่ดี
สตริงคำตอบที่ 3 คือ $A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$ เป็นคำตอบที่ดี
สตริงคำตอบที่ 5 คือ $A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$ เป็นคำตอบที่ไม่ดี

โดยนำสตริงคำตอบทั้ง 3 ตัวมาปรับปรุงค่าตารางความน่าจะเป็นร่วมดดยแยกเป็น 2 กรณีดังนี้

6.9.5.1 กรณีสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี (Good Solution)

พิจารณา สตริงคำตอบที่ 1 คือ $C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$ ทำการปรับปรุงตารางความน่าจะร่วมจากการเลือกผลิตภัณฑ์อันดับแรก (First Walk Matrix Probability)

ซึ่งผลิตภัณฑ์อันดับแรกที่ทำถูกเลือกลง สตริงคำตอบที่ดีตัวที่หนึ่ง คือ ผลิตภัณฑ์ C_2 และผลิตภัณฑ์ลำดับสองที่ทำถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ดีตัวที่หนึ่ง คือ ผลิตภัณฑ์ A_5 ทำการให้รางวัล (Reward) หรือเพิ่มค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวแรกที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ) คือคู่ลำดับ (C_2, A_5) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม โดยเพิ่มค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ

$$\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$$ (เมื่อ k คือค่าพารามิเตอร์ในการให้รางวัลที่กำหนดไว้เบื้องต้น)

และลดค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับทั้งหมด (รวมทั้งคู่ลำดับ (C_2, A_5)) ในแถวเดียวกันคือ (C_2, A_1), (C_2, A_2)… (C_2, E) โดยลดค่าความน่าจะเป็นคู่ลำดับละ

$$\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$$ (เมื่อ k คือค่าพารามิเตอร์ในการถูกลงโทษที่กำหนดไว้เบื้องต้น)

ซึ่งมีคู่ลำดับในการถูกลดค่าความน่าจะเป็นทั้งหมด 11 คู่ลำดับ ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นทั้งหมดในการถูกลดเท่ากับ

$$11x\frac{k}{(n-1)^2} = 11x\frac{0.1}{121} = 0.0091$$

ซึ่งค่าดังกล่าวจะมีค่าเท่ากับค่าความน่าจะเป็นที่จะเพิ่มให้คู่ลำดับ (C_2, A_5) นั้นเอง โดยเริ่มแรกค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับต่างๆ อ้างอิงจากตารางที่ 1 ดังนั้นการคำนวณการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นแบ่งเป็น 2 กรณีดังนี้

กรณีคู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (C_2, A_5) มีการเพิ่มค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 + 0.0091 = 0.1001$

กรณีคู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (C_2, A_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, A_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, A_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, A_4) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, A_5) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1001 - 0.00083 = 0.09927$

ตำแหน่งที่ (C_2, B_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, B_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, B_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, C_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, D) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, E) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ต่อจากนั้นผลิตภัณฑ์อันดับสามที่ถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ดีตัวแรกต่อจากผลิตภัณฑ์ A_5 คือ ผลิตภัณฑ์ D ดังนั้นจะทำการให้รางวัล (Reward) หรือเพิ่มค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สามที่สุ่มเจอ) ก็คือคู่ลำดับ (A_5, D) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม เท่ากับ $\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$ และลดค่าความน่าจะเป็นคู่ลำดับในตำแหน่ง (A_5, A_1), (A_5, A_2)... (A_5, E) คู่ลำดับละ $\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$ มีค่าดังนี้

คู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (A_5, D) มีการเพิ่มค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 + 0.0091 = 0.1001$

คู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (A_5, A_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 A_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 A_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 A_4) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 B_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 B_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 B_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 C_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 C_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 D) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1001 - 0.00083 = 0.09927$

ตำแหน่งที่ (A_5 E) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ต่อมาทำการพิจารณาคู่ลำดับที่เหลือที่ถูกสุ่มเจอในสริงคำตอบที่ดีตัวที่ 1 คือ (D, B_3), (B_3, B_1), (B_1, A_1), (A_1, B_2), (B_2, C_1), (C_1, A_3), (A_3, A_2), (A_2, E) และ(E, A_4) ตามลำดับ ทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมตามตัวอย่างคู่ลำดับข้างต้นจนครบคู่ลำดับของ

สตริงคำตอบที่ดีตัวแรก ($B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$) สตริงคำตอบตัวที่ดีตัวสอง ($A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$) และสตริงคำตอบตัวที่ดีตัวสาม $A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$ ทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมโดยใช้ค่าความความน่าจะเป็นหลังจากปรับปรุงด้วยสตริงคำตอบแรกแล้ว จนครบคู่ลำดับของสตริงคำตอบโดยวิธีการคำนวณการปรับค่าความน่าจะเป็นเหมือนสตริงคำตอบที่ดีตัวแรก ซึ่งค่าความน่าจะเป็นร่วมหลังทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมโดยใช้สตริงคำตอบที่ดีทั้ง 2 ตัวได้ผลดังตารางที่ 6.20

ตารางที่ 6.20 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872
A_2	0.1033	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033
A_3	0.0884	0.1157	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884
A_4	0.0884	0.1033	0.1033	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884
A_5	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1157	0.1033
B_1	0.1033	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872
B_2	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0	0.1033	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872
B_3	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.1157	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872
C_1	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.1033
C_2	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.1157	0	0.0872	0.0872
D	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.1157	0.0872	0.0872	0	0.0872
E	0.0884	0.0884	0.0884	0.1033	0.0884	0.0884	0.1033	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

6.9.5.2 **กรณีสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ไม่ดี** (Bad Solution)

พิจารณา สตริงคำตอบที่ 5 คือ $A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$ เป็นคำตอบที่ไม่ดีจึงทำการปรับปรุงตารางความน่าจะร่วมจากการเลือกผลิตภัณฑ์อันดับแรก (First Walk Matrix Probability) ซึ่งผลิตภัณฑ์อันดับแรกที่ทำถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ไม่ดีตัวที่หนึ่งคือ ผลิตภัณฑ์ A_2 และผลิตภัณฑ์อันดับสองที่ทำถูกเลือกลงสตริงคำตอบคือ ผลิตภัณฑ์ D ในสตริงคำตอบที่ไม่ดี ทำการลงโทษ (Punishment) หรือลดค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวแรกที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ) คือคู่ลำดับ (A_2, D) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม โดยลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ

$$\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$$

และเพิ่มค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับทั้งหมด (รวมทั้งคู่ลำดับ (A_2, D)) ในแถวเดียวกันคือ (A_2, A_1), (A_2, A_2)… (A_2, E) คู่ลำดับละ

$$\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$$

ซึ่งมีคู่ลำดับในการถูกเพิ่มค่าความน่าจะเป็นทั้งหมด 11 คู่ลำดับ ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นทั้งหมดในการถูกเพิ่มเท่ากับ

$$11x\frac{k}{(n-1)^2} = 11x\frac{0.1}{121} = 0.0091$$

ซึ่งค่าดังกล่าวจะมีค่าเท่ากับค่าความน่าจะเป็นที่ลดจากคู่ลำดับ (A_2, D) นั้นเอง โดยค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับต่างๆ อ้างอิงจากตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมหลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี ตารางที่ 6 ดังนั้นการคำนวณการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นแบ่งเป็น 2 กรณีดังนี้

กรณีคู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (A_2, D) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 - 0.0091 = 0.0781$

กรณีคู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (A_2, A_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1033 + 0.00083 = 0.10413$

ตำแหน่งที่ (A_2, A_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, A_4) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, A_5) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, B_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1033 + 0.00083 = 0.10413$

ตำแหน่งที่ (A_2, B_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, B_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, C_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, C_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, D) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0781 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (A_2, E) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1033 + 0.00083 = 0.10413$

ต่อจากนั้นผลิตภัณฑ์อันดับสามที่ถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ดีตัวที่ 1 คือ ผลิตภัณฑ์ A_1 ดังนั้นจะทำการลงโทษ (Punish) หรือลดค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สามที่สุ่มเจอ) ก็คือคู่ลำดับ (D, A_1) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม เท่ากับ $\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$ ซึ่งนำมาเพิ่มค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับในตำแหน่ง (D, A_1), (D, A_2)... (D, E) คู่ลำดับละ $\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$ โดยมีการปรับค่าความน่าจะเป็นดังนี้

คู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (D, A_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 - 0.0091 = 0.0781$

คู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (D, A_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0781 + 0.00083 = 0.07893$

ตำแหน่งที่ (D, A_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, A_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, A_4) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, A_5) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1033 + 0.00083 = 0.10413$

ตำแหน่งที่ (D, B_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, B_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, B_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, C_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1157 + 0.00083 = 0.11653$

ตำแหน่งที่ (D, C_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, E) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ต่อมาทำการพิจารณาคู่ลำดับที่เหลือที่ถูกสุ่มเจอในสริงคำตอบที่ไม่ดีตัวที่ 1 (A_1, E) (E, B_2) (B_2, C_1), (C_1, B_1) (B_1, A_5) (A_5, A_4), (A_4 , A_3) (A_3, C_2), และ (C_2, B_3) ตามลำดับ ทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมตามตัวอย่างคู่ลำดับข้างต้นจนครบคู่ลำดับของสตริงคำตอบที่ไม่ดี ($A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$) ซึ่งค่าความน่าจะเป็นร่วมหลังทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมโดยใช้สตริงคำตอบที่ไม่ดีได้ผลดังตารางที่ 6.21

ตารางที่ 6.21 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้ว

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0748
A_2	0.1045	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0748	0.1045
A_3	0.0897	0.1169	0	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.076	0.0897	0.0897
A_4	0.0897	0.1045	0.0909	0	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897
A_5	0.0884	0.0884	0.0884	0.0748	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.1169	0.1045
B_1	0.1045	0.0884	0.1045	0.0884	0.0748	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884
B_2	0.1045	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0	0.1045	0.0909	0.0884	0.0884	0.0884
B_3	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.1157	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872
C_1	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.0748	0.1045	0.0884	0	0.0884	0.0884	0.1045
C_2	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.0748	0.1169	0	0.0884	0.0884
D	0.0748	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.1169	0.0884	0.0884	0	0.0884
E	0.0897	0.0897	0.0897	0.1045	0.0897	0.0897	0.0909	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0

แล้วนำตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม(Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้ว ไปเป็นตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมในการสุ่มหาสตริงคำตอบในรอบต่อไปโดยอาศัยความน่าจะเป็นในการสุ่มตามตารางที่ 7 นี้

6.9.6 การเก็บค่าที่ดีที่สุด

ในการเก็บค่าที่ได้ในรอบนี้จะนำสตริงคำตอบทั้งหมดในรอบนี้คือ 5 ตัว ที่เข้ามาเก็บค่าไว้ นำมารวมกับสตริงคำตอบที่ทำการจัดเก็บในรอบก่อนหน้า (Previous Best String) และหาคำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ เพื่อทำการกำหนดค่าเชิงกลุ่ม หาค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) โดยใช้วิธีแบบ Goldberg หรือ Non-dominated Sorting เรียงลำดับค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงจากค่าน้อย (สตริงตัวดี) ไปหาค่ามาก (สตริงตัวไม่ดี) คัดเลือก 5 อันดับแรก (เท่ากับจำนวนประชากรเริ่มต้นที่กำหนด) เป็นสตริงคำตอบที่มีค่าที่ดีที่สุดในปัจจุบัน(Current Best String) ซึ่งสตริงคำตอบที่มีค่าที่ดีที่สุดในปัจจุบันจะกลายไปเป็นสตริงคำตอบที่มีค่าที่ดีที่สุดในรอบก่อน(Previous Best String) ในการพิจารณารอบถัดไป

ในตัวอย่างนี้สมมติให้สตริงคำตอบในรอบก่อนหน้าที่ถูกจัดเก็บไว้ มีจำนวนสตริงคำตอบทั้งหมด 5 สตริงคำตอบ คือ

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$

สตริงคำตอบที่ 2 คือ $DB_2A_4C_1B_1A_5C_2B_3EA_3A_2A_1$

สตริงคำตอบที่ 3 คือ $A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$

สตริงคำตอบที่ 4 คือ $A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$

สตริงคำตอบที่ 5 คือ $B_2C_1A_3A_5D\ B_3A_4B_1EA_1\ C_2$

ตารางที่ 6.22 แสดงค่าฟังก์ชันวัตถุประสงคจากสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$	24,310	112,460
2	$DB_2A_4C_1B_1A_5C_2B_3EA_3A_2A_1$	28,430	113,800
3	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$	20,680	114,650
4	$A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$	31,690	116,030
5	$B_2C_1A_3A_5D\ B_3A_4B_1EA_1C_2A$	30,180	113,860

ตารางที่ 6.22 แสดงค่าฟังก์ชันวัตถุประสงคจากสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า และนำสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ได้ในรอบปัจจุบัน (Current Good String) 5 สตริงคำตอบมารวมกับสตริงคำตอบที่ถูจัดเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า (Previous Best String) จำนวน 5 สตริงคำตอบ ดังตารางที่ 6.23

ตารางที่ 6.23 แสดงสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ดีในรอบปัจจุบันรวมกับสตริงคำตอบที่ถูกจัดเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า

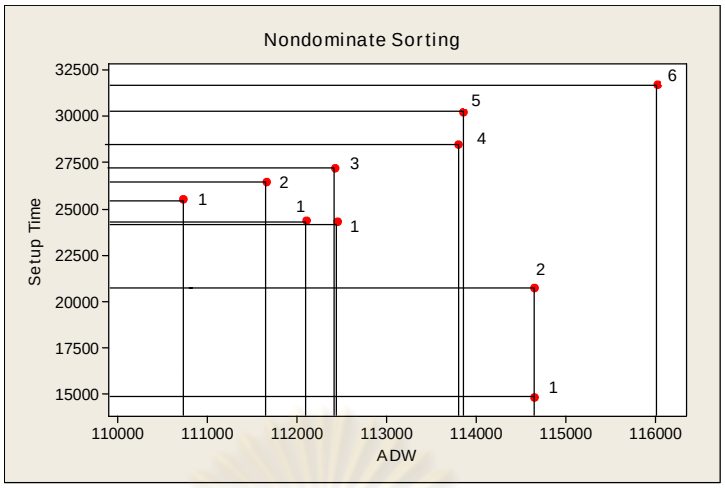
ลักษณะสตริงคำตอบ	String No.	Strings
Previous Best String	1	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$
	2	$DB_2A_4C_1B_1A_5C_2B_3EA_3A_2A_1$
	3	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$
	4	$A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$
	5	$B_2C_1A_3A_5DB_3A_4B_1EA_1C_2A$
Current Good String	6	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
	7	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$
	8	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$
	9	$A_3B_2A_5A_2EC_2B_3DB_1A_4C_1A_1$
	10	$A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$

คำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ทั้งหมด 4 สตริงคำตอบ เพื่อนำไปกำหนดอันดับเชิงกลุ่มวิธี Non-dominated Sorting ดังตารางที่ ตารางที่ 6.24 รูปที่ 6.25

ตารางที่ 6.24 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน

ลักษณะสตริงคำตอบ	String No.	Setup Time	ADW
Previous Best String	1	24,310	112,460
	2	28,430	113,800
	3	20,680	114,650
	4	31,690	116,030
	5	30,180	113,860
Current Good String	6	25,520	110,730
	7	24,340	112,100
	8	14,780	114,650
	9	26,460	111,660
	10	27,180	112,430

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 6.12 การกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงในการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อเก็บไว้ในรอบปัจจุบัน

ตารางที่ 6.25 สตริงคำตอบที่ถูกคัดเลือกจัดเก็บในรอบปัจจุบัน

String No.	Setup Time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance	Selections
8	14,780	114,650	1	Inf	Select
1	24,310	112,460	1	1.540641	Select
7	24,340	112,100	1	0.553989	Select
6	25,520	110,730	1	Inf	Select
3	20,680	114,650	2	Inf	Select
9	26,460	111,660	2	Inf	
10	27,180	112,430	3	Inf	
2	28,430	113,800	4	Inf	
5	30,180	113,860	5	Inf	
4	31,690	116,030	6	Inf	

จากรูปที่ 6.12 และตารางที่ 6.35 เห็นได้ว่าสตริงคำตอบ 5 ตัวแรกนั้นมีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงน้อยสุด ดังนั้นจึงนำค่าสตริงคำตอบทั้งห้าตัวจัดเก็บไว้ในรอบปัจจุบัน และจะกลายไปเป็นสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้าในรอบต่อไป ถ้าจำนวนรอบนี้มีค่าเท่ากับจำนวนรอบที่ตั้งไว้ในการรันของวิธีการคอยน์ สตริงคำตอบที่ทำให้ค่าดีที่สุดเป็นไปตามฟังก์วัตถุประสงค์ จะเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในการรันเมมเมติกอัลกอริทึมของปัญหาดังกล่าวต่อไป

6.9.7 การสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น

สตริงคำตอบเบื้องต้น ใช้สตริงคำตอบสุดท้ายของวิธีการคอยน์ ดังนั้นสตริงคำตอบเบื้องต้นทั้งหมดดังนี้

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$

สตริงคำตอบที่ 2 คือ $B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$

สตริงคำตอบที่ 3 คือ $C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$

สตริงคำตอบที่ 4 คือ $C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$

สตริงคำตอบที่ 5 คือ $A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$

6.9.8. การประเมิณและกำหนดความหนาแน่นของประชากรคำตอบ

จากสตริงคำตอบเบื้องต้นทั้ง 5 ตัว จะทำการเลือกไปทำการค้นหาเฉพาะที่ ซึ่งจำการคัดเลือกสตริงที่มีค่าความแข็งแรงสูงสุดคือที่มีอันดับน้อย

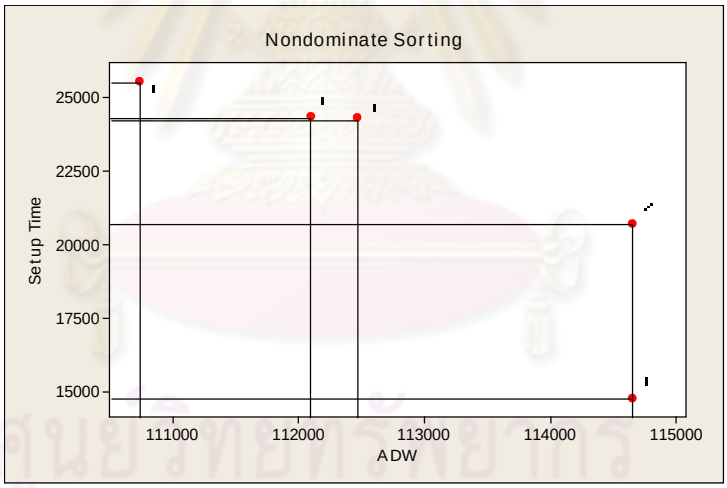
เมื่อได้สตริงคำตอบที่แสดงถึงลำดับงานเรือบร้อยแล้ว จึงทำการคำนวณหาค่าตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ในงานวิจัยนี้จะทำการหาวัตถุประสงค์ทั้งหมด 2 วัตถุประสงค์ในเวลาเดียวกันคือ เพื่อให้ค่าความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด และเพื่อให้เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุดตามขั้นตอนที่ 6.5.3 ได้ค่าดังตารางที่ 6.26

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.26 ค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	14,780	114,650
2	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$	24,310	112,460
3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$	24,340	112,100
4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	25,520	110,730
5	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$	20,680	114,650

ในการกำหนดค่าความแข็งแรง (Fitness Value) ให้แก่สตริงคำตอบ จะใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg โดยค่าอันดับที่ได้นี้จะเป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) โดยขั้นตอนนี้จะได้เส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดี (Frontier) ออกมาหลายกลุ่มตามค่า Dummy Fitness เนื่องจากค่าจำนวนสถานีงานของสตริงคำตอบเท่ากันหมดจึงไม่ทำการพิจารณาวัตถุประสงค์นี้ จะได้ค่าดังรูปที่ 6.13 และตารางที่ 6.27



รูปที่ 6.13 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg

ตารางที่ 6.27 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness)

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness
1	14,780	114,650	1
2	24,310	112,460	1
3	24,340	112,100	1
4	25,520	110,730	1
5	20,680	114,650	2

การคำนวณหาค่าความหนาแน่นด้วยวิธี Crowding Distance

การคำนวณจะทำหาค่าสูงสุดและต่ำสุดของค่าวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ ซึ่งกำหนดให้ $f_1^{\max}, f_2^{\min}$ คือ ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 ที่มีค่าสูงสุดสุดและต่ำสุด ตามลำดับ

$f_1^{\max}, f_2^{\min}$ คือ ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ที่มีค่าสูงสุดสุดและต่ำสุด ตามลำดับ

ในการคำนวณหาค่า Crowding Distance จะทำการพิจารณาทีละ Front ดังนั้นในที่นี้จะทำการพิจารณาที่ Front ที่ 1 ก่อน

จากตารางที่ ทำการหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่หนึ่ง และสองที่มีค่าสูงสุดและต่ำที่สุด จะมีค่าดังนี้ $f_1^{\max} = 25{,}520, f_1^{\min} = 14{,}780$, $f_2^{\max} = 114{,}650$ และ $f_2^{\min} = 110{,}730$ จากนั้นจะทำการเรียงค่าที่อยู่ใน Front ที่ 1 โดยเรียงค่าวัตถุประสงค์ที่ 2 จากน้อยไปหามากได้ดังตารางที่ 6.28

ตารางที่ 6.28 การเรียงลำดับค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ใน Front ที่ 1

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	i
1	14,780	114,650	1	1
2	24,310	112,460	1	2
3	24,340	112,100	1	3
4	25,520	110,730	1	4

จากตารางที่สมาชิกคำตอบที่มีลำดับที่ 1 ($i = 1$) หรือมีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์น้อยที่สุดและลำดับสุดท้าย ($i = 4$) หรือมีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์มากที่สุด คำตอบสองคำตอบนี้จะถือว่ามีค่า Crowding Distance เท่ากับอนันต์ (Infinity)

ส่วนลำดับที่เหลือจะทำการคำนวณหา Crowding Distance ซึ่งในที่นี้คือลำดับที่ 2 โดยคำนวณที่ลำดับที่ 2 ได้ค่าดังนี้

$$cd_1\left(x_{[2,2]}\right)=\left|\frac{f_1\left(x_{[2+1,2]}\right)-f_1\left(x_{[2-1,2]}\right)}{f_1^{\max}-f_1^{\min}}\right|$$

$$cd_1\left(x_{[2,2]}\right)=\left|\frac{24310-14780}{25520-14780}\right|=\left|\frac{9530}{10740}\right|=0.8873$$

และ

$$cd_2\left(x_{[2,3]}\right)=\left|\frac{f_2\left(x_{[2+1,3]}\right)-f_2\left(x_{[2-1,3]}\right)}{f_2^{\max}-f_2^{\min}}\right|$$

$$cd_2\left(x_{[2,3]}\right)=\left|\frac{114650-112460}{114650-110730}\right|=\left|\frac{2190}{3920}\right|=0.5587$$

ลำดับที่ 2 จะมีค่า Crowding Distance เท่ากับ $0.8873+0.5587=1.446$

และลำดับที่ 3 โดยคำนวณที่ลำดับที่ 3 ได้ค่าดังนี้

$$cd_1\left(x_{[2,2]}\right)=\left|\frac{f_1\left(x_{[2+1,2]}\right)-f_1\left(x_{[2-1,2]}\right)}{f_1^{\max}-f_1^{\min}}\right|$$

$$cd_1\left(x_{[2,2]}\right)=\left|\frac{24340-24310}{25520-14780}\right|=\left|\frac{30}{10740}\right|=0.0028$$

และ

$$cd_2\left(x_{[2,3]}\right)=\left|\frac{f_2\left(x_{[2+1,3]}\right)-f_2\left(x_{[2-1,3]}\right)}{f_2^{\max}-f_2^{\min}}\right|$$

$$cd_2\left(x_{[2,3]}\right)=\left|\frac{112100-112460}{114650-110730}\right|=\left|\frac{360}{3920}\right|=0.0918$$

ลำดับที่ 2 จะมีค่า Crowding Distance เท่ากับ $0.0028+0.0918=0.0946$

ใน Front อื่นๆ พิจารณาเหมือนกัน ดังนั้นค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบทั้ง 5 ตัว มีค่าดังตารางที่ 6.29

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.29 ค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
1	14,780	114,650	1	Infinity
2	24,310	112,460	1	1.446
3	24,340	112,100	1	0.0946
4	25,520	110,730	1	Infinity
5	20,680	114,650	2	Infinity

6.9.9 การคัดเลือกสตริงคำตอบ

การคัดเลือกคำตอบรุ่นพ่อแม่จากการใช้ binary tournament selection จากการหาค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting โดยทำการสลับค่าให้ค่าจากค่า Dummy Fitness จาก ค่าน้อยเป็นค่ามากและคำนวณหาค่า pi และ qi ซึ่งค่า qi คือค่า pi สะสม จากสตริงคำตอบที่ 1 มีค่า Dummy Fitness เท่ากับ 1 เปลี่ยนเป็นค่าเท่ากับ 2 และทำการหาค่า $p_1 = 2/9 = 0.2222$ ดังตารางที่ และตารางที่ 6.30

ตารางที่ 6.30 การแปลงค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) ก่อนทำการผสมพันธุ์

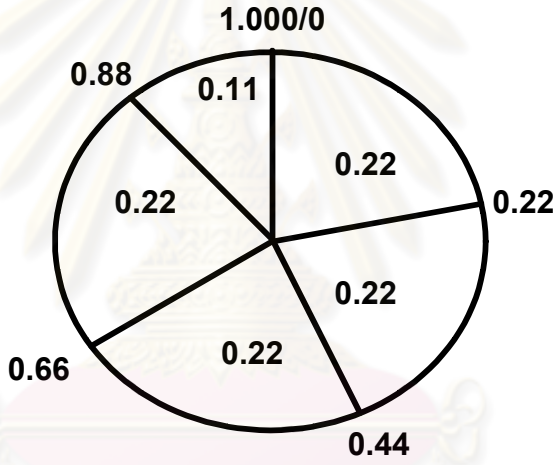
String No.	Setup time	ADW	Fitness	แปลงค่า Fitness	Crowding Distance
1	14,780	114,650	1	2	Infinity
2	24,310	112,460	1	2	1.446
3	24,340	112,100	1	2	0.0946
4	25,520	110,730	1	2	Infinity
5	20,680	114,650	2	1	Infinity

คัดเลือกคำตอบที่จะเข้าไปสู่ Mating pool จากการใช้ binary tournament selection จากการหาค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting แบบข้างต้น ได้ตารางที่ 6.31

ตารางที่ 6.31 แสดงผลการคำนวณค่าคำนวณหาค่า pi และ qi

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness Value	แปลง Fitness	Crowding Distance	Pi	Qi
1	14,780	114,650	1	2	Infinity	0.22	0.22
2	24,310	112,460	1	2	1.446	0.22	0.44
3	24,340	112,100	1	2	0.0946	0.22	0.66
4	25,520	110,730	1	2	Infinity	0.22	0.88
5	20,680	114,650	2	1	Infinity	0.11	1
				9		1	

การสร้างวงล้อรูเล็ต



รูปที่ 6.42 วงล้อรูเล็ตของปัญหาก่อนเข้าสู่ Mating pool

จากรูปที่ 6.42 สุ่มเลือกสตริงคำตอบ 2 ตัวจากวงล้อรูเล็ตแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน เพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีค่า Fitness มากกว่าเข้าสู่ Mating Pool ผลการคัดเลือกจะได้สตริงทั้ง 5 ตัวคือ สตริงหมายเลข 3, 2, 1, 4, 1 แสดงได้ดังตาราง 6.42 ซึ่งจะกลายเป็นสตริงหมายเลข 1-5 ตามลำดับเข้าสู่ขั้นตอนต่อไป ดังตารางที่ 6.32

ตารางที่ 6.32 วิธี Binary Tournament Selection ก่อนทำการผสมพันธุ์

String No.	Population 1				Population 2				N0_String Selected
	r_1	$q_i > r_1$	String	Fitness	r_2	$q_i > r_2$	String	Fitness	
1	0.567	0.66	3	1	0.982	1	5	2	**3**
2	0.654	0.66	3	1	0.321	0. 44	2	1	**2**
3	0.145	0.22	1	1	0.738	0.88	4	1	**1**
4	0.578	0.66	3	1	0.856	0.88	4	1	**4**
5	0.664	0.88	4	1	0.004	0. 22	1	1	**1**

*<u>หมายเหตุ</u> ถ้าสตริงคู่ใดมีค่า Fitness เท่ากัน ให้พิจารณาเลือกสตริงที่มีค่า Crowding Distance มากที่สุด แต่ถ้าค่า Crowding Distance เท่ากันอีก เลือกสตริงตัวไหนก็ได้

6.9.10 การครอสโอเวอร์

ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่าสุ่ม r น้อยกว่าค่า Pc ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $Pc = 0.5$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกครอสโอเวอร์ จึงจะมีประมาณ 50% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.5 \times 5 = 2.5$ ตัว การสุ่มเลือกสตริงคำตอบแสดงได้ดังตารางที่ 6.33

ตารางที่ 6.33 แสดงผลการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์

String No.	Strings	r_i	$r_i < 0.5$
1	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	0.245	Selected
2	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$	0.446	Selected
3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$	0.754	-
4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	0.988	-
5	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	0.667	-

เนื่องจากสตริงที่ถูกสุ่มเลือกไปครอสโอเวอร์มีเพียง 3 ตัวคือสตริงหมายเลข 1 2 4 ซึ่งไม่สามารถจับคู่ได้จึงต้องทำการลดหรือเพิ่มสตริงคำตอบโดยสุ่มเลข 0 หรือ 1 ในที่นี้ให้สุ่มได้เลข 0 ซึ่งหมายความว่าจะต้องลดสตริงคำตอบเข้าไปอีกหนึ่งตัว โดยเลือกจากสตริงคำตอบที่เลือกเข้า

มา สมมติเลือกได้สตริงหมายเลข 4 ดังนั้นจะได้สตริงตอบที่จะนำไปครอสโอเวอร์ คือสตริงหมายเลข 1 2 ซึ่งสามารถจับคู่ได้เป็น 1-2

นำสตริงคู่แรกไปครอสโอเวอร์ด้วยวิธี Modified Order Crossover (modOX) มีวิธีการดังนี้ซึ่งเป็นวิธีการครอสโอเวอร์ที่ดัดแปลงจากวิธี Order Crossover (Davis, 1985) เป็นการสุ่มสตริงพ่อแม่ 2 ตัว มาแลกเปลี่ยนสตริงกันเพื่อสร้างเป็นสตริงรุ่นลูก เริ่มต้นโดยการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัว เพื่อหาสตริงย่อย ตัวเลขสุ่มที่ที่มีค่าน้อยกว่าจะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงย่อย ส่วนตัวเลขสุ่มที่มีค่ามากจะเป็นตำแหน่งสุดท้ายภายในสตริงย่อย จากนั้นคัดลอกสตริงย่อยจากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 และ 2 มาใส่ในสตริงลูกในตำแหน่งเดียวกัน

สมมติว่าทำการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัวคือ 4 และ 6 ดังนั้นได้ว่าสตริงย่อยที่ได้จากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 (P1) คือ [2 2 3] และสตริงย่อยจากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 2 (P2) คือ [1 2 3] จากนั้นคัดลอกสตริงย่อยลงในสตริงลูก (O1 และ O2) ในตำแหน่งเดียวกัน ตำแหน่งที่เหลือเป็นตำแหน่งว่างแทนด้วย *

P1 = [1 1 2 2 2 3 3 3]

O1 = [* * * 2 2 3 * * *]

O2 = [* * * 1 2 3 * * *]

P2 = [1 2 3 1 2 3 2 3 3]

ลบค่าใน P2 ที่ซ้ำกับค่าใน O1 และ ลบค่าใน P1 ที่ซ้ำกับค่าใน O2 โดยเริ่มจากตำแน่งที่ 1 จนครบจำนวนที่ซ้ำ โดยการแทนที่ด้วย x

P1 = [1 1 2 2 2 3 3 3]

O1 = [* * * 2 2 3 * * *]

P2 = [1 x x 1 x 3 2 3 3]

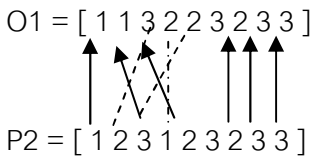
P1 = [x 1 x 2 2 x 3 3 3]

O2 = [* * * 1 2 3 * * *]

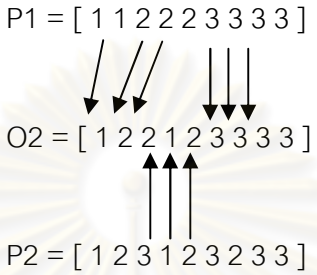
P2 = [1 2 3 1 2 3 2 3 3]

นำค่าที่เหลืออยู่ใน P2 มาแทนที่ * ใน O1 ตามลำดับเดิม

P1 = [1 1 2 2 2 3 3 3]



และแทนค่าที่เหลือใน P1 มาแทนที่ * ใน O2 ตามลำดับเดิม



ดังนั้นจะได้สริงรุ่นลูกคือ

O1 = [1 1 3 2 2 3 2 3 3]

O2 = [1 2 2 1 2 3 3 3]

ด้วยวิธีการครอสโอเวอร์แบบ ModOX ที่ได้นำเสนอไปจะได้สตริงคำตอบในรุ่นลูก (Offspring) หลังจากการทำครอสโอเวอร์วิธี modOX คือ

Offspring 1 = $A_4A_3A_2B_2C_1A_5C_2B_3B_1DA_1E$

Offspring 2 = $B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$

สตริงที่ได้จากการทำครอสโอเวอร์จะถูกนำไปทำการมิวเตชั่น

6.9.11 การมิวเตชั่น

ในที่นี้กำหนดให้ $Pm = 0.05$ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่าสุ่ม r น้อยกว่าค่า Pm ดังนั้นสตริงที่จะถูกครอสโอเวอร์ จึงจะมีประมาณ 5% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.05 \times 5 = 0.25 \approx 1$ ตัว การสุ่มเลือกสตริงคำตอบแสดงได้ดังตารางที่ 6.34

ตารางที่ 6.34 ผลการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการมิวเตชั่น

String No.	String	r_i	$r_i < 0.05$
1	$A_4A_3A_2B_2C_1A_5C_2B_3B_1DA_1E$	0.009	Selected
2	$B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$	0.789	-
3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$	0.468	-
4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	0.236	-
5	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	0.115	-

สตริงคำตอบตัวที่ 1 เป็นสตริงคำตอบที่ถูกเลือกให้ทำการมิวเตชั่น โดยใช้วิธี Reciprocal Exchange Mutation เป็นการสลับตำแหน่งของตัวเลข 2 ตัวภายในสตริงคำตอบ โดยเริ่มจากการทำการสุ่มตัว 2 ตัวที่ไม่ซ้ำกัน สมมติสุ่มได้เลข 4 และ 6 จากนั้นทำการสลับตำแหน่งของตัวเลขทั้งสองดังรูป 6.15

รูปที่ 6.15 วิธี Reciprocal Exchange Mutation

จะได้สตริงคำตอบในรุ่นลูกทั้งหมด 5 ตัว หลังการทำมิวเตชั่นเพื่อนำไปรวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น เพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดของสตริงคำตอบไว้ ในตารางที่ 6.35

ตารางที่ 6.35 แสดงสตริงคำตอบที่รวมกันหลังจากทำการมิวเทชั่น

String No.	String
1	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
2	$B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$
3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$
4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
5	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$

6.9.12 การค้นหาเฉพาะที่หลังการทำมิวเตชั่น

ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่า P_{LS} ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $P_{LS} = 0.6$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกทำการค้นหาเฉพาะที่ จึงจะมีประมาณ 60% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.6 \times 5 = 3$ ตัว

จากสตริงคำตอบที่ได้หลังการทำมิวเตชั่นจะคำนวณหาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ และทำการหาค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง(Dummy Fitness) กับความหนาแน่นของสตริงคำตอบแบบ Crowding Distance

ตารางที่ 6.36 ค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
1	20,366	111,580	1	Infinity
2	24,135	110,810	1	2
3	24,340	112,100	2	Infinity
4	25,520	110,730	1	Infinity
5	20,680	114,650	2	Infinity

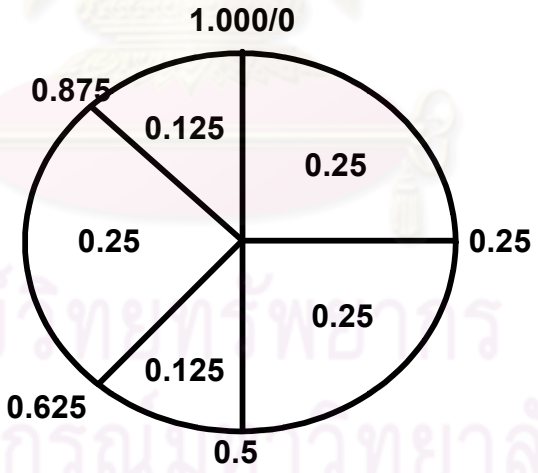
ตารางที่ 6.36 แสดงค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ และคัดเลือกคำตอบที่จะเข้าไปทำการค้นหาเฉพาะที่จากการใช้ binary tournament selection จากการหารค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting โดยทำการสลับค่าให้ค่าจากค่า Dummy Fitness จาก ค่าน้อยเป็นค่ามากเพื่อที่จะให้มีโอกาศในการถูกคัดเลือกมากขึ้น และคำนวณหาค่า pi และ qi ซึ่งค่า qi คือค่า pi สะสม ตัวอย่างเช่นสตริงคำตอบที่ 3 มีค่า Dummy Fitness เท่ากับ 1 แปลงค่า Fitness เป็นค่าเท่ากับ 4 และทำการหาค่า $p_1 = 4/13 = 0.308$ สำหรับ สตริงคำตอบตัวอื่นๆพิจารณาเหมือนกัน ค่าที่ได้แสดงดังตารางที่ 6.37

ตารางที่ 6.37 แสดงค่าคำนวณ pi และ qi

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness Value	แปลง Fitness	Crowding Distance	Pi	Qi
1	20366	111580	1	2	Infinity	0.25	0.25
2	24135	110810	1	2	2	0.25	0.5
3	24340	112100	2	1	Infinity	0.125	0.625
4	25520	110730	1	2	Infinity	0.25	0.875
5	20680	114650	2	1	Infinity	0.125	1
				8		1	

การสร้างวงล้อรูเล็ต

วงล้อรูเล็ต คือวงกลมที่มีพื้นที่ขนาด 1 หน่วยซึ่งพื้นที่ถูกแบ่งออกเป็นส่วนๆตามจำนวนของประชากรในแต่ละเจนเนอเรชั่น (เท่ากับ *popsize* ส่วน) พื้นที่แต่ละส่วนจะมีขนาดเท่ากับความน่าจะเป็นในการถูกเลือกของสตริงคำตอบแต่ละตัว โดยใช้ค่า pi และ qi เป็นตัวกำหนดพื้นที่ในวงกลมสามารถสร้างได้ดังนี้



รูปที่ 6.16 วงล้อรูเล็ตของปัญหา

จากรูป 6.16 ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่า P_{LS} ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $P_{LS} = 0.6$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกทำการค้นหาเฉพาะที่ จึงจะมีประมาณ 60% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.6 \times 5 = 3$ ตัว

สุ่มเลือกสตริงคำตอบ 2 ตัวจากวงล้อรูเล็ตแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน เพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีค่า Fitness มากกว่าเข้าสู่ Mating Pool ผลการคัดเลือกจะได้สตริงทั้ง 3 ตัวคือ สตริงหมายเลข 2, 3, 4 แสดงได้ดังตารางที่ 5.8 ซึ่งจะกลายเป็นสตริงหมายเลข 1, 2 และ 3 ตามลำดับเข้าสู่ขั้นตอนต่อไป ดังตารางที่ 6.38

ตารางที่ 6.38 วิธี Binary Tournament Selection สำหรับการคัดเลือกสตริงคำตอบ

String No.	Population 1				Population 2				N0_String Selected
	r_1	$q_i > r_1$	String	Fitness	r_2	$q_i > r_2$	String	Fitness	
1	0.654	0.875	4	1	0.367	0.5	2	1	**4**
2	0.134	025	1	1	0.834	0.875	4	1	**1**
3	0.985	0.154	5	2	0.004	0.25	1	1	**1**

*<u>หมายเหตุ</u> ถ้าสตริงคู่ใดมีค่า Fitness เท่ากัน ให้พิจารณาเลือกสตริงที่มีค่า Crowding Distance มากที่สุด แต่ถ้าค่า Crowding Distance เท่ากันอีก เลือกสตริงตัวไหนก็ได้ ได้สตริงคำตอบดังตารางที่ 6.39

ตารางที่ 6.39 แสดงสตริงคำตอบก่อนทำการคัดเลือกเข้าทำการค้นหาเฉพาะที่

String No.	Strings
1	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
2	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$

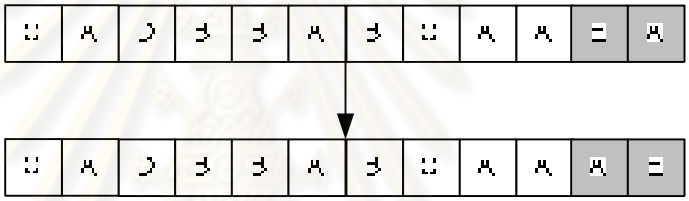
นำสตริงคำตอบที่จะทำการค้นหาเฉพาะที่ 2 ตัว ทำการเปลี่ยนเป็นค่าลำดับขั้นงานเพื่อทำการคำนวณหาค่าวัตถุประสงค์ ซึ่งจะมีค่าในตารางที่

หลังจากคัดเลือกด้วย วิธี Binary Tournament Selection แล้วจะได้สตริงคำตอบที่จะเข้าสู่ Mating pool ดังตารางที่ 6.40

ตารางที่ 6.40 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของตัวเลือกทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	25,520	110,730
2	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$	20,366	111,580
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$	20,366	111,580

สตริงคำตอบที่ถูกคัดเลือกจะทำการค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาจากสตริงตัวหนึ่งก่อน ทำการสุ่มตำแหน่งสองตำแหน่งเพื่อทำการแลกเปลี่ยนตำแหน่งกัน สมมติสุ่มได้ตำแหน่ง [11, 12] ในสตริงที่ 1 จะทำการสลับแลกเปลี่ยนตำแหน่งกันระหว่าง 11 กับ 12 ดังรูปที่ 6.17



รูปที่ 6.17 การทำการค้นหาเฉพาะก่อนทำการคัดเลือกวิธี 2-Opt

หลังจากการทำการค้นหาเฉพาะที่ จะทำการเปรียบเทียบค่าค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ว่าตรงตามกฎการยอมรับหรือไม่

ตารางที่ 6.41 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ สตริงที่ 1

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2\underline{EA_4}$	25,520	110,730
หลังทำ	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2\underline{A_4E}$	24,017	113,010

ตารางที่ 6.41 แสดงค่าการเปรียบเทียบวัตถุประสงค์ระหว่างก่อนทำและหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ และในงานวิจัยนี้ใช้ 4 กฎในการเคลื่อนย้ายตำแหน่งเฉพาะที่ เมื่อกำหนดให้ S เป็นคำตอบก่อนทำการค้นหาเฉพาะที่ และ S' เป็นคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยจะทำ

การยอมรับ $(accept(S,S'))$ ว่าคำตอบที่ได้มีคุณภาพดีขึ้น ดังนี้ (Lacomme และ Prins และ Sevaux, 2005)

ตารางที่ 6.42 หลักการยอมรับ (Acceptance Rule)

กฎการยอมรับ	เงื่อนไข
กฎที่ 1	$(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) < 0$
กฎที่ 2	$(accept(S,S')) = f_2(S') - f_2(S) < 0$
กฎที่ 3	$(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) \le 0$ และ $f_2(S') - f_2(S) < 0$ หรือ $(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) < 0$ และ $f_2(S') - f_2(S) \le 0$
กฎที่ 4	$(accept(S,S')) = w_1 \cdot (f_1(S') - f_1(S)) + (1-w_1) \cdot (f_2(S') - f_2(S)) \le 0$

จากตารางที่ 6.42 สตริงคำตอบที่ 1 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับที่ 1 พบว่ายอมรับ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าคำตอบเดิม

ในสตริงที่ 2 ประเมินโดยการใช้การค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาเหมือนสตริงที่ 1 พิจารณาตารางที่ 6.42

ตารางที่ 6.43 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงที่ 2

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1\underline{\boldsymbol{B_2C_2}}B_3B_1DA_1E$	20,366	111,580
หลังทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1\underline{\boldsymbol{C_2B_2}}B_3B_1DA_1E$	14,780	147,800

จากตารางที่ 6.43 สตริงคำตอบที่ 2 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับที่ 1 พบว่ายอมรับ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าคำตอบเดิม

ในสตริงที่ 3 ประเมินโดยการใช้การค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาเหมือนสตริงที่ 2 พิจารณาตารางที่ 6.43

ตารางที่ 6.44 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงที่ 3

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2\underline{C_2}B_3\underline{B_1}DA_1E$	20,366	111,580
หลังทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2\underline{\boldsymbol{B_1}}B_3\underline{\boldsymbol{C_2}}DA_1E$	17,520	112,430

จากตารางที่ 6.44 สตริงคำตอบที่ 3 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับที่ 1 พบว่ายอมรับ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าคำตอบเดิม ดังนั้นจะได้สตริงคำตอบใหม่หลังจากทำการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธี 2-OPT ดังนี้ตารางที่ 6.45

ตารางที่ 6.45 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2\underline{\boldsymbol{A_4E}}$	24,017	113,010
2	$A_4A_3A_2A_5C_1\underline{\boldsymbol{C_2B_2}}B_3B_1DA_1E$	14,780	114,650
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2\underline{\boldsymbol{B_1}}B_3\underline{\boldsymbol{C_2}}DA_1E$	17,520	112,430

สตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะที่จะมารวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้นรวมทั้งหมดเป็น 8ตัว เพื่อมาทำการเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงเข้าสู่การผสมพันธุ์ (Mating Pool) ดังตารางที่ 6.46

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.46 แสดงค่าสตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะที่จะมารวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น

String No.	Strings
1	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2A_4E$
2	$A_4A_3A_2A_5C_1C_2B_2B_3B_1DA_1E$
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2B_1B_3C_2DA_1E$
4	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
5	$B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$
6	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$
7	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
8	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$

จากสตริงคำตอบทั้ง 8 ตัวทำการการคำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ เพื่อทำการคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงสูงเท่ากับจำนวน $popsize = 5$ ตัว

ตารางที่ 6.47 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงหลังการทำค้นหาเฉพาะที่

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness
2	16,071	38,333	1
1	18,965	37,642	1
4	20,366	111,580	2
3	20,586	38,097	2
8	20,680	114,650	3
5	24,135	110,810	3
7	25,520	110,730	3
6	24,340	112,100	4

ตารางที่ 6.47 แสดงค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงหลังการทำค้นหาเฉพาะที่หลังจากกำหนดค่าความหนาแน่นของสตริงคำตอบเรียบร้อยแล้ว จะทำการคำนวณหาค่าความหนาแน่น เพื่อใช้เปรียบเทียบสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงเท่ากัน

ตารางที่ 6.48 ค่า Crowding Distance หลังการทำค้นหาเฉพาะที่

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
2	14,780	114,650	1	Inf
3	17,520	112,430	1	1.303275
4	20,366	111,580	1	1.029187
5	24,135	110,810	1	0.696725
7	25,520	110,730	1	Inf
8	20,680	114,650	2	Inf
1	24,017	113,010	2	2
6	24,340	112,100	2	Inf

จากตารางที่ 6.48 พบว่าสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากับ 1 มี 5 สตริงคำตอบ จึงทำการเลือกสตริงคำตอบทั้งหมด ดังนั้นได้สตริงคำตอบดังตารางที่ 6.49

ตารางที่ 6.49 สตริงคำตอบที่ได้รับการคัดเลือกหลังทำการค้นหาเฉพาะที่

String No.	String
1	$A_4A_3A_2A_5C_1\underline{C_2B_2}B_3B_1DA_1E$
2	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2\underline{B_1}B_3\underline{C_2}DA_1E$
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
4	$B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$
7	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$

6.5.13. รวมสตริงคำตอบ

จากสตริงคำตอบเริ่มต้น (P) และสตริงคำตอบรุ่นลูก (Q) จะนำมาทำการรวมกันและทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดเท่ากับจำนวนสตริงคำตอบเริ่มต้น ในที่นี้จะทำการเก็บสตริงคำตอบไว้จำนวนเท่ากับ 5 ตัว แสดงดังตารางที่ 6.50

ตารางที่ 6.50 การรวมสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดวิธี M-NSGA II

ลักษณะสตริงคำตอบ	String No.	Strings
สตริงคำตอบเริ่มต้น (P)	1	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$
	2	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$
	3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$
	4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
	5	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$
สตริงคำตอบรุ่นลูก (Q)	6	$A_4A_3A_2A_5C_1C_2B_2B_3B_1DA_1E$
	7	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2B_1B_3C_2DA_1E$
	8	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
	9	$B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$
	10	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$

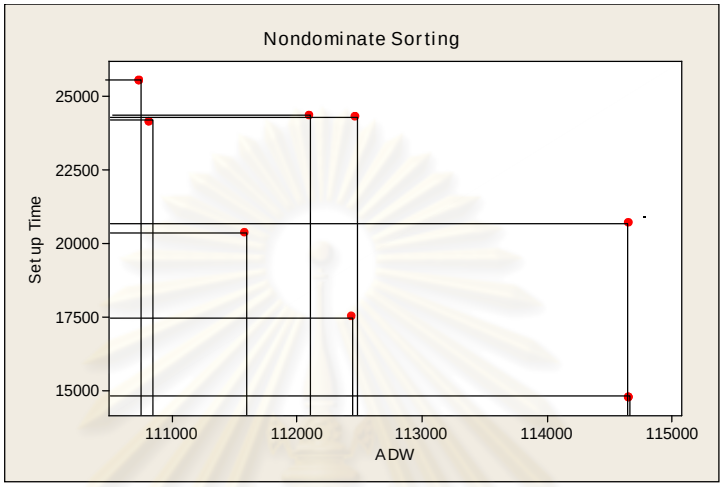
6.9.14. การคัดเลือกสตริงคำตอบ

สตริงคำตอบที่ได้ทำการรวมกันแล้ว จะนำไปคำนวณหาค่าวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ ซึ่งจะได้ค่าดังตารางที่ 6.51

ตารางที่ 6.51 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	14,780	114,650
2	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$	24,310	112,460
3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$	24,340	112,100
4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	25,520	110,730
5	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$	20,680	114,650
6	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2A_4E$	14,780	114,650
7	$A_4A_3A_2A_5C_1C_2B_2B_3B_1DA_1E$	17,520	112,430
8	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2B_1B_3C_2DA_1E$	20,366	111,580
9	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$	24,135	110,810
10	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	25,520	110,730

ใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg เพื่อกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) เนื่องจากมีจุดนึงที่มีค่าสูงสุดทำให้ไม่เห็นถึงความแตกต่างของจึงทำการตัดค่าของสตริงคำตอบ แล้วทำการกำหนดให้เป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงจุดสุดท้าย และทำการคำนวณ Crowding Distance ได้ดังรูป 6.18 และตารางที่ 6.51



รูปที่ 6.18 กำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) ของสตริงคำตอบรวมกันวิธี M-NSGAII

ทำการเรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และภายใน Front ทำการเรียงค่าจามมากไปน้อยของค่า Crowding Distance ได้ดังตารางที่ 6.52

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.52 เรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และเรียงค่าจากมากไปน้อยของค่า Crowding Distance

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
1	14,780	114,650	1	Infinity
6	14,780	114,650	1	Infinity
7	17,520	112,430	1	1.303275
8	20,366	111,580	1	1.029187
9	24,135	110,810	1	0.696725
4	25,520	110,730	1	0.149365
10	25,520	110,730	1	0.149365
5	20,680	114,650	2	Infinity
2	24,310	112,460	2	2
3	24,340	112,100	2	Infinity

เมื่อคำการจัดเรียงเสร็จแล้ว จะทำการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ที่ที่สุดของสตริงคำตอบ จะทำการพิจารณาทีละ Front จากน้อยไปมาก จากตารางที่ พบว่าสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากับ 1 มี 7 สตริงคำตอบ ซึ่งเป็นสตริงที่ซ้ำกัน 2 คู่จึงตัดสตริงคำตอบที่ซ้ำกันออกไป 2 สตริงคำตอบ ดังนั้นจึงเหลือสตริงคำตอบ 5 สตริงคำตอบ จึงทำการเลือกสตริงคำตอบทั้งหมด ดังนั้นจะได้สตริงคำตอบรุ่นลูกที่จะถูกพัฒนาไปเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไปในขั้นตอนที่ 6.5.7 ดังรูปที่ 6.53

ตารางที่ 6.53 แสดงสตริงคำตอบรุ่นลูกที่จะไปเป็นสตริงเริ่มต้นในขั้นตอนที่ 6.5.7

String No.	Strings
1	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$
2	$A_4A_3A_2A_5C_1C_2B_2B_3B_1DA_1E$
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2B_1B_3C_2DA_1E$
4	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
5	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$

6.10 การประมาณกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

ในการหา Approximate true-Pareto Front จะทำการประมาณจากการรวมคำตอบของทุกการทดลองในแต่ละวิธีการทั้งหมด 4 วิธีการ คือ 1.เจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II 2.เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II 3.วิธีการบรรจวบ (COIN) 4. และ 5.วิธีการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึม(COIN plus M-NSGA-II) ซึ่งในวิธีการ NSGA-II และ COIN ในงานวิจัยครั้งนี้ได้ใช้พารามิเตอร์จากงานวิจัยก่อนหน้า และทำการทดลองเอง ทำให้เหลือวิธีการที่พิจารณา 4 วิธีการ โดยทุกวิธีการจะใช้หลัก Pareto Dominance เพื่อหาเส้นขอบเขตที่ดีที่สุด(Pareto Optimal Frontier) เพื่อนำมาคำนวณหาค่าตัววัดสมรรถนะในการชี้วัดคำตอบในหัวข้อถัดไป ซึ่งเมื่อทำการทดลองได้พารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดแต่ละวิธีการดังตารางที่ 6.54 แล้ว จะทำการทดลองหากลุ่มคำตอบแต่ละวิธีการโดยใช้พารามิเตอร์ที่เหมาะสม คำตอบแต่ละวิธีการจะทำการหา true-Pareto Front จากทุกวิธีการดังตารางที่ 6.55 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของกลุ่มคำตอบแต่ละวิธีการ เช่นตัวอย่างการประมาณ true-Pareto Front จากวิธีการทั้ง 4 วิธีการดังนี้

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

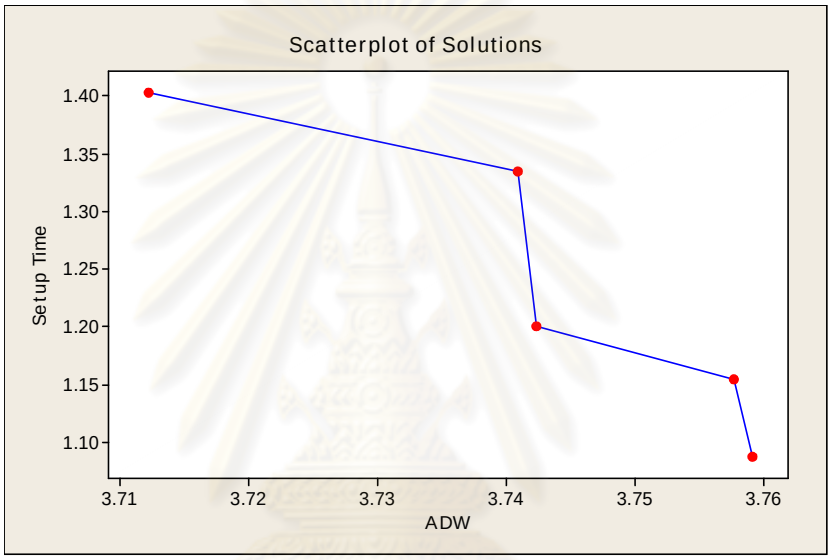
ตารางที่ 6.54 ตัวอย่างฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ได้จากกลุ่มคำตอบที่หาได้จากทุกวิธีการ

วิธีการ	Setup Time	ADW
NSGA-II	17,733	38,365
	21,148	37,889
	21,449	37,423
	21,948	37,290
	26,176	37,122
M-NSGA-II	10,870	37,591
	11,534	37,577
	12,004	37,423
	13,337	37,409
	14,615	37,290
	14,798	37,122
COIN	20,286	37,975
	21,641	37,793
	23,490	37,409
	24,966	37,122
COIN+M-NSGA II	10,870	37,591
	11,534	37,577
	12,004	37,423
	13,337	37,409
	14,024	37,122

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.55 Approximate true-Pareto Front จากตัวอย่างที่ได้จากกลุ่มคำตอบทุกวิธีการ

กลุ่มคำตอบ	Setup Time	ADW
true-Pareto Front	10,870	37,591
	11,534	37,577
	12,004	37,423
	13,337	37,409
	14,024	37,122



รูปที่ 6.19 Approximate true-Pareto Front จากตัวอย่างที่ได้จากกลุ่มคำตอบทุกวิธีการ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

6.10.1 การวัดสมรรถนะของกลุ่มคำตอบที่หาได้

เป้าหมายของการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลาบวัตถุประสงค์ มี 2 เป้าหมาย คือ ขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดที่หาได้ควรจะใกล้เคียงกับขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดแท้จริง และเซตของกลุ่มคำตอบที่อยู่บนขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดนี้ควรมีลักษณะการกระจายแบบสม่ำเสมอ (Uniform Distribution) หรือมีคำตอบอยู่บนขอบเขตกลุ่มคำตอบอย่างทั่วถึง ไม่เกาะอยู่บริเวณใดบริเวณหนึ่ง ดังนั้นในการวัดสมรรถนะของคำตอบที่หาได้ จึงเป็นการแสดงถึงคุณภาพของคำตอบที่หาได้ภายใต้เป้าหมายของการแก้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ ตัวชี้วัดทั้งหมดที่นำเสนอมีทั้งหมด 3 ตัวชี้วัดดังนี้

1) การวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง

การวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) เป็นการวัดสมรรถนะของกลุ่มคำตอบที่ดที่สุดบนพื้นฐานการเปรียบเทียบระยะทางจากสมาชิกกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (true-Pareto Optimal Solution) กับกลุ่มคำตอบทุกคำตอบที่หาได้ (Obtained Pareto Optimal Solution) สามารถคำนวณค่าตัวสมรรถนะได้ดังนี้

$$D1_R(S_j) = \frac{1}{|S^*|}\sum_{y\in S^*}\min\{d_{xy} \mid x \in S_j\} \tag{6.8}$$

โดยที่ S_j คือเซตคำตอบที่หาได้ตัวที่ j เมื่อ

S^* คือเซตคำตอบที่แท้จริง

$|S^*|$ คือจำนวนคำตอบที่แท้จริง

d_{xy} เป็นระยะทางระหว่างคำตอบที่หาได้ x กับคำตอบที่แท้จริง y ที่ได้รับการ Normalized แล้ว

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^{k}\left(\frac{f_i(x) - f_i(y)}{f_i^{\max} - f_i^{\min}}\right)^2} \tag{6.9}$$

โดยที่ $f_i(x)$ เป็นค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ i ของคำตอบที่หาได้

$f_i(y)$ เป็นค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ i ของคำตอบที่แท้จริง

เมื่อ $i = 1,2,...,k$ (ในที่นี้กำหนดให้ $k = 2$)

เมื่อได้ค่าระยะทาง d_{xy} ที่มีค่าน้อยที่สุดในแต่ละเซตคำตอบที่หาได้กับเซตคำตอบที่แท้จริงแล้ว จะหารด้วยจำนวนคำตอบทั้งหมดในเซตคำตอบที่แท้จริง ถ้าค่าตัวสมรรถนะชนิดนี้มีค่าเข้าใกล้ศูนย์ จะถือว่ากลุ่มคำตอบอัลกอริทึมนั้นเป็นกลุ่มคำตอบที่ลู่เข้าใกล้กลุ่มคำตอบที่แท้จริง วิธีการนั้นจึงเป็นวิธีการที่เหมาะสม ตัวอย่างในการคำนวณการวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงกับกลุ่มคำตอบที่หาได้จากวิธีการ COIN+M-NSGA II

ตารางที่ 6.56 ตัวอย่างกลุ่มคำตอบที่หาได้จากที่ Approximate true-Pareto Front และ COIN+M-NSGA II

กลุ่มคำตอบ	Setup Time	ADW
true-Pareto Front	10,870	37,591
	11,534	37,577
	12,004	37,423
	13,337	37,409
	14,024	37,122
COIN plus M-NSGA-II	10,870	37,591
	11,534	37,577
	12,004	37,423
	13,337	37,409
	14,024	37,122

1) จากตารางที่ 6.56 จะทำการหาค่าน้อยสุดและน้อยที่สุดของคำตอบในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 ของวิธีการ COIN+M-NSGA II รวมกับ true-Pareto Optimal Solution โดยในตัวอย่างนี้ $f_1^{\max} = 14024$ และ $f_1^{\min} = 10870$ ต่อจากนั้นจะทำการคำนวณหาระยะทางแต่ละคำตอบที่หาได้และคำตอบที่แท้จริง โดยคำนวณจากสมการที่

2) ทำการหาค่าน้อยสุดและน้อยที่สุดของคำตอบในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 ของอัลกอริทึม COIN+M-NSGA II รวมกับ true-Pareto Optimal Solution เช่นเดียวกัน โดยในตัวอย่างนี้ $f_2^{\max} = 37591$ และ $f_2^{\min} = 37122$ ต่อจากนั้นจะทำการคำนวณหาระยะทางแต่ละคำตอบที่หาได้และคำตอบที่แท้จริง โดยคำนวณจากสมการที่

3) ทำการรวมระยะทางที่ได้ Normalized ทั้งคำตอบที่ได้จากฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 และ 2 จากนั้นนำคำตอบที่ได้ถอดรากที่สองดังสมการที่ () ในขั้นตอนนี้จะได้ระยะทางระหว่างคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริง

4) หาระยะทางแต่ละคำตอบที่แท้จริงกับคำตอบที่หาได้ที่ใกล้ที่สุด เพื่อจะคิดหาผลรวมของระยะทาง เมื่อได้ผลรวมของระยะทางดังกล่าวจะนำมาหารด้วยจำนวนสมาชิกคำตอบที่แท้จริงทั้งหมด ซึ่งค่าที่ได้จะเป็นค่าเฉลี่ยของระยะทางที่แสดงถึงการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง

ตารางที่ 6.57 การ Normalized ระยะทางระหว่างแต่ละคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริงในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1

true-Pareto	Obtained Pareto from COIN+M-NSGA-II				
	10,870	11,534	12,004	13,337	14,024
10,870	0	0	0	0	0
11,534	0	0	0	0	0
12,004	0	0	0	0	0
13,337	0	0	0	0	0
14,024	0	0	0	0	0

จากตารางที่ 6.57 แสดงระยะทางระหว่างแต่ละสมาชิกคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริงในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 ที่ทำการ Normalized แล้ว เช่น ระยะทางระหว่างคำตอบที่แท้จริงกับคำตอบที่หาได้ มีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 เท่ากับ 10870 และ 10870 ตามลำดับ ดังนั้นระยะทางที่จะได้คือ $\left(\frac{10870-10870}{14024-10870}\right)^2=\left(\frac{0}{3154}\right)^2=0$

ตารางที่ 6.58 การ Normalized ระยะทางระหว่างแต่ละคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริงในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2

true-Pareto	Obtained Pareto from COIN plus M-NSGA-II				
	37,591	37,577	37,423	37,409	37,122
37,591	0	0	0	0	0
37,577	0	0	0	0	0
37,423	0	0	0	0	0
37,409	0	0	0	0	0
37,122	0	0	0	0	0

จากตารางที่ 6.58 แสดงระยะทางระหว่างแต่ละสมาชิกคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริงในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ที่ทำการ Normalized แล้ว เช่น ระยะทางระหว่างคำตอบที่แท้จริงกับคำตอบที่หาได้ มีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 เท่ากับ 246.612 และ 554.544 ตามลำดับ ดังนั้นระยะทางที่จะได้คือ $\left(\frac{37519-37519}{37519-37122}\right)^2=\left(\frac{0}{397}\right)^2=0$

ตารางที่ 6.59 ระยะทางระหว่างแต่ละคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริง

true-Pareto	Obtained Pareto from COIN plus M-NSGA-II				
	1	2	3	4	5
1	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0

จากตารางที่ 6.59 แสดงระยะทางระหว่างแต่ละคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริง ที่ทำการ Normalized แล้ว เช่น ระยะทางระหว่างคำตอบที่แท้จริงที่ 1 กับคำตอบที่หาได้ที่ 1 คือ $\sqrt{0+0}=0$

ตารางที่ 6.60 ระยะทางแต่ละคำตอบที่แท้จริงกับคำตอบที่หาได้ที่ใกล้ที่สุด

true-Pareto	Obtained Pareto from COIN plus M-NSGA-II					Minimum Distance
	1	2	3	4	5	
1	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0
Total Minimum Distance						0
Average Minimum Distance						0

จากตารางที่ 6.60 แสดงระยะทางแต่ละคำตอบที่แท้จริงกับคำตอบที่หาได้ที่ใกล้ที่สุด โดยจะทำการปรียบเทียบคำตอบที่หาได้ทุกคำตอบกับคำตอบที่แท้จริงแต่ละจุด และทำการคิดระยะทางที่ใกล้ที่สุด จากนั้นจะทำการรวมผลรวมของระยะทางที่ใกล้ที่สุดทั้งหมดเพื่อหาค่าเฉลี่ยในการลู่เข้าทั้งหมด โดยตัวอย่างนี้จะได้ค่าการลู่เข้าที่แท้จริงมีค่าเท่ากับ 0 ดังนั้นจึงแสดงให้เห็นว่าจุดคำตอบที่เราหาได้ (Obtain Pareto) เป็นจุดเดียวกับจุดคำตอบของค่าประมาณคำตอบที่แท้จริง (Approximate True Parato)

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

2) การวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้

การวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread Measurement) เป็นการวัดระยะทางระหว่างสมาชิกกลุ่มคำตอบทุกคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกัน และเป็นตัวชี้บอกถึงการกระจายของกลุ่มคำตอบ ถ้าตัวัดสมรรถนะนี้มีค่าน้อยและเข้าใกล้ศูนย์ แสดงว่ากลุ่มคำตอบที่หาได้มีการกระจายในลักษณะสม่ำเสมอตลอดเส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดและจัดได้ว่าเป็นลักษณะการกระจายที่ดี สามารถคำนวณค่าตัววัดสมรรถนะนี้ได้ดังสมการที่ 6.10

$$Spread = \frac{d_f + d_l + \sum_{i=1}^{N-1} \left| d_i - \bar{d} \right|}{d_f + d_l + (N-1)\bar{d}} \qquad (6.10)$$

โดยที่ d_f และ d_l เป็นระยะห่างของคำตอบปลายสุดทั้งสองด้าน (Extreme solution) ของเส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่หาได้

d_i แทน ระยะของคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกัน ในเซตคำตอบที่ดีที่สุดที่หาได้ เมื่อ i = 1, 2, …, N-1

N แทน จำนวนคำตอบที่หาได้

$\bar{d}$ แทน ค่าเฉลี่ยของระยะทาง d_i

ตัวอย่างในการคำนวณการวัดสมรรถนะในด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้จาก COIN+M-NSGA II ในตารางที่ 6-1 แสดงได้ดังนี้

1) คำนวณระยะทาง d_i ของคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกัน และกำหนดให้ d_f และ d_l เป็นระยะห่างของคำตอบปลายสุดของขอบเขตกลุ่มคำตอบที่หาได้

2) คำนวณค่าเฉลี่ยของระยะทางระหว่างคำตอบที่อยู่ติดกัน ($\bar{d}$) ทั้งหมด $N-1$ คำตอบ

3) คำนวณค่าผลต่างของ d_i และ $\bar{d}$ และหาผลรวมของผลต่างดังกล่าว

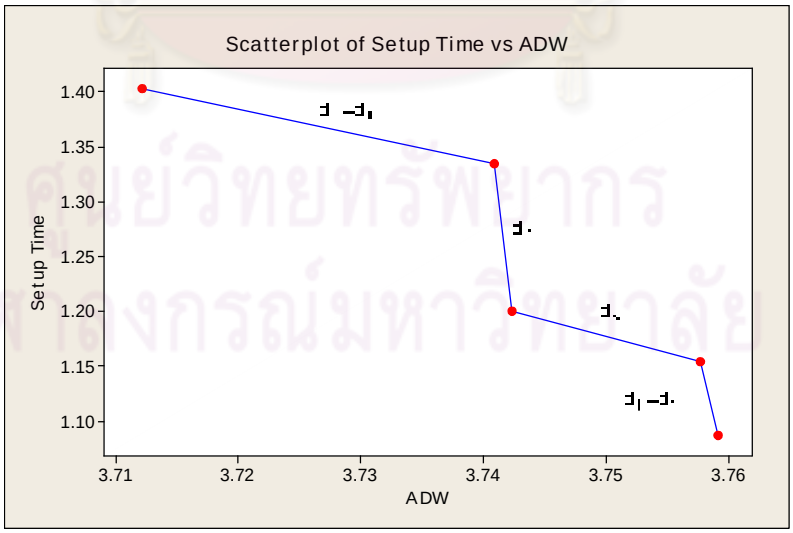
4) แทนค่าระยะทางที่หาได้ในขั้นตอนที่ (1) ถึง (3) ในสมการที่ (6.10)

ตารางที่ 6.61 กลุ่มคำตอบที่หาได้จาก COIN-MNSGA II

Obtained Pareto from COIN+M-NSGA II	
Setup Time	ADW
10,870	37,591
11,534	37,577
12,004	37,423
13,337	37,409
14,024	37,122

ตารางที่ 6.62 สัญลักษณ์ของระยะทางระหว่างคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกัน

No.	COIN-M-NSGA II		distance
	Setup Time	ADW	
1	10,870	37,591	$d_1 = d_f$
2	11,534	37,577	d_2
3	12,004	37,423	d_3
4	13,337	37,409	$d_4 = d_l$
5	14,024	37,122	



รูปที่ 6.20 แสดงระยะทางระหว่างสมาชิกคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกัน (x 10^4)

ตารางที่ 6.63 การหาระยะทางระหว่างสมาชิกคำตอบที่อยู่ติดกัน

No.	Setup Time	ADW	Euclidean Distance	
1	10,870	37,591	0.2126	d_f
2	11,534	37,577	0.3606	d_2
3	12,004	37,423	0.4237	d_3
4	13,337	37,409	0.6496	d_l
5	14,024	37,122		

จากรูปที่ 6.20 และตารางที่ 6.63 เป็นการหาระยะทางระหว่างสมาชิกคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกัน โดยสามารถคำนวณระยะทางได้จากสมการที่ (6.10) ตัวอย่างการคำนวณเช่น การหาค่า มีวิธีการดังนี้ เนื่องจาก d_3 เป็นระยะทางระหว่างจุดที่ 3 และ 4 มีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 และ 2 เป็น (12004, 37423) และ (13337, 37409) ตามลำดับ จากตัวอย่างดังกล่าวจะได้ $f_1^{\max} = 14024$ $f_2^{\max} = 37591$ $f_1^{\min} = 10870$ $f_2^{\min} = 37122$

ดังนั้นค่า $d_3 = \sqrt{(\frac{12004-13337}{14024-10870})^2 + (\frac{37423-37409}{37591-37122})^2} = 0.4237$

เมื่อคำนวณระยะทางระหว่างสมาชิกคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกันครบ $N-1$ คำตอบ จะทำการหาค่าเฉลี่ยของระยะทาง ($\bar{d}$) และ $d_f + d_l + (N-1)\bar{d}$ ซึ่งในตัวอย่างนี้จะได้ $\bar{d}$ = 0.3934 และ $d_f + d_l + (N-1)\bar{d}$ = 2.5086

ตารางที่ 6.64 ผลต่างระหว่างระยะทางของคำตอบที่อยู่ต่อเนื่องกันและค่าเฉลี่ยของระยะทาง

No.	d_i	$\lvert d_i - \bar{d} \rvert$
1	0.2126	0.1990
2	0.3606	0.0510
3	0.4237	0.0121
4	0.6496	0.2379
5		$\sum_{i=1}^{N-1} \lvert d_i - \bar{d} \rvert = 0.5000$

ดังนั้นจากตัวอย่างดังกล่าวกลุ่มคำตอบที่หาได้จาก NSGA II จะมีการกระจายของคำตอบ เท่ากับ $\Delta = \frac{0.2126 + 0.6496 + 0.5}{2.5086} = 0.543$

3.การวัดสมรรถนะด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

การวัดสมรรถนะกลุ่มคำตอบในด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง เป็นการวัดสมรรถนะโดยใช้หลักการ Pareto Dominance เปรียบเทียบกับจำนวนของคำตอบที่หาได้มีจำนวนที่อยู่ในเส้นขอบเขตที่ดีที่สุด (Pareto Optimal Frontier) เป็นจำนวนอัตราส่วนเท่าไรจากจำนวนที่แท้จริงทั้งหมด สามารถคำนวณค่าตัววัดสมรรถนะนี้ได้ดังสมการ

$$Ratio = \frac{\left| S_j - \left\{ x \in S_j \mid \exists y \in S : y \prec x \right\} \right|}{\left| S_j \right|} \tag{6.11}$$

โดยที่ S_j คือ เซตคำตอบที่ j เมื่อ $j = 1,2,...,J$

S คือ การร่วมกันของ j เซตคำตอบ $S = S_1 \cup S_2 ... \cup S_J$

x คือ เซตคำตอบที่หาได้

y คือ เซตคำตอบที่แท้จริง

จากสมการที่ (6.11) สัญลักษณ์ หมายถึง $y \prec x$ คำตอบ x ถูกข่มด้วยคำตอบ y และตัวเศษของสมการนั้น หมายถึงถ้าคำตอบ x แย่กว่าคำตอบอื่นๆใน y จะนำคำตอบนี้ออกไปในเซตคำตอบ S_j นั่นคือตัววัดนี้จะวัดอัตราส่วนของคำตอบใน S_j ที่ไม่ถูกข่มจากคำตอบอื่นใน S ซึ่งถ้าค่าอัตราส่วนในแต่ละเซตคำตอบมีค่าสูง แสดงว่ามีคำตอบที่หาได้ x ในเซต S_j ถูกข่มด้วยคำตอบที่แท้จริง y น้อย และถือว่ามีคุณภาพดีใกล้เคียงกับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง ถ้าค่าตัวสมรรถนะชนิดนี้มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่ากลุ่มคำตอบที่หาได้จากอัลกอริทึมนั้นจะมีคำตอบที่สามารถเทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

ตัวอย่างการคำนวณการวัดสมรรถนะในด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่ หาได้จาก COIN+M-NSGA II ในตารางที่ (ตารางที่ 6.56) เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง แสดงได้ดังนี้

(1) สร้างเมตริกซ์ที่มีขนาดเท่ากับจำนวนคำตอบที่หาได้กับจำนวนคำตอบที่แท้จริง

(2) เปรียบเทียบคำตอบแต่ละคำตอบที่หาได้ (x) กับคำตอบที่แท้จริง (y) ด้วยหลักการ Pareto Dominance ดังนี้

- ถ้าค่าคำตอบหาได้ (x) ในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 และ 2 มีค่าไม่เท่ากับค่าคำตอบที่แท้จริง (y) ในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 และ 2 จะให้ค่าในช่องที่เปรียบเทียบระหว่าง x และ y มีค่าเท่ากับ 1

- ถ้าค่าคำตอบหาได้ (x) ในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 และ 2 มีค่าไม่เท่ากับค่าคำตอบที่แท้จริง (y) ในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 และ 2 จะให้ค่าในช่องที่เปรียบเทียบระหว่าง x และ y มีค่าเท่ากับ 0

(3) หาผลรวมของแต่ละแถว ค่าที่ได้นี้คือจำนวนคำตอบที่อยู่บนเส้นขอบเขตที่ดีที่สุด จากนั้นหาผลรวมจำนวนแถวจะได้จำนวนคำตอบที่อยู่บนเส้นขอบเขตที่ดีที่สุด และทำการคำนวณหาอัตราส่วนของจำนวนคำตอบโดยหารจำนวนคำตอบที่หาได้

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.65 การเปรียบเทียบคำตอบที่หาได้กับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงด้วยหลักการ Pareto Dominance

true-Pareto		No.	Obtained Pareto from COIN plus M-NSGA-II										
			1		2		3		4		5		Value
			10,870	37,591	11,534	37,577	12,004	37,423	13,337	37,409	14,024	37,122	
10,870	37,591	1	1		1		1		1		1		1
11,534	37,577	2	1		1		1		1		1		1
12,004	37,423	3	1		1		1		1		1		1
13,337	37,409	4	1		1		1		1		1		1
14,024	37,122	5	1		1		1		1		1		1
Total Value													5
Ratio of solution													*1*

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จากตารางที่ 6.57 เป็นตัวอย่างการเปรียบเทียบสมาชิกคำตอบที่หาได้จากวิธีการ COIN plus M-NSGA II กับคำตอบที่แท้จริง โดยใช้หลักการ Pareto Dominance เช่น การเปรียบเทียบคำตอบที่หาได้กับคำตอบที่แท้จริง ที่มีค่าวัตถุประสงค์ที่ 1 และ 2 เท่ากับ (10,870, 37,591) และ (10,870, 37,591) สังเกตว่าคำตอบทั้งสองค่ามีค่าเท่ากันหมด ดังนั้นแสดงว่าคำตอบที่มีค่า (10,870, 37,591) เป็นคำตอบที่ตกอยู่ในเส้นขอบเขตที่ดีที่สุด จึงกำหนดค่าในช่องการเปรียบเทียบกับ 1 เมื่อทำการรวมช่องการเปรียบเทียบทั้งหมดจะพบว่ามีคำตอบที่หาได้ตกอยู่ในเส้นขอบเขตที่ดีที่สุดจำนวนเท่ากับ 5 ค่า และเมื่อคำนวณถึงจำนวนอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง มีค่าเท่ากับ $\frac{5}{5}=1$ หรือเท่ากับ 100% ดังนั้นจึงแสดงให้เห็นว่าจำนวนจุดคำตอบที่เราหาได้ (Obtain Pareto) มีจำนวนเท่ากับและเป็นจุดเดียวกับจุดคำตอบของค่าประมาณคำตอบที่แท้จริง (Approximate True Parato)

6.11 สรุปท้ายบท

วิธีการบรรจวบที่ได้กล่าวข้างต้นนั้นพบว่ามีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่รวดเร็ว เนื่องมาจากการจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันแล้วส่งผลให้สตริงคำตอบมีคำตอบที่ดีที่สุด และยังตัดทอนการจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันแล้วส่งผลให้สตริงคำตอบมีคำตอบที่ไม่ดี เพื่อไม่ให้เกิดขึ้นในเจนเนอเรชั่นถัดไป แต่เนื่องจากวิธีการบรรจวบยังมีข้อเสียอยู่ประการหนึ่งคือ การจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันที่ผิดพลาดจากการสุ่มหาลำดับผลิตภัณฑ์ตั้งแต่เริ่มต้น ทำให้มีลักษณะในการหาทิศทางคำตอบที่ไม่ดีเท่าที่ควรได้ และอีกประการหนึ่งคือคำตอบที่ได้ขาดการกระจายและความหลากหลายของคำตอบเมื่อเทียบกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จึงทำให้มีแนวคิดในการที่จะใช้เมมเมติกอัลกอริทึมมาร่วมด้วยเพื่อที่จะกระจายคำตอบทำให้เกิดคำตอบที่หลากหลายมากขึ้น และยังช่วยป้องกันกรณีการจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันที่ผิดพลาดจากการสุ่มหาลำดับผลิตภัณฑ์ตั้งแต่เริ่มต้น เพราะในขั้นตอนของเมมเมติกอัลกอริทึมมีวิธีการค้นหาเฉพาะที่ (Local Search) ช่วยในการดึงคำตอบที่ติดอยู่ในค่าคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ (Local Optimal) การคัดเลือกสตริงคำตอบที่ดี (Binary Tournament) ที่ทำการเลือกสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเข้าสู่การผสมพันธุ์ (Mating Pool) ช่วยทำให้คำตอบที่ดีมีการพัฒนาให้เกิดคำตอบที่ดีขึ้น การครอสโอเวอร์ (Crossover) เป็นการช่วยทำให้ได้คำตอบที่หลากหลายจากการแลกเปลี่ยนโครโมโซมกันระหว่างสตริงคำตอบ การมิวเตชั่น (Mutation) เป็นวิธีที่ทำให้สตริงคำตอบเกิดการผ่าเหล่า ทำให้สตริงคำตอบที่คิดว่าเป็นสตริงคำตอบที่ดี และพบว่าพบว่าวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ที่ใช้การค้นหาเฉพาะที่เพียง 1 ตัว ได้ผลลัพธ์ของคำตอบในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่ม

คำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ดีกว่าทุกวิธีการ ดังนั้นจึงนำเอาเมมเมติกอัลกอริทึมที่ใช้การค้นหาเฉพาะที่เพียง 1 ตัวมาร่วมกับวิธีการบรรจวบ แต่ใช้ชื่อเดิมว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ต่อไป

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 7

การกำหนดและทดสอบพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง

เนื้อหาในบทนี้เกี่ยวข้องกับการกำหนดพารามิเตอร์ของเมเมติกอัลกอริทึม และวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ซึ่งในการกำหนดพารามิเตอร์ของเมเมติกอัลกอริทึมนั้น ได้มุ่งสนใจเกี่ยวกับวิธีการค้นหาหาเฉพาะที่ที่มีประสิทธิภาพซึ่งถือว่าเป็นกระบวนการค้นหาคำตอบที่สำคัญ และส่งผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพของอัลกอริทึม โดยในการกำหนดพารามิเตอร์ของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมนั้น ได้มุ่งสนใจเกี่ยวกับร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่ และเมมเมติกอัลกอริทึมนั้น ได้มุ่งสนใจเกี่ยวกับวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังจากการสร้างประชากรเบื้องต้น กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังวิธีการมิวเทชั่น ส่วนพารามิเตอร์อื่นๆ เช่น จำนวนประชากร วิธีการครอสโอเวอร์ วิธีมิวเทชั่น ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ ความน่าจะเป็นในการมิวเทชั่น ความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ได้กำหนดจากงานวิจัยก่อนหน้าที่เกี่ยวข้อง แต่ในส่วนของจำนวนรอบในการคำนวณซ้ำ ได้มีการทำการทดลองจำนวนรอบที่เหมาะสมในแต่ละโจทย์ปัญหา ดังนั้นในการออกแบบการทดลองในบทนี้ได้พิจารณาเฉพาะปัจจัยดังกล่าวข้างต้น ซึ่งถือว่าเป็นปัจจัยที่สำคัญของทั้งสองวิธีการที่พิจารณา จึงได้ทำการออกแบบการ และทำการทดลองตามวิธีของ Experimental Design (Montgomery, D.C., 1997) เพื่อหาพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องอย่างเหมาะสม โดยวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของ เมเมติกอัลกอริทึม และวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในด้านความสามารถในการหาคำตอบที่ดีที่สุดวิธีการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนคือ

1. การหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากตัววัดสมรรถนะกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุด คือตัววัดสมรรถนะในด้านการลู่เข้าลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบทีแท้จริง การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

2. การหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากการค้นหาเฉพาะที่ที่เหมาะสมใช้ในแต่ละโจทย์ปัญหา เลือกการค้นหาเฉพาะที่ที่ให้ค่าดีที่สุดและเหมาะสมกับทุกโจทย์ปัญหา

7.1 การกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

7.1.1 การระบุปัญหา

ในการทดลองนี้ได้นำวิธีของ เมเมติกอัลกอริทึม และวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม มาประยุกต์ใช้กับกรณีศึกษาปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมจำนวน 4 ปัญหา ซึ่งเป็นปัญหาที่มีจำนวนผลิตภัณฑ์, จำนวนสถานีงานและ Minimum Part Set ที่แตกต่างกัน รายละเอียดของปัญหาที่ใช้ในการทดลองแสดงไว้ในตารางที่ 7.1

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 7.1 รายละเอียดและข้อกำหนดเบื้องต้นปัญหาตัวอย่างที่ใช้ในการทดลอง

ปัญหาการทดลอง	จำนวนขั้นตอนงาน	จำนวนชนิดผลิตภัณฑ์	จำนวนสถานีงาน	สัดส่วนผลิตภัณฑ์	จำนวนคำตอบที่เป็นไปได้
ปัญหาการทดลองที่ 1					
Kim 3	61	4	6	6 4 2 1	180,180
Kim 5	61	4	12	1 3 4 5	360,360
ปัญหาการทดลองที่ 2					
Arcus 3	111	5	12	1 2 4 5 8	1.048×10^{10}
Arcus 8	111	5	15	1 4 8 3 1	6.13×10^{7}
Arcus 10	111	5	27	5 3 2 1 1	332,640
ปัญหาการทดลองที่ 3					
Set 1	61	15	6	20 20 15 15 10 6 6 1 1 1 1 1 1 1 1	4.9×10^{84}
Set 2	61	15	6	15 15 10 10 10 10 10 4 1 1 1 1 1 1	1.6×10^{100}
Set 3	61	15	6	7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 6 6 6 6 6	4.561×10^{106}
ปัญหาการทดลองที่ 4					
Garment	36	3	5	10 6 5	1.63x108

*หมายเหตุ ในปัญหาการทดลองที่ 4 จะเป็นปัญหาจริงของอุตสาหกรรมผลิตเสื้อผ้าสำเร็จรูปของบริษัทตัวอย่าง

จากตารางที่ 7.1 ได้แสดงรายละเอียดของปัญหาที่ใช้ในการวิจัยประกอบด้วย 4 ปัญหาหลัก หรือ 9 ปัญหาย่อย และเป็นปัญหาเดียวกันกับ Kim (2002), McMullen (2001a) และโรงงานผลิตเสื้อสำเร็จรูปแห่งหนึ่ง โดยแต่ละปัญหาจะแสดง จำนวนขั้นตอนงาน, จำนวนชนิด

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ผลิตภัณฑ์, จำนวนสถานีงาน, สัดส่วนผลิตภัณฑ์ และจำนวนคำตอบที่เป็นไปได้ คือจำนวนรูปแบบของลำดับการจัดผลิตภัณฑ์ที่เป็นไปได้โดยรูปแบบลำดับผลิตภัณฑ์ไม่ซ้ำกัน

$$\text{จำนวนคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมด (Possible Sequence)} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} d_i\right)!}{\prod_{i=1}^{n}(d_i!)}$$

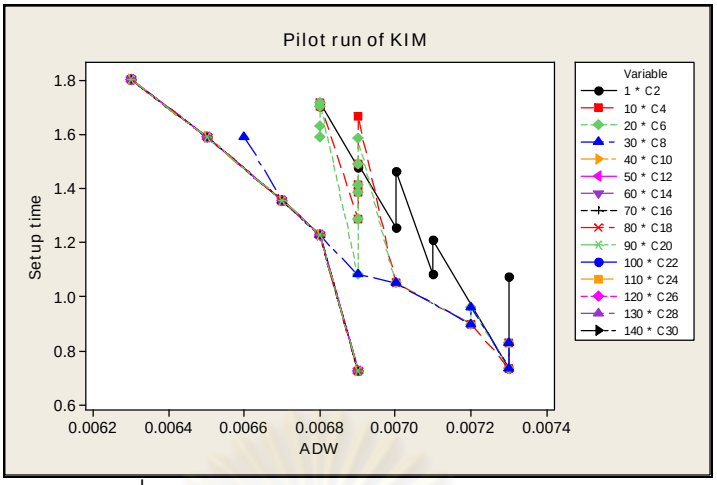
โดยที่ d_i คือ ความต้องการผลิตผลิตภัณฑ์ชนิด i เมื่อ $i = 1,2,...,n$

n คือ จำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ที่ถูกผลิต

7.1.2 การกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในเมมเมติกอัลกอริทึมที่ใช้ในงานวิจัย

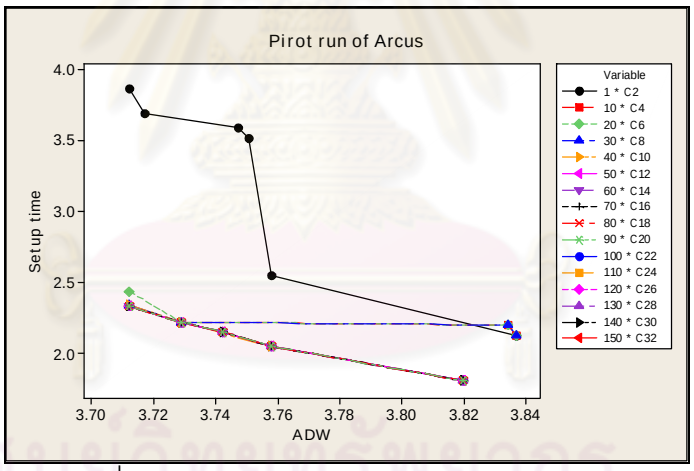
7.1.2.1 จำนวนรอบในการทำซ้ำ หรือจำนวนเจนเนอเรชั่น

จำนวนรอบในการทำซ้ำได้มีการทำการทดลองหาจำนวนรอบซ้ำที่ได้คำตอบที่ได้คำตอบที่ดีที่สุด โดยจำนวนเจนเนอเรชั่นคือจำนวนครั้งหรือจำนวนรอบในการคำนวณหาค่าตอบสนองหนึ่งค่าโดยที่ 1 เจนเนอเรชั่นก็คือการคำนวณตามวิธีการที่ใช้ตั้งแต่เริ่มต้นจนจบครบหนึ่งรอบ แล้วจึงจะเริ่มวนขึ้นรอบใหม่ ทั้งนี้ 1 เจนเนอเรชั่นก็คือการวนรอบคำนวณซ้ำ 1 รอบนั่นเอง หากเรากำหนดจำนวนเจนเนอเรชั่นน้อยเกินไปคำตอบที่พบอาจไม่ใช่คำตอบที่ดีที่สุด ในขณะเดียวกันหากกำหนดจำนวนเจนเนอเรชั่นมากเกินไปก็จะทำให้เสียเวลาในการคำนวณโดยไม่จำเป็นจำนวนเจนเนอเรชั่นที่ใช้ทดลองครั้งนี้หาได้จากการทำ Pilot Run ซึ่งจะมีค่าแตกต่างกันตามขนาดของปัญหา โดยจำนวนเจนเนอเรชั่นที่ใช้ในการทำ Pilot Run ของปัญหา KIM, Arcus, Set, Garment ตามลำดับ โดยจะพิจารณาว่า ค่าฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ที่ใช้คือ ค่าใช้จ่ายในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด และความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด ที่ได้มีค่าต่ำสุดและคงที่ที่จำนวนเจนเนอเรชั่นที่เท่าใด โดยพารามิเตอร์ที่ใช้ได้มาจากการสุ่ม ซึ่งผลจากการทำ Pilot Run ของปัญหาต่างๆ แสดงไว้ในรูปที่ 7.1-7.3



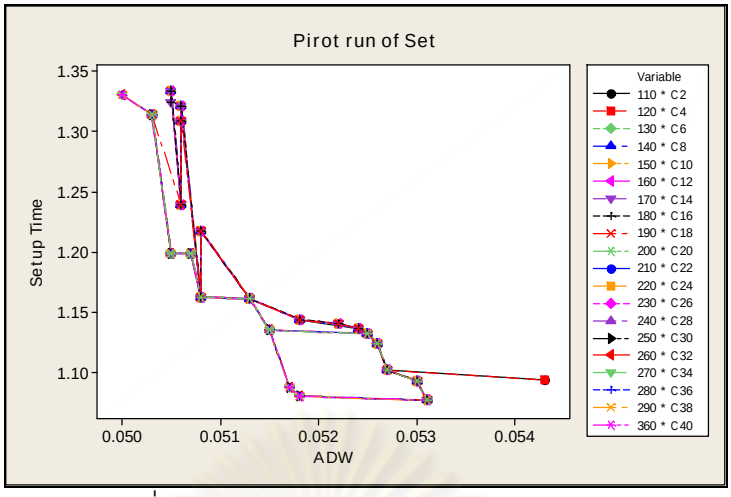
รูปที่ 7.1 ผลการทำ Pilot Run ปัญหาของ KIM

จากรูปที่ 7.1 แสดงผลการทำ Pilot Run ปัญหาของ KIM นั้น จะให้ค่าคำตอบต่ำสุดและคงที่ที่เจนเนอเรชั่นที่ 40 ดังนั้นจึงกำหนดให้จำนวนเจนเนอเรชั่นสูงสุดสำหรับปัญหาของ KIM เท่ากับ 100 เจนเนอเรชั่น



รูปที่ 7.2 ผลการทำ Pilot Run ปัญหาของ Arcus

จากรูปที่ 7.2 แสดงผลการทำ Pilot Run ปัญหาของ Arcus นั้น จะให้ค่าคำตอบต่ำสุดและคงที่ที่เจนเนอเรชั่นที่ 50 ดังนั้นจึงกำหนดให้จำนวนเจนเนอเรชั่นสูงสุดสำหรับปัญหาของ Arcus เท่ากับ 100 เจนเนอเรชั่น



รูปที่ 7.3 ผลการทำ Pilot Run ปัญหาของ Set

จากรูปที่ 7.3 แสดงผลการทำ Pilot Run ปัญหาของ Set นั้น จะให้ค่าคำตอบต่ำสุดและคงที่ที่เจนเนอเรชั่นที่ 240 ดังนั้นจึงกำหนดให้จำนวนเจนเนอเรชั่นสูงสุดสำหรับปัญหาของ Set เท่ากับ 300 เจนเนอเรชั่น

7.1.2.2 **จำนวนประชากร** (Population Size)

จำนวนประชากรที่ใช้ในการทดลองนี้หมายถึงจำนวนคำตอบทั้งหมดที่มีอยู่ในแต่ละเจนเนอเรชั่น เช่นถ้ากำหนดให้จำนวนประชากรมีขนาด 100 หมายความว่าในแต่ละเจนเนอเรชั่นจะมีคำตอบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 100 คำตอบซึ่งอาจเป็นคำตอบที่เหมือนหรือแตกต่างกันก็ได้ หากเรากำหนดจำนวนประชากรน้อยเกินไปจะทำให้คำตอบที่หาได้ติดอยู่ใน Local Optimum ได้ง่ายในขณะเดียวกันหากกำหนดให้จำนวนประชากรมีมากเกินไปจะทำให้เสียเวลาในการหาคำตอบนานดังนั้นจึงต้องมีการทดสอบหาค่าจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งาน ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้อ้างอิงจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งานมาจากงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งเป็นงานวิจัยของ KIM (2006) คือมีขนาด 100

7.1.2.3 **วิธีการคัดเลือกสตริง** (Selection Method)

ในอัลกอริทึมที่นำมาใช้นั้นได้เสนอวิธีการคัดเลือกสตริงไว้เพียงวิธีเดียว คือ วิธี Tournament Selection ดังนั้นจึงไม่พิจารณาวิธีการคัดเลือกสตริงเป็นปัจจัยที่เกี่ยวข้องในการทดลองนี้

7.1.2.4 **วิธีการครอสโอเวอร์** (Crossover Method)

ในอัลกอริทึมที่ได้พัฒนามาใช้ในการจัดสมดุลสายการประกอบมีทั้งหมด 5 วิธี ซึ่งวิธีการครอสโอเวอร์ก็น่าจะเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าตอบสนอง ดังนั้นจึงกำหนดให้วิธีการครอสโอเวอร์เป็นปัจจัยที่ใช้ในการทดลองอีกปัจจัยหนึ่ง โดยในงานวิจัยนี้ได้อ้างอิงจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งานมาจากงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งเป็นงานวิจัยของ KIM (2006) คือวิธีการ Modified Order Crossover (Mod OX)

7.1.2.5 **วิธีการมิวเตชั่น** (Mutation Method)

ในอัลกอริทึมที่ใช้นั้น ได้เสนอวิธีมิวเตชั่นไว้เพียงวิธีเดียว โดยเป็นวิธีที่ใช้สำหรับปัญหาการจัดลำดับสายการประกอบเท่านั้น ดังนั้นจึงไม่พิจารณาวิธีมิวเตชั่นเป็นปัจจัยที่เกี่ยวข้องในการทดลอง

7.1.2.6 **ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์** (Crossover Probability: P_C)

สำหรับความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์นั้นสามารถกำหนดได้ตั้งแต่ 0-1.00 แต่การกำหนดให้มีค่ามาก จะทำให้ประสิทธิภาพของ MAs ดีขึ้น (De Jong's, 1975) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้อ้างอิงจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งานมาจากงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งเป็นงานวิจัยของ KIM (2006) คือ 0.5

7.1.2.7 **ความน่าจะเป็นในการมิวเตชั่น** (Mutation Probability: P_M)

ค่านี้สามารถกำหนดได้ตั้งแต่ 0-1.00 เช่นเดียวกับความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ แต่การกำหนดให้ความน่าจะเป็นในการมิวเตชั่นต่ำ จะทำให้ประสิทธิภาพของ MAs ดีขึ้น (De Jong's, 1975) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้อ้างอิงจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งานมาจากงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งเป็นงานวิจัยของ KIM (2006) คือ 0.05

7.1.2.8 **ความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่** (Local search Probability:P_L)

สำหรับความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่นั้นสามารถกำหนดได้ตั้งแต่ 0-1.00 แต่การกำหนดให้มีค่ามาก จะทำให้ประสิทธิภาพของ MAs ดีขึ้น (De Jong's, 1975) ซึ่งใน

งานวิจัยนี้ได้อ้างอิงจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งานมาจากงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งเป็นงานวิจัยของ Chutima (2008) คือ 0.8

7.1.2.9 **วิธีการค้นหาเฉพาะที่** (Local search Method)

ในเจนเนติกอัลกอริทึมที่ได้พัฒนามาใช้วิธีการค้นหาเฉพาะที่รวมอยู่ด้วย ซึ่งวิธีการค้นหาเฉพาะที่เป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์อย่างมาก และงานวิจัยนี้ได้คัดเลือกเฉพาะการค้นหาเฉพาะที่ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด Chutima (2008) ดังนั้นจึงกำหนดให้วิธีการค้นหาเฉพาะที่เป็นปัจจัยที่ใช้ในการทดลอง โดยมีระดับปัจจัยทั้งหมด 4 ระดับดังนี้คือ

- ระดับที่ 1 วิธี วิธี Pairwise Interchange (PI)
- ระดับที่ 2 วิธี Insertion Procedure
- ระดับที่ 3 วิธี วิธี 2-Opt
- ระดับที่ 4 วิธี วิธี 3-Opt

7.1.3 **การกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมที่นำเสนอใหม่**

7.1.3.1 **จำนวนรอบในการทำซ้ำ หรือจำนวนเจนเนอเรชั่น**

จำนวนรอบในการทำซ้ำได้มีการทำการทดลองหาจำนวนรอบซ้ำที่ได้คำตอบที่ได้คำตอบที่ดีที่สุดตามรูปที่ 7.1-7.3 เท่ากับที่ใช้ในเมมเมติกอัลกอริทึมทุกปัญหาการทดลอง

7.1.3.2 **จำนวนประชากร** (Population Size)

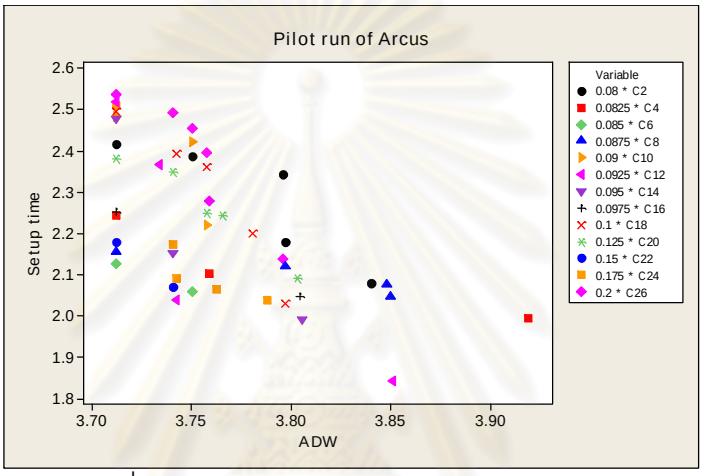
ในงานวิจัยนี้ได้อ้างอิงจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งานมาจากงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งเป็นงานวิจัยของ KIM (2006) เท่ากับที่ใช้ในเมมเมติกอัลกอริทึม คือมีขนาด 100

7.1.3.3 **จำนวนค่าปรับในการให้รางวัง และถูกลงโทษ** (Population Size)

จำนวนค่าปรับในการให้รางวัง และถูกลงโทษได้มีการทำการทดลองหาจำนวนค่าปรับที่ได้คำตอบที่ได้คำตอบที่ดีที่สุด โดยความสำคัญของจำนวนค่าปรับได้กล่าวถึงแล้ว

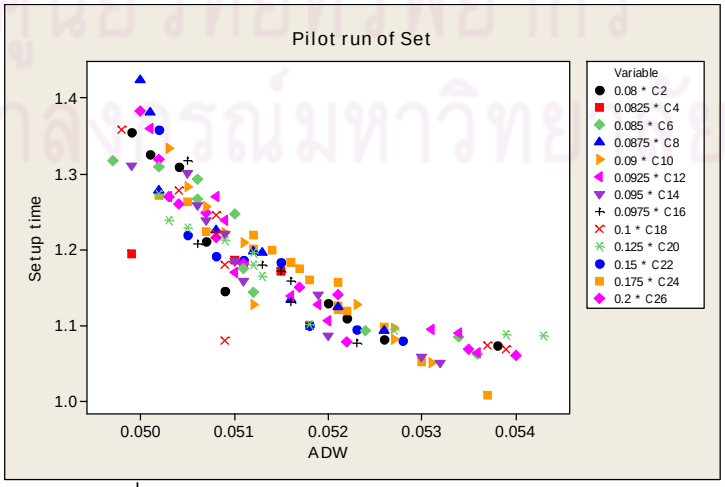
ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ในบทก่อนหน้า ซึ่งหากเรากำหนดจำนวนค่าปรับน้อยเกินไปคำตอบที่พบอาจจะสุ่มพบคำตอบที่ดีที่สุดช้าเกินไป ในขณะเดียวกันหากกำหนดจำนวนค่าปรับมากเกินไปก็อาจจะสุ่มเลือกคำตอบผิดแนวทางก็เป็นไปได้โดยจำนวนค่าปรับที่ใช้ทดลองครั้งนี้หาได้จากการทำ Pilot Run ซึ่งจะมีค่าแตกต่างกันตามขนาดของปัญหา โดยจำนวนค่าปรับที่ใช้ในการทำ Pilot Run ของปัญหา ขนาดเล็ก และปัญหาขนาดใหญ่ ตามลำดับ โดยจะพิจารณาว่าค่าฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์ที่ใช้คือ ค่าใช้จ่ายในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด และความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด ที่ได้มีค่าต่ำสุดและได้ใช้ค่าปรับเท่าใด ซึ่งผลจากการทำ Pilot Run และคำนวณด้วยตัววัดสมรรถนะทั้งสามด้านของปัญหาต่างๆ สามารถสรุปได้ในรูปที่ 7.4-7.6



รูปที่ 7.4 ผลการทำ Pilot Run ปัญหาขนาดเล็ก

จากรูปที่ 7.4 แสดงผลการทำ Pilot Run ปัญหาขนาดเล็กนั้น จะให้ค่าคำตอบต่ำสุดที่ค่าปรับ 0.0925 ดังนั้นจึงกำหนดให้ค่าปรับในการให้รางวัล และถูกลงโทษสำหรับปัญหาขนาดเล็ก เท่ากับ 0.925



รูปที่ 7.5 ผลการทำ Pilot Run ปัญหาขนาดใหญ่

จากรูปที่ 7.5 แสดงผลการทำ Pilot Run ปัญหาขนาดใหญ่ นั้น จะให้ค่าคำตอบต่ำสุดที่ค่าปรับ 0.095 ดังนั้นจึงกำหนดให้ค่าปรับในการให้รางวัล และถูกลงโทษสำหรับปัญหาขนาดใหญ่ เท่ากับ 0.095

ปัญหาขนาดเล็ก

ค่าปรับ	0.05	0.0625	0.075	0.0875	0.1	0.1125	0.125
Convergence	0.4297	0.2734	0.3125	0.3984	0.4492	0.1992	0.1523
Spread	0.4297	0.7969	0.75	0.7969	0.8984	0.7734	0.8203
Rate of Solution	0	0	0.5	0	0	0.5	0.3333
ค่าปรับ	0.0975	0.1	0.125	0.15	0.175	0.2	0.225
Convergence	0.2617	0.3438	0.3203	0.2578	0.1953	0.2734	0.3203
Spread	0.75	0.812	0.8593	0.75	0.7656	0.828	0.75
Rate of Solution	0	0	0	0.5	0	0	0.5

ปัญหาขนาดใหญ่

ค่าปรับ	0.08	0.0825	0.085	0.0875	0.09	0.0925	0.095
Convergence	0.1641	0.1289	0.129	0.1367	0.1758	0.1133	0.0976
Spread	0.5703	0.7073	0.5781	0.434	0.5211	0.568	0.478
Ratio of Solution	0	0.2	0.1	0	0.1	0	0.0909
ค่าปรับ	0.0975	0.1	0.125	0.15	0.175	0.2	0.225
Convergence	0.1681	0.1806	0.1314	0.1146	0.1147	0.1373	0.1681
Spread	0.717	0.5506	0.8071	0.5036	0.4773	0.3501	0.717
Ratio of Solution	0.125	0	0.125	0.125	0.0833	0	0.125

รูปที่ 7.6 ผลคำนวณด้วยตัววัดสมรรถนะทั้งสามด้านของปัญหาต่างๆ

จากรูปที่ 7.6 แสดงผลการคำนวณด้วยตัววัดสมรรถนะทั้งสามด้านของปัญหาขนาดเล็ก และปัญหาขนาดใหญ่

7.1.3.4 **วิธีการคัดเลือกสตริง** (Selection Method)

ในอัลกอริทึมที่นำมาใช้นั้นได้เสนอวิธีการคัดเลือกสตริงไว้เพียงวิธีเดียว คือ วิธี Tournament Selection ดังนั้นจึงไม่พิจารณาวิธีการคัดเลือกสตริงเป็นปัจจัยที่เกี่ยวข้องในการทดลองนี้

7.1.3.5 **วิธีการครอสโอเวอร์** (Crossover Method)

ในอัลกอริทึมที่ได้พัฒนามาใช้ในการจัดลำดับผลิตภัณฑ์มีทั้งหมด 5 วิธี ซึ่งวิธีการครอสโอเวอร์ก็น่าจะเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าตอบสนอง ดังนั้นจึงกำหนดให้วิธีการครอสโอเวอร์เป็นปัจจัยที่ใช้ในการทดลองอีกปัจจัยหนึ่ง โดยในงานวิจัยนี้ได้อ้างอิงจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งานมาจากงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งเป็นงานวิจัยของ KIM (2006) คือวิธีการ Modified Order Crossover (Mod OX)

7.1.3.6 **วิธีการมิวเตชั่น** (Mutation Method)

ในอัลกอริทึมที่ใช้นั้น ได้เสนอวิธีมิวเตชั่นไว้เพียงวิธีเดียว โดยเป็นวิธีที่ใช้สำหรับปัญหาการจัดลำดับสายการประกอบเท่านั้น ดังนั้นจึงไม่พิจารณาวิธีมิวเตชั่นเป็นปัจจัยที่เกี่ยวข้องในการทดลอง

7.1.3.7 **ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์** (Crossover Probability: P_C)

สำหรับความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์นั้นสามารถกำหนดได้ตั้งแต่ 0-1.00 แต่การกำหนดให้มีค่ามาก จะทำให้ประสิทธิภาพของ MAs ดีขึ้น (De Jong's, 1975) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้อ้างอิงจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งานมาจากงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งเป็นงานวิจัยของ KIM (2006) คือ 0.5

7.1.3.8 **ความน่าจะเป็นในการมิวเตชั่น** (Mutation Probability: P_M)

ค่านี้สามารถกำหนดได้ตั้งแต่ 0-1.00 เช่นเดียวกับความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ แต่การกำหนดให้ความน่าจะเป็นในการมิวเตชั่นต่ำ จะทำให้ประสิทธิภาพของ

MAs ดีขึ้น (De Jong's, 1975) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้อ้างอิงจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งานมาจากงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งเป็นงานวิจัยของ KIM (2006) คือ 0.05

7.1.3.9 **ความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่** (Local search Probability:P_L)

สำหรับความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่นั้นสามารถกำหนดได้ตั้งแต่ 0-1.00 แต่การกำหนดให้มีค่ามาก จะทำให้ประสิทธิภาพของ MAs ดีขึ้น (De Jong's, 1975) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้อ้างอิงจำนวนประชากรที่เหมาะสมในการใช้งานมาจากงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งเป็นงานวิจัยของ Chutima (2008) คือ 0.8

7.1.3.10 **ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม**

ในวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมนี้ ได้มีการใช้วิธีการทั้งสองวิธีการร่วมกันในการหาคำตอบ โดยจะมีการแบ่งร้อยละของสัดส่วนระหว่าง 2 วิธีการนี้ในการแก้ปัญหา ดังนั้นจึงกำหนดให้ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม เป็นปัจจัยที่ใช้ในการทดลอง ยกตัวอย่างเช่น ปัญหา KIM 3 มีจำนวนรอบในการแก้ปัญหา 100 รอบ กำหนดปัจจัยร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม เป็น ร้อยละ 40 ดังนั้นแสดงว่ามีการแบ่งสัดส่วนให้ วิธีการบรรจวบแก้ปัญหา 60 รอบ และเมมเมติกแก้ปัญหา 40 รอบ เป็นต้น โดยมีระดับปัจจัยทั้งหมด 4 ระดับดังนี้คือ

- ร้อยละ 0.2 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
- ร้อยละ 0.4 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
- ร้อยละ 0.6 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
- ร้อยละ 0.8 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด

7.1.3.11 **วิธีการค้นหาเฉพาะที่** (Local search Method)

ในเจนเนติกอัลกอริทึมที่ได้พัฒนามาใช้วิธีการค้นหาเฉพาะที่รวมอยู่ด้วย ซึ่งวิธีการค้นหาเฉพาะที่เป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์อย่างมาก และงานวิจัยนี้ได้คัดเลือกเฉพาะการค้นหาเฉพาะที่ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด Chutima (2008) ดังนั้นจึงกำหนดให้วิธีการค้นหาเฉพาะที่เป็นปัจจัยที่ใช้ในการทดลอง โดยมีระดับปัจจัยทั้งหมด 4 ระดับดังนี้คือ

- ระดับที่ 1 วิธี Pairwise Interchange
- ระดับที่ 2 วิธี Insertion Procedure
- ระดับที่ 3 วิธี 2-Opt
- ระดับที่ 4 วิธี 3-Opt

7.2 การทดลองหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

7.2.1 การเลือกตัวแปรตอบสนอง

เนื่องจากเป็นการทดสอบหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากความสามารถในการหาคำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้สามตัววัดสมรรถนะเพื่อรักษาเป้าหมายที่สำคัญสองด้านของปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีหลายวัตถุประสงค์ คือ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง และการรักษาความหลากหลายภายในกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Chutima, 2008) ดังนั้นจึงใช้ตัววัดสมรรถนะดังนี้ 1. การวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence Measurement) 2. การวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread Measurement) 3.mการวัดสมรรถนะด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of non-dominated solution) ดังนั้นตัวแปรตอบสนองที่ใช้ ควรเป็นค่าทั้งสามตัววัดสมรรถนะของปัญหาการจัดลำดับสายการประกอบ ดังนั้นหากในกรณีที่เมื่อใช้ค่าตัววัดสมรรถนะทางด้านการวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง เป็นตัวแปรตอบสนองแล้วยังไม่สามารถวิเคราะห์หาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ ก็จะพิจารณาค่าตัววัดสมรรถนะด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นตัวแปรตอบสนองลำดับที่สอง และใช้ค่าตัววัดสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง ตามลำดับโดยจะทำการวิเคราะห์เช่นเดียวกันเมื่อค่าตัววัดสมรรถนะแต่ละด้านเป็นตัวแปรตอบสนอง แต่ถ้ายังไม่สามารถวิเคราะห์หาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ ก็จะพิจารณาทางด้านเวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบ

7.2.2 การเลือกปัจจัยและระดับของปัจจัย

ดังที่กล่าวมาแล้วว่าเมเมติกอัลกอริทึม และวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม มีพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องวิธีการละ 2 ปัจจัย ดังนั้นจึงต้องมีการทดสอบค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องให้เหมาะสมดังนี้คือ

7.2.2.1 วิธีการค้นหาเฉพาะที่ (Local search Method)

ในเมมเมติกอัลกอริทึม และวิธีการคอยน์รวมกับการค้นหาเฉพาะที่ ที่ได้พัฒนามาใช้วิธีการค้นหาเฉพาะที่รวมอยู่ด้วย ซึ่งวิธีการค้นหาเฉพาะที่เป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์อย่างมาก และงานวิจัยนี้ได้คัดเลือกเฉพาะการค้นหาเฉพาะที่ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด Chutima (2008) ดังนั้นจึงกำหนดให้วิธีการค้นหาเฉพาะที่เป็นปัจจัยที่ใช้ในการทดลอง โดยมีระดับปัจจัยทั้งหมด 4 ระดับดังนี้คือ

- ระดับที่ 1 วิธี Pairwise Interchange
- ระดับที่ 2 วิธี Insertion Procedure
- ระดับที่ 3 วิธี 2-Opt
- ระดับที่ 4 วิธี 3-Opt

7.3 การพิจารณาผลกระทบร่วมกันระหว่างระดับปัจจัย

ในการทดลองนี้มีการพิจารณาปัจจัยที่เกี่ยวข้องมากกว่า 1 ปัจจัย ซึ่งจะส่งผลให้เกิดผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัย (Interaction) ขึ้นได้ในการทดลองใดๆ เมื่อความแตกต่างของค่าตอบสนองที่หลายๆระดับของปัจจัยหนึ่งมีค่าไม่เท่ากันที่ทุกระดับของอีกปัจจัยหนึ่ง เรียกว่าการเกิดผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัย (Montgomery,1997) ซึ่งผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัยนี้จะชี้ให้เห็นถึงผลของปัจจัยหนึ่งที่มีต่ออีกปัจจัยหนึ่งยกตัวอย่างเช่น ถ้าในการทดลองพบว่าในกรณีเมมเมติกอัลกอริทึม วิธีการค้นหาเฉพาะที่ 2-Opt ใส่ไว้หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้นทำให้ได้ค่าตอบสนองที่ดีที่สุดคือ 10 และพบว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนมิวเทชั่นที่เหมาะสมคือ Insertion Procedure ในกรณีที่ไม่มีผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัย เราสามารถสรุปได้ทันทีว่า ควรใช้วิธีการค้นหาเฉพาะที่ 2-Opt ใส่ไว้หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้นและเลือกใช้ วิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนมิวเทชั่นคือ Insertion Procedure แต่ถ้ามีผลกระทบร่วมระหว่างทั้ง 2 ปัจจัยนี้ หมายความว่าถ้ากำหนดวิธีการค้นหาเฉพาะที่ 2-Opt ใส่ไว้หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้นแล้ว วิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนมิวเทชั่นที่ทำให้เกิดค่าตอบสนองที่ดีที่สุดอาจมีค่าเป็น Insertion Procedure หรือไม่ก็ได้ และในขณะเดียวกันหากกำหนดวิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนมิวเทชั่นเป็น Insertion Procedure แล้ววิธีการค้นหาเฉพาะที่ ใส่ไว้หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้นที่ทำให้ค่าตอบสนองดีที่สุดอาจเป็น 2-Opt หรือไม่ใช่ก็ได้ เช่นกัน ดังนั้นการพิจารณาผลกระทบร่วมระหว่าง

ปัจจัยจึงเป็นสิ่งที่สำคัญอย่างมากในการวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมต่อไป ผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัยสามารถแบ่งได้หลายระดับคือ

1) 1st Level Interaction คือผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัย 2 ปัจจัย

2) 2nd Level Interaction คือผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัย 3 ปัจจัย

3) 3rd Level Interaction คือผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัย 4 ปัจจัย

และเนื่องจากผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัยในระดับสูงๆไม่ค่อยนิยมนำมาพิจารณา (Montgomery, DC., 1997) ดังนั้นในการทดลองนี้จึงพิจารณาเฉพาะผลกระทบร่วมระหว่างปัจจัยในระดับที่หนึ่งนั้น คือ

• วิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น และวิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนมิวเทชั่นในกรณีเมมเมติกอัลกอริทึม

• ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม และวิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนมิวเทชั่นในกรณีใช้เมมเมติกอัลกอริทึม

7.4 การออกแบบการทดลอง (Design of Experiment)

7.4.1 การกำหนดจำนวนข้อมูลที่ต้องการจากการทดลองแต่ละระดับปัจจัย

การทดลองในแต่ละระดับปัจจัย (Treatment Combination) จะเก็บข้อมูลตัววัดสมรรถนะของคำตอบซึ่งได้แก่ค่าสมรรถนะของคำตอบทั้ง 3 ด้าน ได้แก่ ด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง, ด้านการวัดสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ และด้านการวัดสมรรถนะด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงจำนวน ด้านละ 2 ค่า หรือ 2 ซ้ำ

7.4.2 การกำหนดรูปแบบการทดลอง

ในการทดลองนี้กำหนดให้ทำการทดลอง แบบ Full Factorial Design มีปัจจัยที่เกี่ยวข้องในการพิจารณาทั้งหมด 2 ปัจจัยและในแต่ละปัจจัยมีระดับของปัจจัยที่เท่ากันคือ 4 ระดับ โดยมีค่าตัววัดสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง เป็นตัวแปรตอบสนองในการทดลองขั้นที่ 1 ส่วนในการทดลองขั้นที่ 2 ตัวแปรตอบสนองคือค่าตัววัดสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง และขั้นที่ 3 ตัวแปรตอบสนองคือค่าตัววัดสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หา

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ได้ ซึ่งจะเหมือนกันในทุกๆ Treatment Combination สำหรับรายละเอียดของปัจจัยแสดงไว้ในตารางที่ 7.2

ตารางที่ 7.2 รายละเอียดของปัจจัยที่ใช้ในการพิจารณาปัจจัยของเมมเมติกอัลกอริทึม

ปัจจัย	จำนวนระดับปัจจัย	(ระดับ)
การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื่องต้นในเมมเมติกอัลกอริทึม	4	ระดับที่ 1 วิธี Pairwise Interchange ระดับที่ 2 วิธี Insertion Procedure ระดับที่ 3 วิธี 2-Opt ระดับที่ 4 วิธี 3-Opt
การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่นในเมมเมติกอัลกอริทึม	4	ระดับที่ 1 วิธี Pairwise Interchange ระดับที่ 2 วิธี Insertion Procedure ระดับที่ 3 วิธี 2-Opt ระดับที่ 4 วิธี 3-Opt

ตารางที่ 7.3 รายละเอียดของปัจจัยที่ใช้ในการพิจารณาปัจจัยของวิธีการบรรจวบกับการค้นหาเฉพาะที่

ปัจจัย	จำนวนระดับปัจจัย	(ระดับ)
ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	4	• ร้อยละ 0.2 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด • ร้อยละ 0.4 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด • ร้อยละ 0.6 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด • ร้อยละ 0.8 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่นในเมมเมติกอัลกอริทึม	4	ระดับที่ 1 วิธี Pairwise Interchange ระดับที่ 2 วิธี Insertion Procedure ระดับที่ 3 วิธี 2-Opt ระดับที่ 4 วิธี 3-Opt

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 7.2 และตารางที่ 7.3 แสดงรายละเอียดของปัจจัยที่ใช้ในการพิจารณาโดยใช้วิธีการในการทดลอง 2 วิธีคือ เมมเมติกอัลกอริทึม และวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม และแต่ละวิธีมีจำนวนระดับปัจจัย 2 ระดับปัจจัยดังนี้

เมมเมติกอัลกอริทึมมี 2 ปัจจัย คือ

1. วิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น
2. วิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น

แต่ละปัจจัยมีระดับของปัจจัย 4 ระดับดังนี้

- ระดับที่ 1 วิธี Pairwise Interchange
- ระดับที่ 2 วิธี Insertion Procedure
- ระดับที่ 3 วิธี 2-Opt
- ระดับที่ 4 วิธี 3-Opt

วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมมี 2 ปัจจัย คือ

1. ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม
2. วิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น

แต่ละปัจจัยมีระดับของปัจจัย 4 ระดับดังนี้

ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม

- ระดับที่ 1 ร้อยละ 0.2 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
- ระดับที่ 2 ร้อยละ 0.4 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
- ระดับที่ 3 ร้อยละ 0.6 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
- ระดับที่ 4 ร้อยละ 0.8 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด

วิธีการค้นหาเฉพาะที่ใส่ไว้หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น

- ระดับที่ 1 วิธี Pairwise Interchange
- ระดับที่ 2 วิธี Insertion Procedure
- ระดับที่ 3 วิธี 2-Opt
- ระดับที่ 4 วิธี 3-Opt

ดังนั้นการทดลองแบ่งเป็น 18 การทดลองตามขนาดของปัญหาและวิธีการที่ใช้ดังนี้

เมมเมติกอัลกอริทึม

การทดลองที่ 1 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ KIM ปัญหาย่อยที่ 1
การทดลองที่ 2 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ KIM ปัญหาย่อยที่ 2
การทดลองที่ 3 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Arcus ปัญหาย่อยที่ 1
การทดลองที่ 4 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Arcus ปัญหาย่อยที่ 2
การทดลองที่ 5 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Arcus ปัญหาย่อยที่ 1
การทดลองที่ 6 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Set ปัญหาย่อยที่ 1
การทดลองที่ 7 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Set ปัญหาย่อยที่ 2
การทดลองที่ 8 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Set ปัญหาย่อยที่ 3
การทดลองที่ 9 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Garment

วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม

การทดลองที่ 1 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ KIM ปัญหาย่อยที่ 1
การทดลองที่ 2 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ KIM ปัญหาย่อยที่ 2
การทดลองที่ 3 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Arcus ปัญหาย่อยที่ 1
การทดลองที่ 4 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Arcus ปัญหาย่อยที่ 2
การทดลองที่ 5 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Arcus ปัญหาย่อยที่ 1
การทดลองที่ 6 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Set ปัญหาย่อยที่ 1
การทดลองที่ 7 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Set ปัญหาย่อยที่ 2
การทดลองที่ 8 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Set ปัญหาย่อยที่ 3
การทดลองที่ 9 การทดลองจัดลำดับสายการประกอบผลิตภัณฑ์ผสมของ Garment

ในแต่ละปัญหามีจำนวนทำซ้ำของการทดลอง (Replication) เท่ากับ 2 และแต่ละการทดลองมี Treatment Combination เท่ากับ 2x9x4x4=288 ดังนั้นจำนวนข้อมูลทั้งหมดในแต่ละการทดลองเท่า 288x2= 576 ข้อมูล

7.4.3 การเก็บและจัดระบบข้อมูล

จากการทำการทดลองที่ระดับปัจจัยต่าง ๆ ผลการทดลองที่ได้จะเก็บไว้ในตารางแสดงผลการรันโปรแกรมในภาคผนวก ซึ่งประกอบด้วยค่าตัวแปรตอบสนองที่กำหนดไว้ขางต้น

7.5 การวิเคราะห์ผลการทดลอง

เนื่องจากมีการทดลองทั้งหมด 18 การทดลองแยกตามขนาดปัญหาที่ใช้ในการทดลองและวิธีการในการทดลองดังนั้นในการวิเคราะห์การทดลองจะแยกเป็น 4 ส่วน โดยในแต่ละปัญหานั้นจะมีขั้นตอนการวิเคราะห์ผล 3 ขั้นตอนคือ

1. การวิเคราะห์โดยพิจารณาค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นตัวแปรตอบสนอง เพื่อทดสอบหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม หากปัจจัยที่ทดสอบแล้วพบระดับปัจจัยที่เหมาะสมคือให้ค่าตอบสนองที่ดีที่สุดเพียงระดับเดียว ก็จะกำหนดระดับปัจจัยนั้นเป็นพารามิเตอร์ที่ใช้ แต่ถ้าปัจจัยใดที่มีระดับปัจจัยที่เหมาะสมหลายระดับ ก็จะนำปัจจัยนั้นไปทำการวิเคราะห์ต่อในขั้นตอนที่ 2

2. การวิเคราะห์โดยพิจารณาค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง ซึ่งจะเป็นการวิเคราะห์ต่อจากขั้นตอนแรก เมื่อไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้

3. การวิเคราะห์โดยพิจารณาค่าสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง เป็นการวิเคราะห์ที่ใช้ในกรณีที่มีค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่ได้มีหลายค่า แต่จำเป็นที่จะต้องกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมเพียงค่าเดียวเพื่อนำไปใช้ในการหาคำตอบในบทต่อไป แต่ถ้ายังไม่สามารถวิเคราะห์หาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ ก็จะพิจารณาทางด้านเวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบ

ในการวิเคราะห์ขั้นตอนที่ 1 และ 2 จะมีวิธีวิเคราะห์ที่เหมือนกัน ต่างกันเพียงค่าตัวแปรตอบสนองที่ใช้ โดยมีการวิเคราะห์ 3 ขั้นตอน (ดู Montgomery, D.C.) คือ

1) การวิเคราะห์ ANOVA เป็นการวิเคราะห์เพื่อดูว่าปัจจัยใดที่มีผลต่อการหาคำตอบที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยใช้โปรแกรม SPSS เป็นโปรแกรมช่วยในการวิเคราะห์

2) การวิเคราะห์ Tukey's Multiple Ranges Test เป็นการวิเคราะห์เพื่อดูว่าระดับปัจจัยใดที่มีความแตกต่างกับระดับปัจจัยอื่นๆ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

7.5.1 การวิเคราะห์ผลการทดลองเมมเมติกอัลกอริทึม

7.5.1.1 ปัญหา KIM 3

7.5.1.1.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.7

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.03291	0.03291	0.01097	0.61	0.618
LS After Mutation	3	0.07113	0.07113	0.02371	1.32	0.303
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.06453	0.06453	0.00717	0.40	0.918
Error	16	0.28783	0.28783	0.01799		
Total	31	0.45640				

รูปที่ 7.7 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.7 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา KIM 3 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 2 ต่อไป

7.5.1.1.2 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.8

Analysis of Variance for Spread, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.008958	0.008958	0.002986	0.24
LS After Mutation	3	0.003384	0.003384	0.001128	0.11
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.022375	0.022375	0.002486	0.28
Error	16	0.141528	0.141528	0.008846	
Total	31	0.175846			

Source	P
LS After Initial	0.798
LS After Mutation	0.951
LS After Initial*LS After Mutation	0.971
Error	
Total	

รูปที่ 7.8 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.8 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา KIM 3 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และ

ผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 3 ต่อไป

7.5.1.1.3 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.9

Analysis of Variance for Ratio, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.14699	0.14609	0.04869	1.25	0.324
LS After Mutation	3	0.17751	0.17751	0.05917	1.51	0.249
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.20835	0.20835	0.02315	0.59	0.788
Error	16	0.62501	0.62501	0.03911		
Total	31	1.35936				

รูปที่ 7.9 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.9 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา KIM 3 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้

ดังนั้นจึงทำการวิเคราะห์ด้านเวลาในการคำนวณเนื่องจากไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะได้จากตัวแปรตอบสนองทั้ง 3 ตัว ซึ่งจะพิจารณาจากการใช้เวลาในการค้นหาคำตอบที่น้อยที่สุด พบว่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของปัจจัยปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นที่ใช้เวลาในการคำนวณน้อยสุดคือ 2-Opt และ Insertion Procedure (IP)

ดังนั้นจากการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสม โดยใช้เวลาในการคำนวณมีพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ดังตารางที่ 7.4

ตารางที่ 7.4 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา KIM 3

ปัจจัย	พารามิเตอร์ที่เหมาะสม
1.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร	วิธี 2-Opt
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น	วิธี Insertion Procedure (IP)

7.5.1.2 ปัญหา KIM 5

7.5.1.2.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.10

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.03366	0.03366	0.01122	2.02	0.156
LS After Mutation	3	0.02589	0.02589	0.00863	0.29	0.832
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.10916	0.10916	0.01213	0.33	0.953
Error	16	0.59168	0.59168	0.03698		
Total	31	1.05840				

รูปที่ 7.10 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 5 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.10 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา KIM 5 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 2 ต่อไป

7.5.1.2.2 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.11

Analysis of Variance for Spread, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.002574	0.002574	0.000858	0.15
LS After Mutation	3	0.013039	0.013039	0.004613	0.80
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.051889	0.051889	0.005765	1.00
Error	16	0.092287	0.092287	0.005768	
Total	31	0.160589			

Source	P
LS After Initial	0.929
LS After Mutation	0.512
LS After Initial*LS After Mutation	0.478
Error	
Total	

รูปที่ 7.11 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 5 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.11 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา KIM 5 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 3 ต่อไป

7.5.1.2.3 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.12

Analysis of Variance for Ratio, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	2	0.48866	0.48066	0.16022	2.99	0.082
LS After Mutation	3	0.05387	0.05387	0.01796	0.34	0.800
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.16161	0.16161	0.01796	0.34	0.950
Error	16	0.85036	0.85036	0.05315		
Total	31	1.55250				

รูปที่ 7.12 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 5 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.12 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา KIM 5 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้

ดังนั้นจึงทำการวิเคราะห์ด้านเวลาในการคำนวณเนื่องจากไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะได้จากตัวแปรตอบสนองทั้ง 3 ตัว ซึ่งจะพิจารณาจากการใช้เวลาในการค้นหาคำตอบที่น้อยที่สุด พบว่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของปัจจัยปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นที่ใช้เวลาในการคำนวณน้อยสุดคือ Insertion Procedure (IP) และ 2-Opt

ดังนั้นจากการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสม โดยใช้เวลาในการคำนวณมีพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ดังตารางที่ 7.5

ตารางที่ 7.5 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา KIM 5

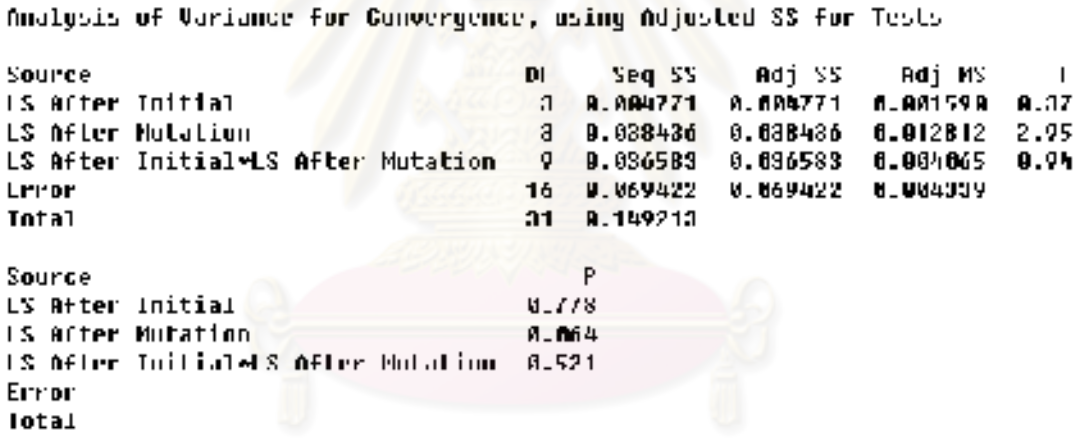
ปัจจัย	พารามิเตอร์ที่เหมาะสม
1.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร	วิธี คือ Insertion Procedure (IP)
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น	วิธี 2-Opt

7.5.1.3 ปัญหา Arcus 3

7.5.1.3.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.13



Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.004771	0.004771	0.001590	0.37
LS After Mutation	8	0.038486	0.038486	0.012812	2.95
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.036583	0.036583	0.004065	0.94
Error	16	0.069422	0.069422	0.004339	
Total	31	0.149213			

Source	P
LS After Initial	0.778
LS After Mutation	0.064
LS After Initial*LS After Mutation	0.521
Error	
Total	

รูปที่ 7.13 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.13 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 3 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นและผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 2 ต่อไป

7.5.1.3.2 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.14

Analysis of Variance for Spread, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.02030	0.02030	0.00677	0.61	0.618
LS After Mutation	3	0.00518	0.00518	0.00173	0.15	0.927
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.05058	0.05058	0.00562	0.39	0.922
Error	16	0.23001	0.23001	0.01438		
Total	31	0.31206				

รูปที่ 7.14 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 3 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.14 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 3 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นและผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 3 ต่อไป

7.5.1.3.3 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

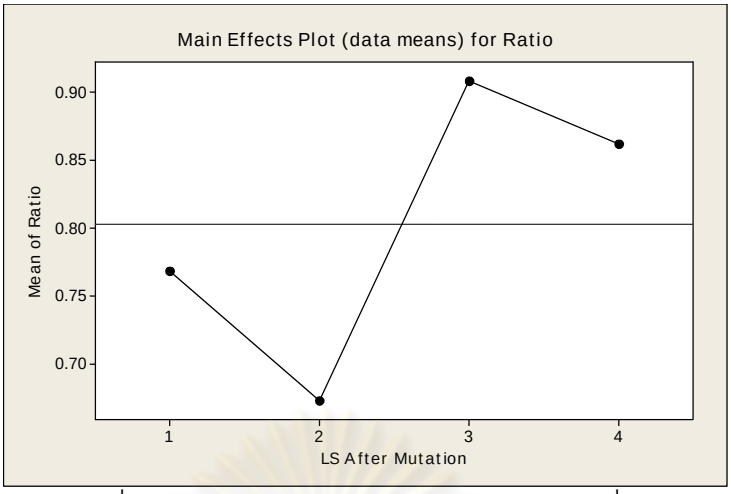
การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.15

Analysis of Variance for Ratio, using Adjusted SS for Tests

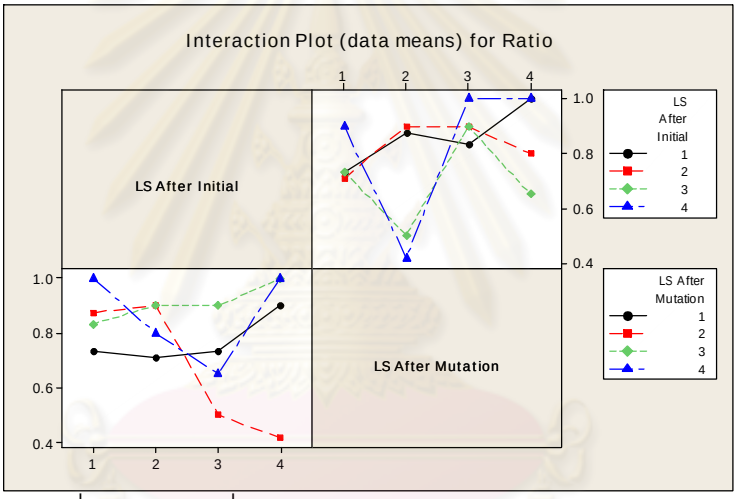
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.12837	0.12837	0.04279	2.26	0.120
LS After Mutation	3	0.26185	0.26185	0.08728	4.62	0.016
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.49043	0.49043	0.05516	2.92	0.030
Error	16	0.30251	0.30251	0.01891		
Total	31	1.18315				

รูปที่ 7.15 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 3 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 7.16 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นในปัญหา Arcus 3



รูปที่ 7.17 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Arcus 3

จากรูป 7.15, 7.16 และ 7.17 พบว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นมีผลต่อเมมเมติกอัลกอริทึม ของปัญหา Arcus 3 และมีผลกระทบร่วมระหว่างวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น จึงต้องพิจารณากราฟที่มีผลกระทบร่วมพบว่าในปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรด้วยวิธีการ Pairwise Interchange (PI) กับปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นด้วยวิธีการ Insertion Procedure (IP) ทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงดีที่สุด จึงสรุปได้ดังตารางที่ 7.6

ตารางที่ 7.6 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา Arcus 3

ปัจจัย	พารามิเตอร์ที่เหมาะสม
1.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร	วิธี Pairwise Interchange (PI)
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น	วิธี Insertion Procedure (IP)

7.5.1.4 ปัญหา Arcus 8

7.5.1.4.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.18

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.07725	0.07725	0.02575	0.86	0.482
LS After Mutation	3	0.12143	0.12143	0.04048	1.35	0.293
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.25629	0.25629	0.02781	0.93	0.527
Error	16	0.47937	0.47937	0.02996		
Total	31	0.93434				

รูปที่ 7.18 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 8 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.18 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 8 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นและผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 2 ต่อไป

7.5.1.4.2 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.19

Analysis of Variance for Spread, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.039225	0.039225	0.013075	1.66
LS After Mutation	3	0.022572	0.022572	0.007524	0.95
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.043247	0.043247	0.004805	0.61
Error	16	0.126225	0.126225	0.007889	
Total	31	0.231268			

Source	P
LS After Initial	0.216
LS After Mutation	0.438
LS After Initial*LS After Mutation	0.772
Error	
Total	

รูปที่ 7.19 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 8 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.19 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 8 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 3 ต่อไป

7.5.1.4.3 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.20

Analysis of Variance for Ratio, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.07327	0.07327	0.02442	0.31	0.818
LS After Mutation	3	0.20851	0.20851	0.06784	0.86	0.482
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.27554	0.27554	0.03062	0.39	0.924
Error	16	1.26400	1.26400	0.07900		
Total	31	1.81832				

รูปที่ 7.20 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 8 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.20 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 8 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น

และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้

ดังนั้นจึงทำการวิเคราะห์ด้านเวลาในการคำนวณเนื่องจากไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะได้จากตัวแปรตอบสนองทั้ง 3 ตัว ซึ่งจะพิจารณาจากการใช้เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยที่สุด พบว่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของปัจจัยปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นที่ใช้เวลาในการคำนวณน้อยสุดคือ วิธี 2-Opt และ 2-Opt

ดังนั้นจากการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยใช้เวลาที่ใช้ในการคำนวณ จะมีพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ดังตารางที่ 7.7

ตารางที่ 7.7 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมในปัญหา Arcus 8

ปัจจัย	พารามิเตอร์ที่เหมาะสม
1.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร	วิธี 2-Opt
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น	วิธี 2-Opt

7.5.1.5 ปัญหา Arcus 10

7.5.1.5.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.21

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.0007977	0.0007977	0.0002659	0.99
LS After Mutation	3	0.0012972	0.0012972	0.0004324	1.61
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.0026216	0.0026216	0.0002913	1.08
Error	16	0.0043012	0.0043012	0.0002688	
Total	31	0.0090177			

Source	P
LS After Initial	0.423
LS After Mutation	0.227
LS After Initial*LS After Mutation	0.425
Error	
Total	

รูปที่ 7.21 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 10 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.21 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 10 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 2 ต่อไป

7.5.1.5.2 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.22

Analysis of Variance for Spread, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.012678	0.012678	0.004559	1.70
LS After Mutation	3	0.010879	0.010879	0.003624	1.35
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.006000	0.006000	0.004000	1.50
Error	16	0.042824	0.042824	0.002677	
Total	31	0.194178			

Source	P
LS After Initial	0.206
LS After Mutation	0.292
LS After Initial*LS After Mutation	0.220
Error	
Total	

รูปที่ 7.22 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 10 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.22 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 10 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 3 ต่อไป

7.5.1.5.3 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.23

Analysis of Variance for Ratio, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.004962	0.004962	0.001656	0.27
LS After Mutation	3	0.040177	0.040177	0.013392	2.19
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.044118	0.044118	0.004902	0.80
Error	16	0.097751	0.097751	0.006109	
Total	31	0.187010			

Source	P
LS After Initial	0.845
LS After Mutation	0.129
LS After Initial*LS After Mutation	0.620
Error	
Total	

รูปที่ 7.23 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 10 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.23 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Arcus 10 พบว่าไม่มีผลกระทบหลักจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้

ดังนั้นจึงทำการวิเคราะห์ด้านเวลาในการคำนวณเนื่องจากไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะได้จากตัวแปรตอบสนองทั้ง 3 ตัว ซึ่งจะพิจารณาจากการใช้เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยที่สุด พบว่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของปัจจัยปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นที่ใช้เวลาในการคำนวณน้อยสุดคือ Insertion Procedure (IP) และ 2-Opt

ดังนั้นจากการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยใช้เวลาที่ใช้ในการคำนวณ จะมีพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ดังตารางที่ 7.8

ตารางที่ 7.8 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา Arcus 10

ปัจจัย	พารามิเตอร์ที่เหมาะสม
1.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร	วิธี Insertion Procedure (IP)
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น	วิธี 2-Opt

7.5.1.6 ปัญหา Set 1

7.5.1.6.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.24

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.008648	0.008648	0.002883	0.53
LS After Mutation	3	0.009900	0.009900	0.003327	0.62
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.025637	0.025637	0.002849	0.53
Error	16	0.086919	0.086919	0.005396	
Total	31	0.130605			

Source	P
LS After Initial	0.665
LS After Mutation	0.614
LS After Initial*LS After Mutation	0.834
Error	
Total	

รูปที่ 7.24 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 1 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.24 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 1 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 2 ต่อไป

7.5.1.6.2 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.25

Analysis of Variance for Spread, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.00469	0.00509	0.00136	0.10	0.956
LS After Mutation	3	0.04249	0.04249	0.01416	1.09	0.382
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.07857	0.07857	0.00873	0.67	0.723
Error	16	0.20807	0.20807	0.01300		
Total	31	0.33321				

รูปที่ 7.25 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 1 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.25 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 1 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 3 ต่อไป

7.5.1.5.3 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.26

Analysis of Variance for Ratio, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.10876	0.10876	0.03625	0.61	0.617
LS After Mutation	3	0.10876	0.10876	0.03625	0.61	0.617
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.60192	0.60192	0.06688	1.13	0.398
Error	16	0.94750	0.94750	0.05922		
Total	31	1.76702				

รูปที่ 7.26 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 1 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.26 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 1 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และ

ผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้

ดังนั้นจึงทำการวิเคราะห์ด้านเวลาในการคำนวณเนื่องจากไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะได้จากตัวแปรตอบสนองทั้ง 3 ตัว ซึ่งจะพิจารณาจากการใช้เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยที่สุด พบว่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของปัจจัยปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นที่ใช้เวลาในการคำนวณน้อยสุดคือ วิธี 2-Opt และ 2-Opt ดังนั้นจากการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยใช้เวลาที่ใช้ในการคำนวณ จะมีพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ดังตารางที่ 7.9

ตารางที่ 7.9 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา Set 1

ปัจจัย	พารามิเตอร์ที่เหมาะสม
1.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร	วิธี 2-Opt
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น	วิธี 2-Opt

7.5.1.7 ปัญหา Set 2

7.5.1.7.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.27

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.053713	0.053713	0.017904	1.10	0.376
LS After Mutation	3	0.018133	0.018133	0.006044	0.37	0.773
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.185453	0.185453	0.020606	1.27	0.317
Error	16	0.259152	0.259152	0.016197		
Total	31	0.516451				

รูปที่ 7.27 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 2 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.27 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 2 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และ

ผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 2 ต่อไป

7.5.1.7.2 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.28

Analysis of Variance for Spread, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	2	0.183863	0.183863	0.091931	2.89	0.107
LS After Mutation	3	0.065056	0.065056	0.021685	1.05	0.293
LS After Initial*LS After Mutation	6	0.111261	0.111261	0.018544	0.87	0.572
Error	16	0.339998	0.339998	0.021250		
Total	31	0.580577				

รูปที่ 7.28 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 2 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.28 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 2 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 3 ต่อไป

7.5.1.7.3 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.29

Analysis of Variance for Ratio, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.166625	0.166625	0.055542	2.04	0.149
LS After Mutation	3	0.04770	0.04770	0.01590	0.58	0.634
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.15995	0.15995	0.01777	0.65	0.737
Error	16	0.434944	0.434944	0.027184		
Total	31	0.808985				

รูปที่ 7.29 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 2 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.29 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 2 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้

ดังนั้นจึงทำการวิเคราะห์ด้านเวลาในการคำนวณเนื่องจากไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะได้จากตัวแปรตอบสนองทั้ง 3 ตัว ซึ่งจะพิจารณาจากการใช้เวลาในการค้นหาคำตอบน้อยที่สุด พบว่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของปัจจัยปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นที่ใช้เวลาในการคำนวณน้อยสุดคือ วิธี 2-Opt และ 2-Opt ดังนั้นจากการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยใช้เวลาที่ใช้ในการคำนวณ จะมีพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ดังตารางที่ 7.10

ตารางที่ 7.10 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติก อัลกอริทึมในปัญหา Set 2

ปัจจัย	พารามิเตอร์ที่เหมาะสม
1.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร	วิธี 2-Opt
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น	วิธี 2-Opt

7.5.1.8 ปัญหา Set 3

7.5.1.8.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.30

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.034367	0.034367	0.011456	1.34
LS After Mutation	3	0.162948	0.162948	0.054316	6.34
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.252749	0.252749	0.028083	3.28
Error	16	0.137087	0.137087	0.008568	
Total	31	0.587150			

Source	P
LS After Initial	0.297
LS After Mutation	0.005
LS After Initial*LS After Mutation	0.019
Error	
Total	

รูปที่ 7.30 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.30 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 3 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 2 ต่อไป

7.5.1.8.2 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.31

Analysis of Variance for Spread, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.005781	0.005781	0.001927	0.22
LS After Mutation	3	0.038644	0.038644	0.012881	1.44
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.097472	0.097472	0.010830	1.21
Error	16	0.143280	0.143280	0.008955	
Total	31	0.285176			

Source	P
LS After Initial	0.884
LS After Mutation	0.269
LS After Initial*LS After Mutation	0.354
Error	
Total	

รูปที่ 7.31 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 3 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.31 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Set 3 พบว่าไม่มีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และผลกระทบร่วมจากปัจจัยใดที่มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 3 ต่อไป

7.5.1.8.3 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

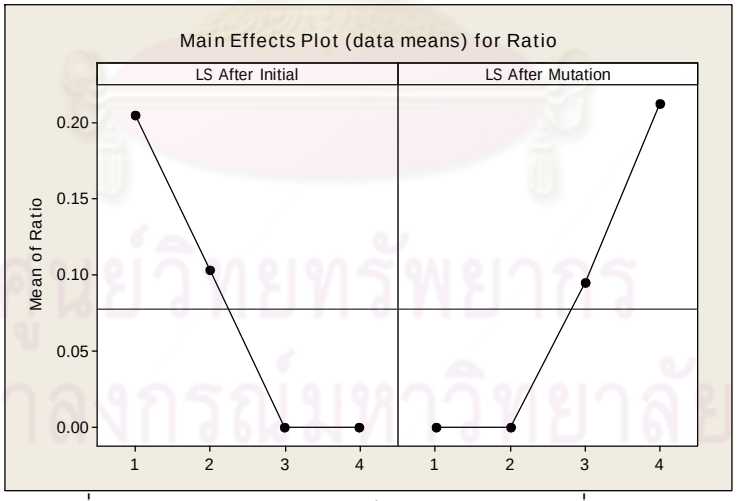
1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.32

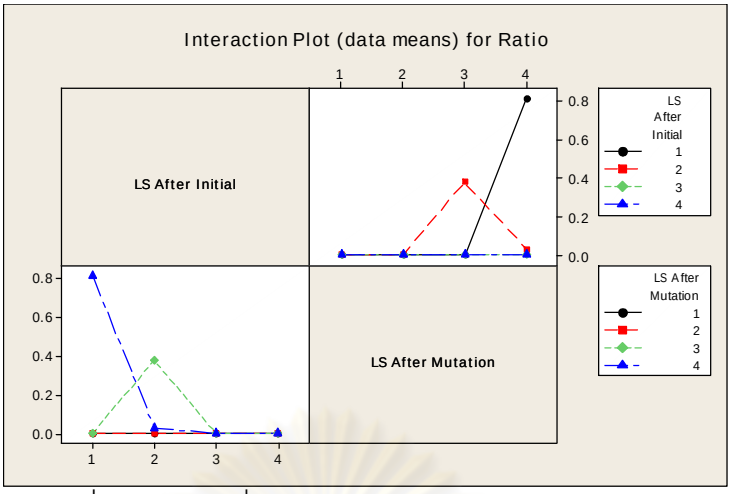
Analysis of Variance for Ratio, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
LS After Initial	3	0.22955	0.22955	0.07652	4.20	0.023
LS After Mutation	3	0.24320	0.24320	0.08107	4.45	0.019
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.96327	0.96327	0.10704	5.88	0.001
Error	16	0.29131	0.29131	0.01821		
Total	31	1.72743				

รูปที่ 7.32 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 3 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง



รูปที่ 7.33 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและหลังการมิวเตชั่น ในปัญหา Set 3



รูปที่ 7.34 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Set 3

จากรูป 7.32, 7.33 และ 7.34 พบว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นมีผลต่อเมมเมติกอัลกอริทึม ของปัญหา Set 3 และมีผลกระทบร่วมระหว่างวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น จึงต้องพิจารณากราฟที่มีผลกระทบร่วม พบว่าในปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรด้วยวิธีการ Pairwise Interchange (PI) กับปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นด้วยวิธีการ Insertion Procedure (IP) ทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงดีที่สุด จึงสรุปได้ดังตารางที่ 7.11

ตารางที่ 7.11 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมในปัญหา Set 3

ปัจจัย	พารามิเตอร์ที่เหมาะสม
1.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร	วิธี Pairwise Interchange (PI)
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น	วิธี Insertion Procedure (IP)

7.5.1.9 ปัญหา Garment

7.5.1.9.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

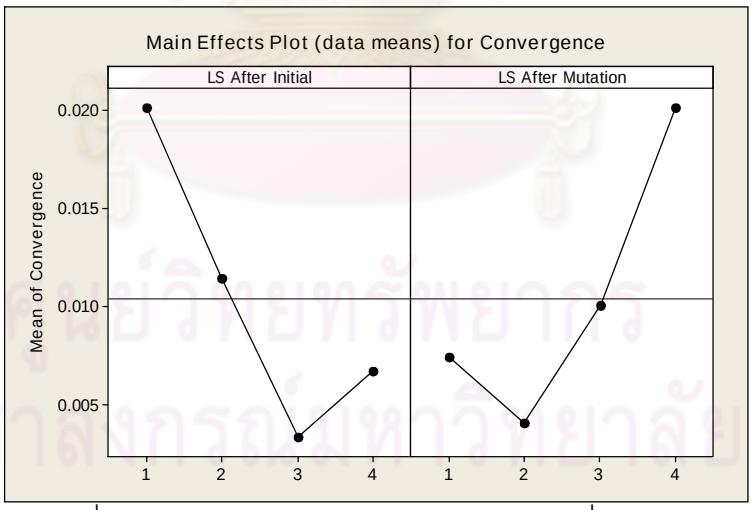
การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.35

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
LS After Initial	3	0.034367	0.034367	0.011456	1.34
LS After Mutation	3	0.162948	0.162948	0.054316	6.34
LS After Initial*LS After Mutation	9	0.252749	0.252749	0.028083	3.28
Error	16	0.137087	0.137087	0.008568	
Total	31	0.587150			

Source	P
LS After Initial	0.297
LS After Mutation	0.005
LS After Initial*LS After Mutation	0.019
Error	
Total	

รูปที่ 7.35 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Garment เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง



รูปที่ 7.36 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและหลังการมิวเตชั่น ในปัญหา Garment

จากรูปที่ 7.35 และรูปที่ 3.36 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Garment พบว่ามีผลกระทบหลัก จากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรและวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น มีผลต่อค่าตัวแปรตอบสนองอย่างมีนัยสำคัญ จึงสามารถระบุพารามิเตอร์ที่

เหมาะสมพบว่าในปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรด้วยวิธีการ 3-OPT กับปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่นด้วยวิธีการ 2-OPT ทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงดีที่สุด จึงสรุปได้ดังตารางที่ 7.12

ตารางที่ 7.12 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมในปัญหา Garment

ปัจจัย	พารามิเตอร์ที่เหมาะสม
1.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร	วิธี 3-OPT
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น	วิธี 2-OPT

7.5.2 การวิเคราะห์ผลการทดลองวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม

7.5.2.1 ปัญหา KIM 3

7.5.2.1.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

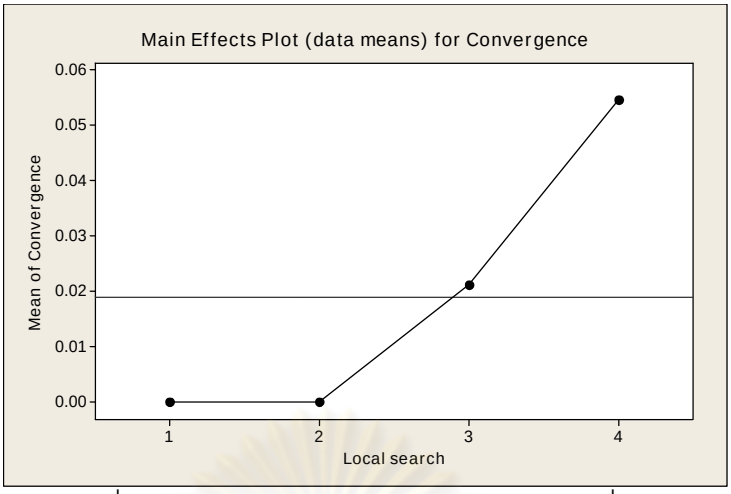
1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.37

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
% Run M-MSGA II	3	0.0030821	0.0030821	0.0010007	1.29	0.310
Local search	3	0.0159002	0.0159002	0.0053001	6.38	0.005
% Run M MSGA II*Local search	9	0.0102094	0.0102094	0.0011344	1.36	0.282
Error	16	0.0133965	0.0133965	0.0008317		
Total	31	0.0424273				

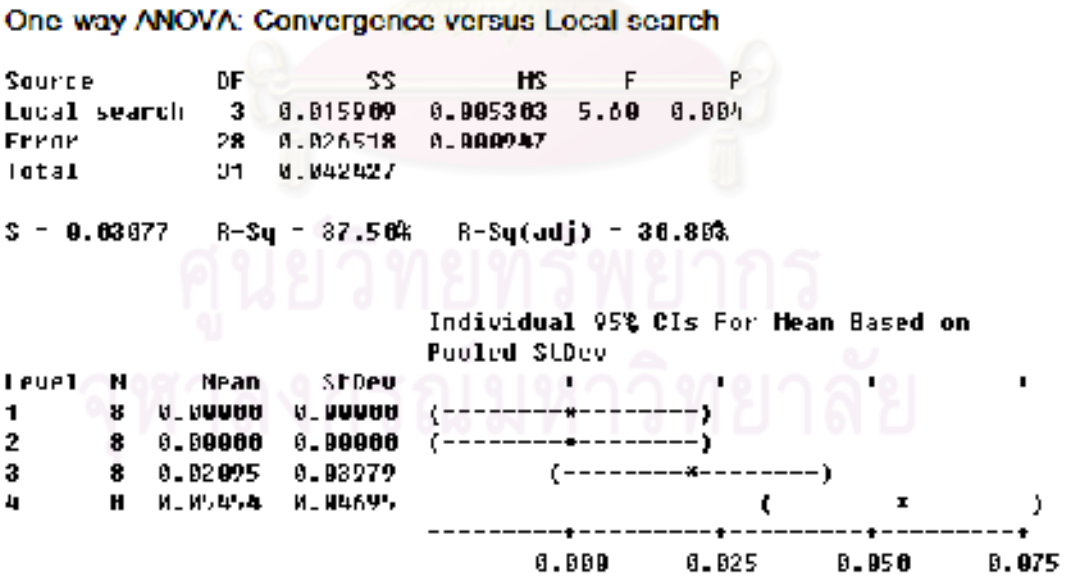
รูปที่ 7.37 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง



รูปที่ 7.38 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ในปัญหา KIM 3

จากรูปที่ 7.37 และรูปที่ 7.38 พบว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่ มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ M-NSGA-II ของ ปัญหา KIM 3 อย่างมีนัยสำคัญ เมื่อมีการเปลี่ยนวิธีการค้นหาเฉพาะที่ มีผลทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงที่ได้มีค่าเปลี่ยนแปลงแสดงว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่ เป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อค่าตัวแปรตอบสนอง

จากการวิเคราะห์คู่อันดับด้วยโปรแกรม MINITAB 14 จะได้ผลการวิเคราะห์ระดับของปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ เพื่อทดสอบว่าแต่ละระดับมีความแตกต่างกันหรือไม่ ดังรูปที่ 3.39



รูปที่ 3.39 การวิเคราะห์คู่อันดับ ในปัญหา KIM 3

จากรูปที่ 3.39 พบว่าระดับปัจจัยของวิธีการค้นหาเฉพาะที่ มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ โดยที่วิธีการค้นหาเฉพาะที่แบบ Pairwise Interchange (PI) และ วิธี 2-Opt แตกต่าง

จากวิธีการค้นหาเฉพาะที่แบบ Insertion Procedure และยังจะทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ดีที่สุด

ดังนั้น จากการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสม โดยที่มีตัวแปรตอบสนองคือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) จะมีพารามิเตอร์ดังตารางที่ 7.13

ตารางที่ 7.13 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา KIM 3

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ยังไม่สามารถระบุได้
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	วิธี Pairwise Interchange (PI) หรือ วิธี 2-Opt

เนื่องจากปัจจัยจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II ยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยใช้ตัวแปรตอบสนองการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้

7.5.2.1.2 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

Analysis of Variance for Spread, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
% run M-NSGA-II	1	0.0005970	0.0005970	0.0001990	0.36	0.797
Local search	3	0.0215118	0.0215118	0.0071706	12.96	0.000
% run M-NSGA-II*Local search	3	0.0030935	0.0030935	0.0010312	0.58	0.776
Error	16	0.0893600	0.0893600	0.0005851		
Total	31	0.1145621				

รูปที่ 7.40 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.40 พบว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจบรวมกับ M-NSGA-II ของปัญหา KIM 3 เป็นปัจจัยเดียวที่มีผลอย่างมีนัยสำคัญ เช่นเดียวกับตัวแปรตอบสนองคือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ดังนั้นจึงทำการ

หาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมโดยใช้ตัวแปรตอบสนองอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง

7.5.2.1.3 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

Analysis of Variance for Ratio, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
% run M-NSGA II	3	0.052491	0.052491	0.017497	2.10	0.140
Local search	3	0.073428	0.073428	0.024476	2.94	0.065
% run M NSGA II*Local search	9	0.105469	0.105469	0.011719	1.41	0.264
Error	16	0.133209	0.133209	0.008326		
Total	31	0.364597				

รูปที่ 7.41 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 3 เมื่อใช้ค่า Ratio of Solution เป็นค่าตอบสนอง

จากรูปที่ 7.41 พบว่าไม่มีปัจจัยใดที่มีผลต่อตัวแปรตอบสนองอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงเลย

ทำการวิเคราะห์ด้านเวลาในการคำนวณเนื่องจากไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะได้จากตัวแปรตอบสนองทั้ง 3 ตัว จึงต้องพิจารณาจากการใช้เวลาค้นหาคำตอบน้อยที่สุดของแต่ละระดับปัจจัย พบว่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของปัจจัย จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II คือ 0.2 และพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่คือ วิธีการ Pairwise Interchange (PI) ดังตารางที่ 7.14

ตารางที่ 7.14 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา KIM 3

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 20 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	วิธี Pairwise Interchange (PI)

7.5.2.2 ปัญหา KIM 5

7.5.2.2.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

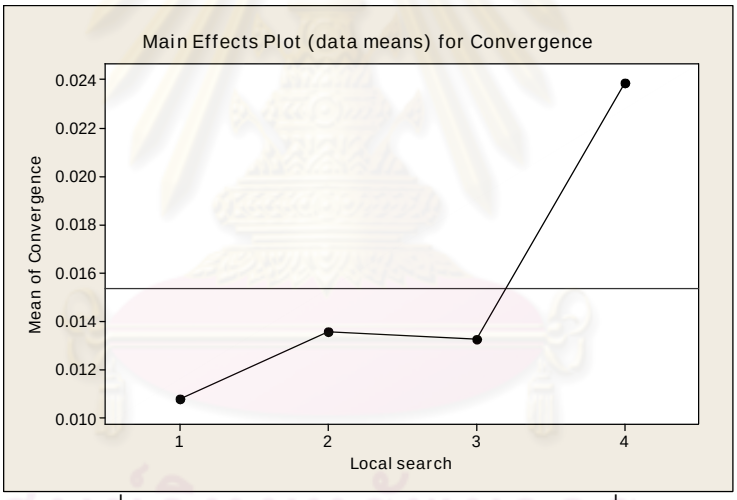
1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.42

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

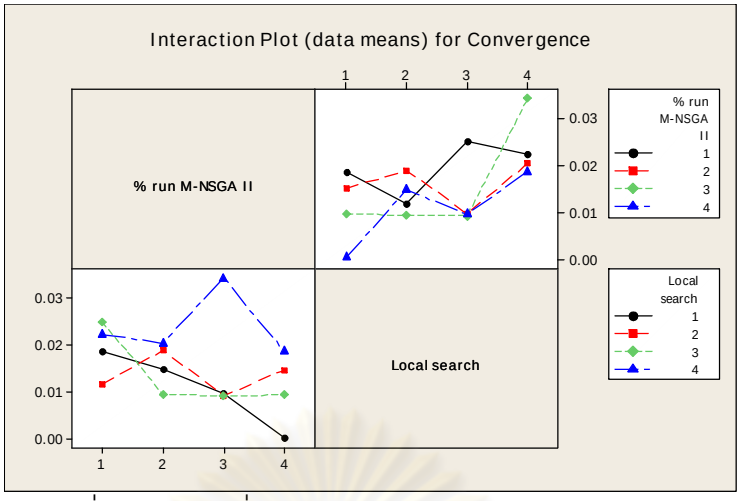
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
% run M NSGA II	3	0.0003032	0.0003032	0.0001011	3.00	0.062
Local search	3	0.0008049	0.0008049	0.0002683	7.95	0.002
% run M-NSGA II*Local search	9	0.0008517	0.0008517	0.0000946	2.80	0.035
Error	16	0.0005398	0.0005398	0.0000337		
Total	31	0.0024996				

รูปที่ 7.42 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา KIM 5 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง



รูปที่ 7.43 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ในปัญหา KIM 5

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 7.44 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา KIM 5

จากรูปที่ 7.42, 7.43 และ7.44 พบว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจบรวมกับ M-NSGA-II ของปัญหา KIM 5 และมีผลกระทบร่วมระหว่างจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่ จึงต้องพิจารณากราฟที่มีผลกระทบร่วม พบว่าในปัจจัยจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II ที่ระดับ ร้อยละ 80 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลอง กับปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธีการ Pairwise Interchange (PI) ทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ดีที่สุด จะมีพารามิเตอร์ดังตารางที่ 7.15

ตารางที่ 7.15 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา KIM 5

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 80 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	Pairwise Interchange (PI)

7.5.2.3 ปัญหา Arcus 3

7.5.2.3.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

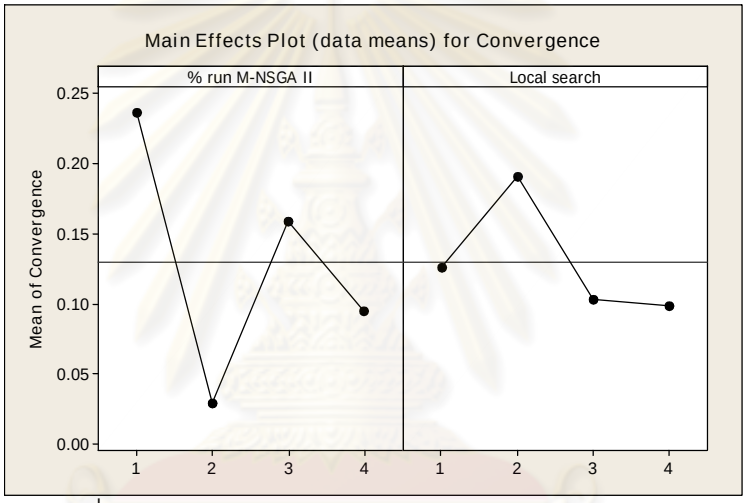
1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.45

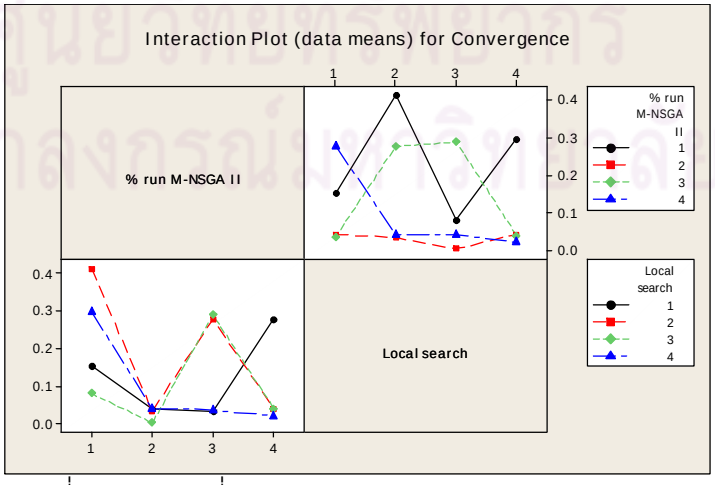
Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
% run M-NSGA II	3	0.187289	0.187289	0.062430	1058.50	0.000
Local search	3	0.043901	0.043901	0.014634	248.05	0.000
% run M-NSGA II*Local search	9	0.302488	0.302488	0.033610	569.84	0.000
Error	16	0.000944	0.000944	0.000059		
Total	31	0.534710				

รูปที่ 7.45 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบตอบสนอง



รูปที่ 7.46 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Arcus 3



รูปที่ 7.47 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Arcus 3

จากรูปที่ 7.45, 7.46 และ 7.47 และกราฟพบว่าจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 3 และมีผลกระทบร่วมระหว่างจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่ จึงต้องพิจารณากราฟที่มีผลกระทบร่วม พบว่าในปัจจัยจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II ที่ระดับ ร้อยละ 40 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลอง กับปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธีการ 3-OPT ทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ดีที่สุด จึงสรุปได้ดังตารางที่ 7.1

ตารางที่ 7.16 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา Arcus 3

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 40 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	วิธีการ 3-OPT

7.5.2.4 ปัญหา Arcus 8

7.5.2.4.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

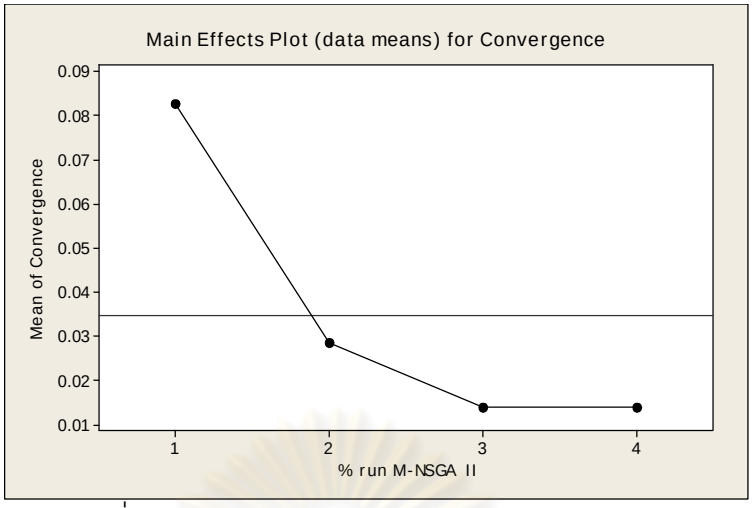
1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.48

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
% run M-NSGA-II	3	0.025864	0.025864	0.008621	5.64	0.008
Local search	3	0.012633	0.012633	0.004211	2.76	0.076
% run M-NSGA-II*Local search	9	0.011407	0.011407	0.001267	0.84	0.594
Error	16	0.024429	0.024429	0.001527		
Total	31	0.074333				

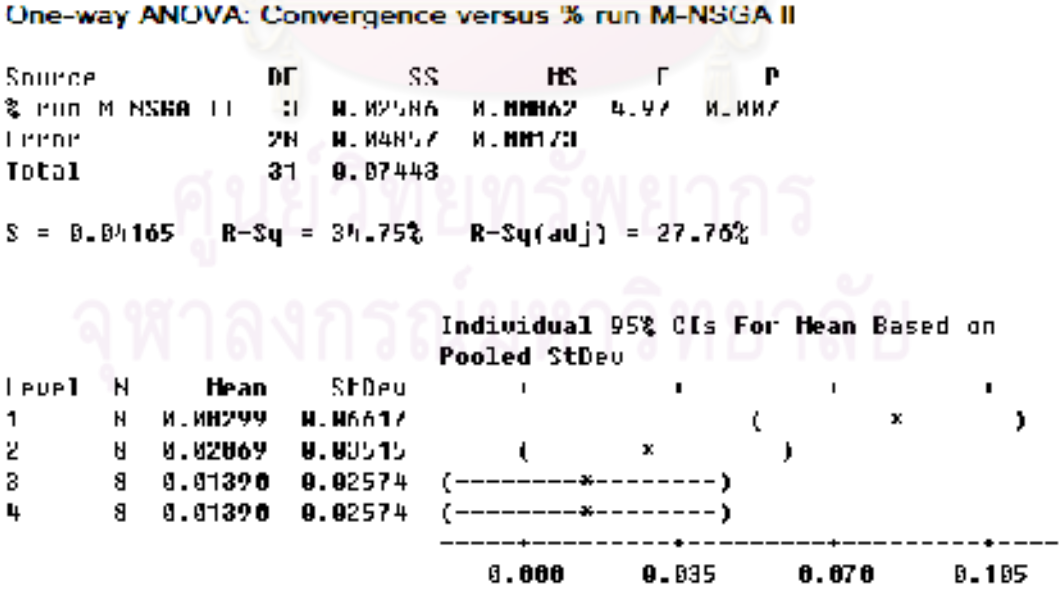
รูปที่ 7.48 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 8 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบตอบสนอง



รูปที่ 7.49 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่น ของเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา Arcus 8

จากรูปที่ 7.48 และรูปที่ 7.49 พบว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่ มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 8 อย่างมีนัยสำคัญ เมื่อมีการเปลี่ยนจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II มีผลทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ที่ได้มีค่าเปลี่ยนแปลงแสดงว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่เป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อค่าตัวแปรตอบสนอง

จากการวิเคราะห์คู่อันดับ ด้วยโปรแกรม MINITAB 14 จะได้ผลการวิเคราะห์ระดับของจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II เพื่อทดสอบว่าแต่ละระดับมีความแตกต่างกันหรือไม่



รูปที่ 7.50 การวิเคราะห์คู่อันดับ ในปัญหา Arcus 8

จากรูปที่ 7.50 พบว่าระดับปัจจัยของจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ โดยที่จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II ที่ระดับร้อยละ 60 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลอง และที่ระดับร้อยละ 80 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลอง แตกต่างจากที่ระดับร้อยละ 20 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลอง และยังจะทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ดีที่สุด

ดังนั้น จากการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสม โดยที่มีตัวแปรตอบสนองคือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) จะมีพารามิเตอร์ดังตารางที่ 7.17

ตารางที่ 7.17 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา Arcus 8

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 60 หรือ 80 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	ไม่สามารถระบุได้

เนื่องจากปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงยังไม่สามารถระบุพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จึงทำการวิเคราะห์ ANOVA ขั้นตอนที่ 2 ต่อไป

7.5.2.4.2 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้เป็นค่าตอบสนอง

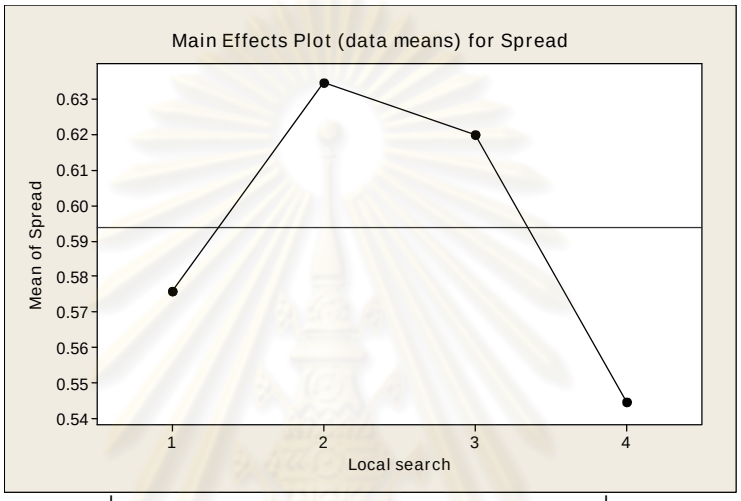
1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.31

Analysis of Variance for Spread, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
% run M-NSGA II	3	0.005397	0.005397	0.001799	0.87	0.476
Local search	3	0.040356	0.040356	0.013452	6.50	0.004
% run M NSGA II*Local search	9	0.041941	0.041941	0.004660	2.26	0.074
Error	16	0.032977	0.032977	0.002061		
Total	31	0.120671				

รูปที่ 7.51 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 8 เมื่อใช้ค่า Spread เป็นค่าตอบสนอง

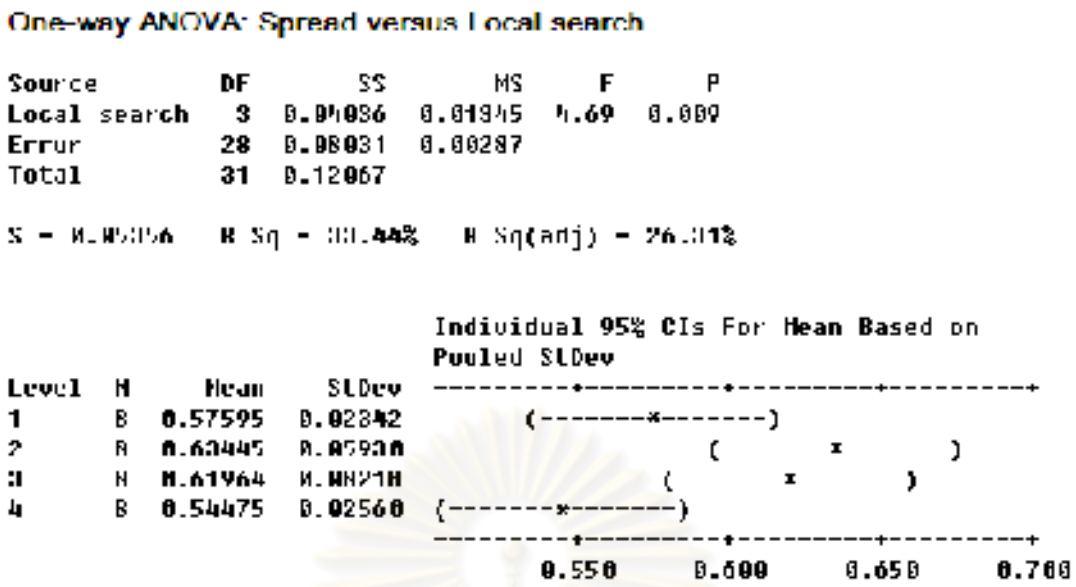


รูปที่ 7.52 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ในปัญหา Arcus 8

จากรูปที่ 7.51 และรูปที่ 7.52 พบว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่ มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจบรวมกับ M-NSGA-II ของ ปัญหา Arcus 8 อย่างมีนัยสำคัญ เมื่อมีการเปลี่ยนวิธีการค้นหาเฉพาะที่มีผลทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ ที่ได้มีค่าเปลี่ยนแปลงแสดงว่าวิธีการค้นหาเฉพาะที่ เป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อค่าตัวแปรตอบสนอง

จึงทำการวิเคราะห์คู่อันดับด้วยโปรแกรม MINITAB 14 จะได้ผลการวิเคราะห์ระดับของปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ เพื่อทดสอบว่าแต่ละระดับมีความแตกต่างกันหรือไม่ ดังตาราง

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 7.53 การวิเคราะห์คู่อันดับ ในปัญหา Arcus 8

จากรูปที่ 7.53 พบว่าระดับปัจจัยของวิธีการค้นหาเฉพาะที่ มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ โดยที่วิธีการค้นหาเฉพาะที่แบบ วิธี Insertion Procedure (IP) แตกต่างจากวิธีการค้นหาเฉพาะที่แบบ วิธี 2-Opt และยังจะทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ ดีที่สุด

ดังนั้น จากการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสม โดยที่มีตัวแปรตอบสนองคือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) จะมีพารามิเตอร์ดังตารางที่ 7.18

ตารางที่ 7.18 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา Arcus 8

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II	ร้อยละ 60 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลอง
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	Insertion Procedure (IP)

7.5.2.5 ปัญหา Arcus 10

7.5.2.5.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

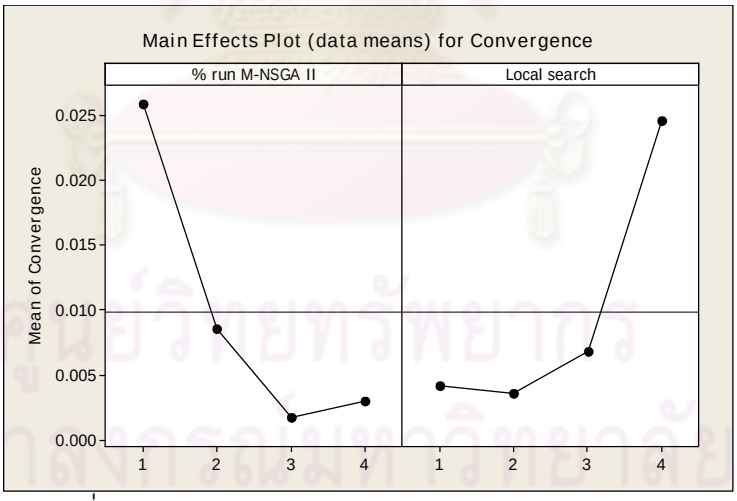
การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.54

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

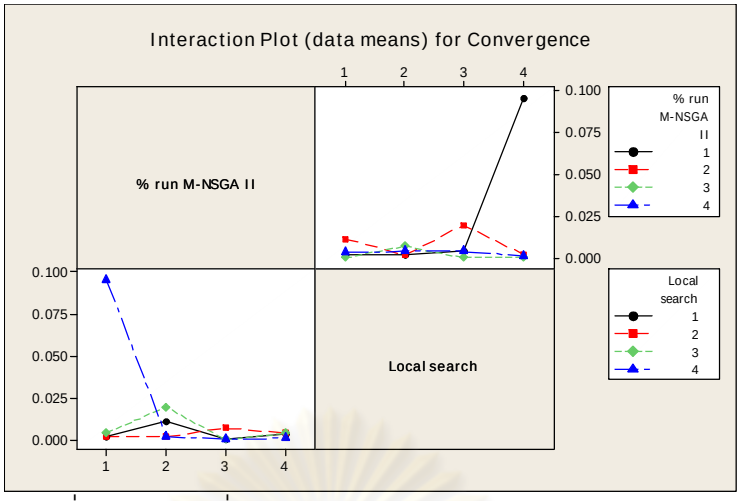
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
% run M-NSGA II	3	0.0022638	0.0022638	0.0009879	1559.68
Local search	3	0.0023647	0.0023647	0.0007882	1244.37
% run M-NSGA II*Local search	9	0.0010890	0.0010890	0.0012100	1910.21
Error	16	0.0000101	0.0000101	0.0000006	
Total	31	0.0102286			

Source	P
% run M-NSGA II	0.000
Local search	0.000
% run M-NSGA II*Local search	0.000
Error	
Total	

รูปที่ 7.54 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Arcus 10 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง



รูปที่ 7.55 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Arcus 10



รูปที่ 7.56 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Arcus 10

จากรูปที่ 7.54, 7.55, และ7.56 พบว่าจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ M-NSGA-II ปัญหา Arcus 10 และมีผลกระทบร่วมระหว่างจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่จึงต้องพิจารณากราฟที่มีผลกระทบร่วม พบว่าในปัจจัยจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II ที่ระดับ ร้อยละ 60 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลองกับปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธีการ Insertion Procedure (IP) ทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ดีที่สุด จึงสรุปได้ดังตารางที่ 7.19

ตารางที่ 7.19 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา Arcus 10

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 60 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	Insertion Procedure (IP)

7.5.2.6 ปัญหา Set 1

7.5.2.6.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

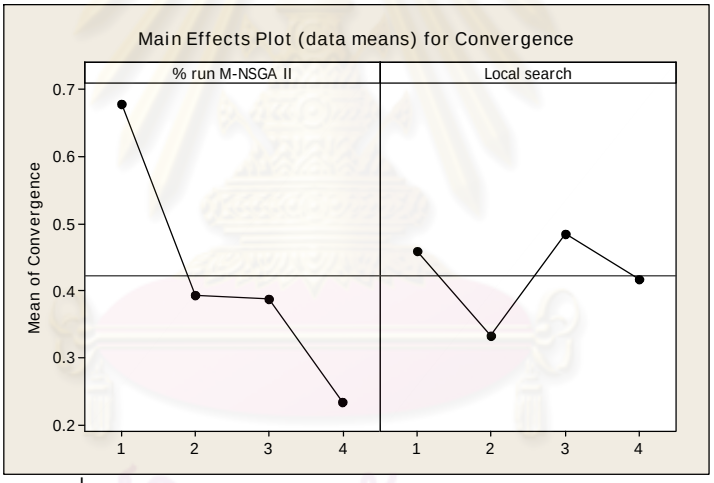
1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.57

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

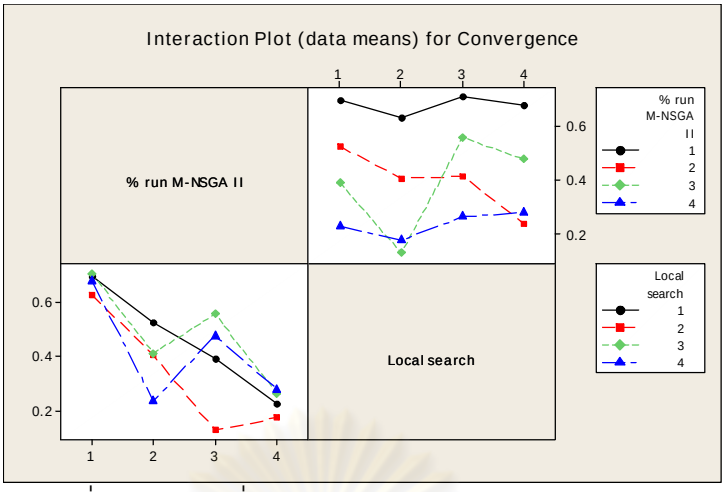
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
% run M-NSGA II	3	0.821436	0.821436	0.273812	45.77	0.000
Local search	3	0.185281	0.185281	0.061761	10.32	0.000
% run M NSGA II*Local search	9	0.269790	0.269790	0.029977	5.01	0.002
Error	16	0.097857	0.097857	0.006116		
Total	31	1.374364				

รูปที่ 7.57 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 1 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง



รูปที่ 7.58 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Set 1

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 7.59 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Set 1

จากรูปที่ 7.57, 7.58, และ 7.59 พบว่าจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II, วิธีการค้นหาเฉพาะที่ มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ M-NSGA-II ปัญหา Set 1 และมีผลกระทบร่วมระหว่างจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่จึงต้องพิจารณากราฟที่มีผลกระทบร่วม พบว่าในปัจจัยจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II ที่ระดับ ร้อยละ 60 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลอง กับปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธีการ 2-OPT ทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ดีที่สุด จึงสรุปได้ดังตารางที่ 7.20

ตารางที่ 7.20 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา Set 1

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 60 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	2-OPT

7.5.2.7 ปัญหา Set 2

7.5.2.7.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

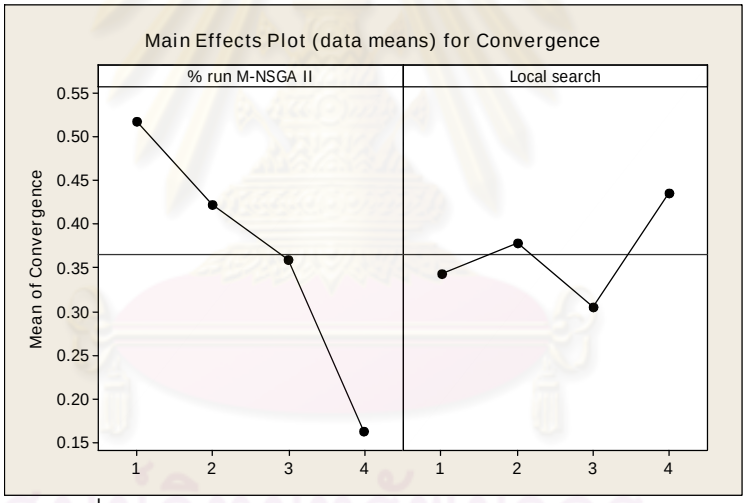
1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.60

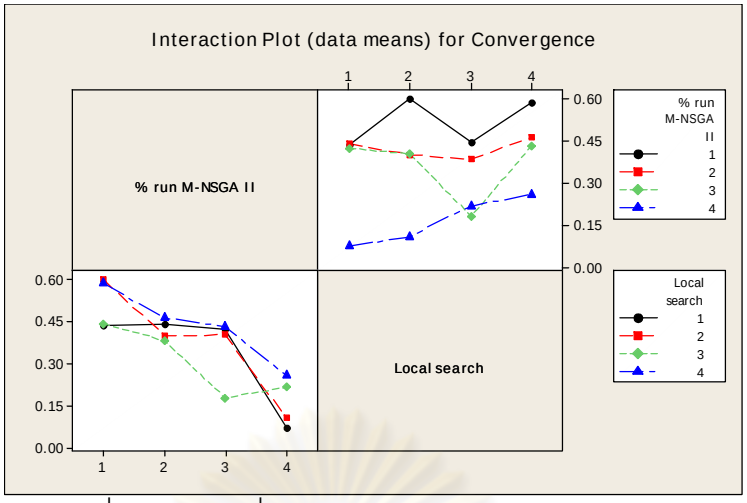
Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
% run M-NSGA II	3	0.540182	0.540182	0.180061	522.07	0.000
Local search	3	0.072648	0.072648	0.024216	70.25	0.000
% run M-NSGA II*Local search	9	0.118379	0.118379	0.013153	38.16	0.000
Error	16	0.005515	0.005515	0.000345		
Total	31	0.736725				

รูปที่ 7.60 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 2 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง



รูปที่ 7.61 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Set 2



รูปที่ 7.62 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Set 2

จากรูปที่ 7.60, 7.61, และ 7.62 พบว่าจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II, วิธีการค้นหาเฉพาะที่ มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ M-NSGA-II ปัญหา Set 2 และมีผลกระทบร่วมระหว่างจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่จึงต้องพิจารณากราฟที่มีผลกระทบร่วม พบว่าในปัจจัยจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II ที่ระดับ ร้อยละ 80 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลอง กับปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธีการ Insertion Procedure ทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ดีที่สุด จึงสรุปได้ดังตารางที่ 7.21

ตารางที่ 7.21 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา Set 2

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 80 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	Insertion Procedure (IP)

7.5.2.8 ปัญหา Set 3

7.5.2.8.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

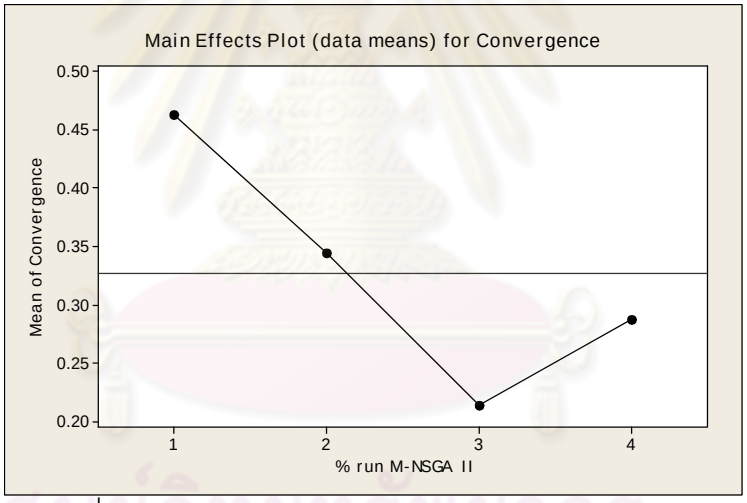
1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.63

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

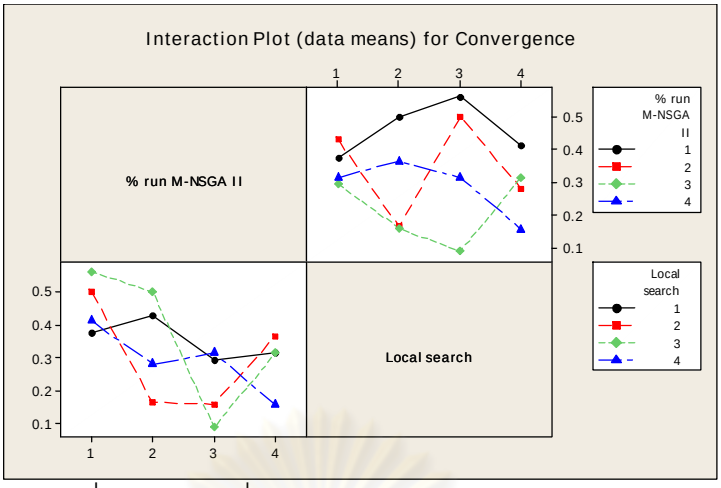
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
% run M-NSGA II	3	0.267083	0.267083	0.089028	9.62	0.001
Local search	3	0.035783	0.035783	0.011928	1.29	0.312
% run M-NSGA II*Local search	9	0.265278	0.265278	0.029475	3.18	0.021
Error	16	0.148088	0.148088	0.009256		
Total	31	0.716232				

รูปที่ 7.63 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหาปัญหา Set 3 เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง



รูปที่ 7.64 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Set 3

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 7.65 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Set 3

จากรูปที่ 7.63, 7.64, และ 7.65 พบว่าจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ M-NSGA-II ปัญหา Set 3 และมีผลกระทบร่วมระหว่างจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่จึงต้องพิจารณากราฟที่มีผลกระทบร่วม พบว่าในปัจจัยจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II ที่ระดับ ร้อยละ 60 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลอง กับปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธีการ 3-OPT ทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ดีที่สุด จึงสรุปได้ดังตารางที่ 7.22

ตารางที่ 7.22 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในปัญหา Set 3

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 60 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	วิธี 3-OPT

7.5.2.9 ปัญหา Garment

7.5.1.9.1 ใช้ค่าสมรรถนะของคำตอบด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง

1) การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA)

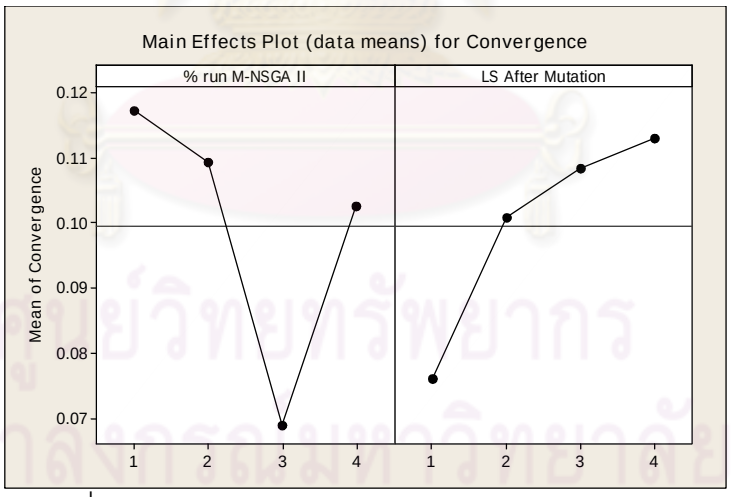
การวิเคราะห์ผลด้วยโปรแกรม SPSS จะได้ผลการวิเคราะห์ ANOVA ดังรูปที่ 7.66

Analysis of Variance for Convergence, using Adjusted SS for Tests

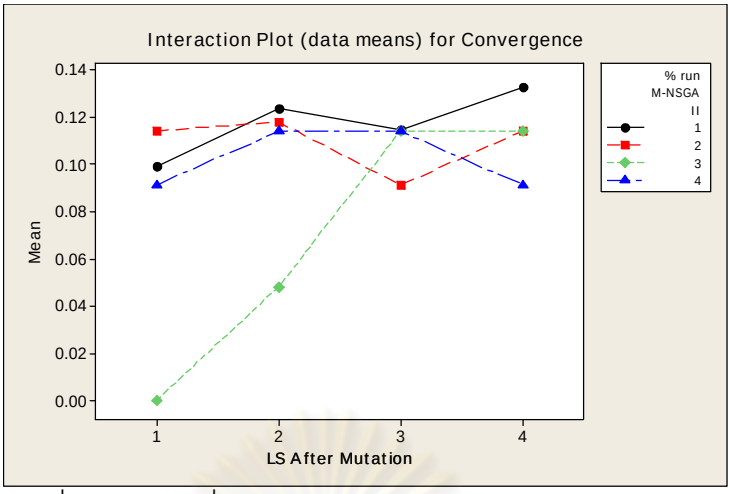
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F
% run M-NSGA II	3	0.010883**	0.010883**	0.003611	15.45
LS After Mutation	3	0.000705	0.000705	0.000235	1.01
% run M-NSGA II*LS After Mutation	9	0.015188	0.015188	0.001688	7.21
Error	16	0.003744	0.003744	0.000234	
Total	31	0.030522			

Source	P
% run M-NSGA II	0.000
LS After Mutation	0.001
% run M-NSGA II*LS After Mutation	0.000
Error	
Total	

รูปที่ 7.66 ผลการวิเคราะห์ ANOVA ของปัญหา Garment เมื่อใช้ค่า Convergence เป็นค่าตอบสนอง



รูปที่ 7.67 กราฟที่เกิดจากผลกระทบจากร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่ในปัญหา Garment



รูปที่ 7.68 กราฟที่เกิดจากผลกระทบร่วมในปัญหา Garment

จากรูป 7.66, 7.67, และ 7.68 พบว่าจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II มีผลต่ออัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับ M-NSGA-II ปัญหา Set 3 และมีผลกระทบร่วมระหว่างจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II กับวิธีการค้นหาเฉพาะที่จึงต้องพิจารณากราฟที่มีผลกระทบร่วม พบว่าในปัจจัยจำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II ที่ระดับ ร้อยละ 60 ของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลองกับปัจจัยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธีการ 3-OPT ทำให้ค่าตอบสนองตัวชี้วัดสมรรถนะ การลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) ดีที่สุด จึงสรุปได้ดังตารางที่ 7.23

ตารางที่ 7.23 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมในปัญหา Garment

ปัจจัย	ระดับปัจจัย
1.ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 60 ของจำนวนรอบของการค้นหาคำตอบทั้งหมด
2.วิธีการค้นหาเฉพาะที่	วิธี Insertion Procedure (IP)

7.6 สรุปผลการวิเคราะห์พารามิเตอร์

จากการทดลองและวิเคราะห์ผลด้วยการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) และการวิเคราะห์คู่อันดับ ที่ระดับความเชื่อมั่น 0.95 แสดงได้ดังตารางที่ 6.11

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 7.24 ผลการทดสอบพารามิเตอร์ของ M-NSGA II

กรณีศึกษา	พารามิเตอร์	ค่าที่เหมาะสม			
		ค่าตอบสนองคือ Convergence	ค่าตอบสนองคือ Spread	ค่าตอบสนองคือ Ratio of solution	พิจารณาด้านเวลา
KIM 3	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี 2-Opt
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี Insertion Procedure (IP)
KIM 5	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี Insertion Procedure (IP)
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี 2-Opt
Arcus 3	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี Pairwise Interchange (PI)	วิธี Pairwise Interchange (PI)
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี Insertion Procedure (IP)	วิธี Insertion Procedure (IP)
Arcus 8	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี 2-Opt
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี 2-Opt
Arcus 10	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี Insertion Procedure (IP)
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี 2-Opt
Set 1	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี 2-Opt
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี 2-Opt

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

กรณีศึกษา	พารามิเตอร์	ค่าที่เหมาะสม			
		ค่าตอบสนองคือ Convergence	ค่าตอบสนองคือ Spread	ค่าตอบสนองคือ Ratio of solution	พิจารณาด้านเวลา
Set 2	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี 2-Opt
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี 2-Opt
Set 3	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี Pairwise Interchange (PI)
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ไม่มีผล	ไม่มีผล	ไม่มีผล	วิธี Insertion Procedure (IP)
Garment	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น	วิธี 3-Opt	วิธี 3-Opt	วิธี 3-Opt	วิธี 3-Opt
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	วิธี 2-Opt	วิธี 2-Opt	วิธี 2-Opt	วิธี 2-Opt

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 7.25 ผลการทดสอบพารามิเตอร์ของ COIN+M-NSGA II

กรณีศึกษา	พารามิเตอร์	ค่าที่เหมาะสม			
		ค่าตอบสนองคือ Convergence	ค่าตอบสนองคือ Spread	ค่าตอบสนองคือ Ratio of solution	พิจารณาด้านเวลา
KIM 3	-ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม -การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ไม่มีผล วิธี Pairwise Interchange (PI) หรือ วิธี 2-Opt	ไม่มีผล วิธี Pairwise Interchange (PI) หรือ วิธี 2-Opt	ไม่มีผล วิธี Pairwise Interchange (PI) หรือ วิธี 2-Opt	ร้อยละ 20 วิธี Pairwise Interchange (PI)
KIM 5	-ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม -การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ร้อยละ 20 วิธี Pairwise Interchange (PI)	ร้อยละ 20 วิธี Pairwise Interchange (PI)	ร้อยละ 20 วิธี Pairwise Interchange (PI)	ร้อยละ 20 วิธี Pairwise Interchange (PI)
Arcus 3	-ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม -การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ร้อยละ 40 วิธี 3-OPT	ร้อยละ 40 วิธี 3-OPT	ร้อยละ 40 วิธี 3-OPT	ร้อยละ 40 วิธี 3-OPT
Arcus 8	-ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม -การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ร้อยละ 60 หรือ ร้อยละ 80 ไม่มีผล	ร้อยละ 60 วิธี Insertion Procedure (IP)	ร้อยละ 60 วิธี Insertion Procedure (IP)	ร้อยละ 60 วิธี Insertion Procedure (IP)
Arcus 10	-ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม -การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ร้อยละ 60 วิธี Insertion Procedure (IP)	ร้อยละ 60 วิธี Insertion Procedure (IP)	ร้อยละ 60 วิธี Insertion Procedure (IP)	ร้อยละ 60 วิธี Insertion Procedure (IP)
Set 1	-ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม -การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	ร้อยละ 60 วิธี 2-OPT	ร้อยละ 60 วิธี 2-OPT	ร้อยละ 60 วิธี 2-OPT	ร้อยละ 60 วิธี 2-OPT

กรณีศึกษา	พารามิเตอร์	ค่าที่เหมาะสม			
		ค่าตอบสนองคือ Convergence	ค่าตอบสนองคือ Spread	ค่าตอบสนองคือ Ratio of solution	พิจารณาด้านเวลา
Set 2	-ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 80	ร้อยละ 80	ร้อยละ 80	ร้อยละ 80
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	วิธี Insertion Procedure (IP)	วิธี Insertion Procedure (IP)	วิธี Insertion Procedure (IP)	วิธี Insertion Procedure (IP)
Set 3	-ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 60	ร้อยละ 60	ร้อยละ 60	ร้อยละ 60
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	วิธี 3-OPT	วิธี 3-OPT	วิธี 3-OPT	วิธี 3-OPT
Garment	-ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม	ร้อยละ 60	ร้อยละ 60	ร้อยละ 60	ร้อยละ 60
	-การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น	วิธี Insertion Procedure (IP)	วิธี Insertion Procedure (IP)	วิธี Insertion Procedure (IP)	วิธี Insertion Procedure (IP)

พิจารณาจากตารางที่ 7.24 และ 7.25 ผลการทดสอบพารามิเตอร์ของ M-NSGA II พบว่าพารามิเตอร์ที่มีผลต่อประสิทธิภาพของ M-NSGA II คือ การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื่องต้น และการค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่นโดย การค้นหาเฉพาะทีหลังขั้นตอนการสร้างสตริงคำตอบเบื่องต้น ของปัญหา KIM 3, KIM 5, Arcus 3, Arcus 8, Arcus 10, Set 1, Set 2, Set 3 และ Garment คือ วิธี 2-Opt, วิธี Insertion Procedure (IP), วิธี Pairwise Interchange (PI), วิธี 2-Opt, วิธี Insertion Procedure (IP), วิธี 2-Opt, วิธี 2-Opt, วิธี Pairwise Interchange และ วิธี 2-Opt (ตามลำดับ) การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น ของปัญหา KIM 3, KIM 5, Arcus 3, Arcus 8, Arcus 10, Set 1, Set 2, Set 3 และ Garment คือ วิธี Insertion Procedure (IP), วิธี 2-Opt, วิธี Insertion Procedure (IP), วิธี 2-Opt, วิธี 2-Opt, วิธี 2-Opt, วิธี 2-Opt, วิธี Insertion Procedure (IP) และ วิธี 2-Opt (ตามลำดับ)

ผลการทดสอบพารามิเตอร์ของ COIN+M-NSGA II พบว่าพารามิเตอร์ที่มีผลต่อประสิทธิภาพของ M-NSGA II คือ ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม และการค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่นโดย ร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึมของปัญหา KIM 3, KIM 5, Arcus 3, Arcus 8, Arcus 10, Set 1, Set 2, Set

3 และ Garment คือ ร้อยละ 20, ร้อยละ 20, ร้อยละ 40, ร้อยละ 60, ร้อยละ 60, ร้อยละ 60, ร้อยละ 80, ร้อยละ 60, และ ร้อยละ 60 (ตามลำดับ) การค้นหาเฉพาะที่หลังขั้นตอนการมิวเทชั่น ของปัญหา KIM 3, KIM 5, Arcus 3, Arcus 8, Arcus 10, Set 1, Set 2, Set 3 และ Garment คือวิธี Pairwise Interchange (PI), วิธี Pairwise Interchange (PI), วิธี 3-Opt, วิธี Insertion Procedure (IP), วิธี Insertion Procedure (IP), วิธี 2-Opt, วิธี Insertion Procedure (IP), วิธี 3-Opt และ วิธี Insertion Procedure (IP) (ตามลำดับ)

7.7 **สรุปท้ายบท**

ในการทดสอบพารามิเตอร์นั้นเพื่อดูว่าพารามิเตอร์ใดบ้างที่มีผลต่อประสิทธิภาพของเมมเมติกอัลกอริทึม และวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ในการแก้ปัญหาการจัดลัดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม และเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่จะใช้เป็นแนวทางในการนำเมมเมติกอัลกอริทึม และวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมไปใช้แก้ปัญหาจริงโดยใช้การทดลองแบบ Full Factorial Design จำนวน 18 การทดลองตามขนาดของปัญหาตัวอย่าง มีปัจจัยที่พิจารณาคือ วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น และร้อยละของอัตราจำนวนของเจนเนเรชั่นของเมมเมติกอัลกอริทึม จำนวนทำซ้ำของการทดลองเท่ากับ 2 ในแต่ละการทดลองจะเก็บข้อมูลทั้งหมด 576 ข้อมูล และวิเคราะห์ผลโดยใช้ ANOVA และTukey's Multiple Range test โดยใช้ค่าตัววัดสมรรถนะด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริงเป็นค่าตอบสนอง และในกรณีที่ไม่สามารถหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ จะทำการวิเคราะห์ผลอีกครั้งโดยใช้ตัววัดสมรรถนะด้านการกระจายของกลุ่มคำตอบ และด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริงค่าตอบสนองแทน (ตามลำดับ) ผลการทดสอบและวิเคราะห์ด้วย ANOVA และTukey's Multiple Range Test ที่ช่วงความเชื่อมั่น 0.95 จะได้พารามิเตอร์ที่มีผลต่อประสิทธิภาพของ เมมเมติกอัลกอริทึม และวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม และสามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในการแก้ปัญหาได้จริง

บทที่ 8

การเปรียบเทียบผลการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมด้วยวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม กับ M-NSGA II, COIN, และ NSGA II

หลังจากที่ได้พารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่ใช้ในการแก้ปัญหาตัวอย่างการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมทั้ง 4 ปัญหาการทดลองแล้วนั้น ขั้นตอนต่อไปคือนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมที่เสนอมาทดลองแก้ปัญหาโดยใช้พารามิเตอร์ที่เหมาะสม แล้วนำคำตอบที่ได้ไปเปรียบเทียบกับคำตอบที่ได้จาก M-NSGA II, COIN, และ NSGA II ที่ใช้พารามิเตอร์ที่เหมาะสม เพื่อพิจารณาว่าวิธีการใดสามารถให้คำตอบที่ดีกว่ากันในบทนี้จะกล่าวถึงการเปรียบเทียบผลการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหาตัวอย่าง 4 ปัญหาการทดลอง โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม กับ M-NSGA II, COIN, และ NSGA II เพื่อเปรียบเทียบว่าวิธีการใดสามารถให้คำตอบที่ดีกว่ากัน โดยพารามิเตอร์ของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม และ M-NSGA II ที่ใช้นั้นได้จากการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในบทที่ 7 โดยเนื้อหาจะแบ่งออกเป็น 9 ส่วนตามขนาดของปัญหาย่อย ในแต่ละส่วนจะประกอบด้วย 5 ขั้นตอนคือ

1. การทดลองนำวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II ที่เสนอในบทที่ 5 และพารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า (KIM, 2002) ไปใช้ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่มีการผลิตผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหาตัวอย่าง
2. การทดลองนำวิธีอัลกอริทึมการบรรจวบ ที่เสนอในบทที่ 6 และพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในบทที่ 7 ไปใช้ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่มีการผลิตผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหาตัวอย่าง
3. การทดลองนำวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ที่เสนอในบทที่ 5 และพารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า (KIM, 2002) และในบทที่ 7 ไปใช้ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่มีการผลิตผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหาตัวอย่าง
4. การทดลองนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ที่เสนอในบทที่ 6 และพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในบทที่ 7 ไปใช้ในการแก้ปัญหาการ

จัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่มีการผลิตผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหาตัวอย่าง

5. การเปรียบเทียบคำตอบที่ได้จากวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II วิธีการการบรรจวบ และวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II

8.1 การทดสอบความแตกต่างของวิธีการที่ใช้ในงานวิจัย

เนื่องจากในแต่ละปัญหาการทดลอง 5 ปัญหาการทดลองที่ใช้ในงานวิจัย จะมีปัญหาย่อยรวมกันทั้งหมด 9 ปัญหา ดังนั้นในการเปรียบเทียบความแตกต่างของวิธีการที่ใช้ในงานวิจัยทั้ง 4 วิธีการคือ วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม, M-NSGA II, COIN, และ NSGA II จะทำการแสดงผลค่าคำตอบเมื่อใช้พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของแต่ละวิธีการ จากนั้นทำการเปรียบเทียบปัญหาย่อยด้วยกราฟการเปรียบเทียบระหว่าง Obtained Pareto Optimal Frontier ของแต่ละวิธีการกับ true-Pareto Optimal Solution ตามตัววัดสมรรถนะรายละเอียดแสดงตามขนาดของปัญหาย่อยการทดลองดังนี้

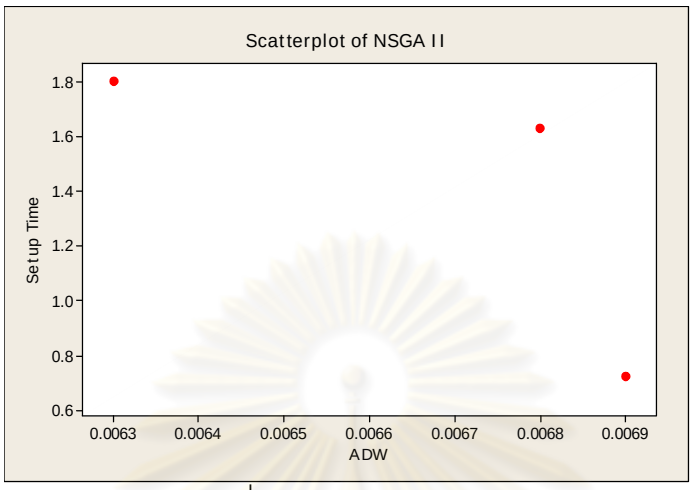
8.1.1 กรณีปัญหาของ KIM 3

1) การทดลองนำวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย KIM 3 โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื่องต้น : 100
  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5
  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05
  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.1



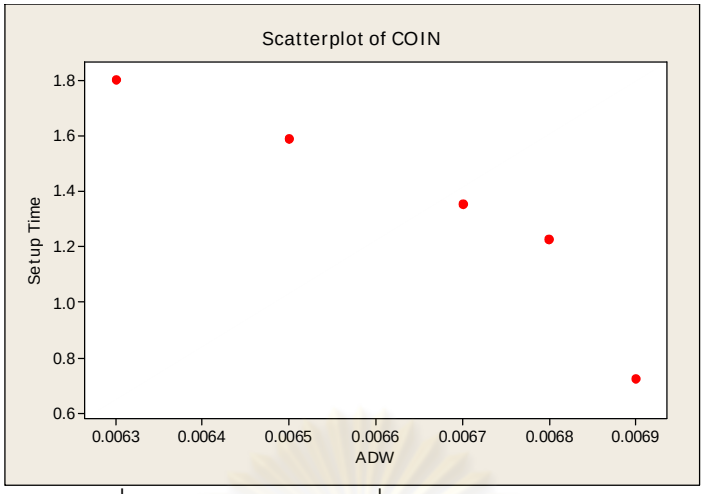
รูปที่ 8.1 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา KIM 3 (x 10^4)

2) การทดลองนำวิธีการบรรจวบ มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย KIM 3 โดยใช้วิธีการบรรจวบ จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื่องต้น : 100
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100
  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีวิธีการบรรจวบ ได้ดังรูปที่ 8.2



รูปที่ 8.2 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจบ
ของปัญหา KIM 3 (x 10^4)

3) การทดลองนำวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย KIM 3 โดยใช้วิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า (KIM, 2006) และ (Chutima, 2008)**

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

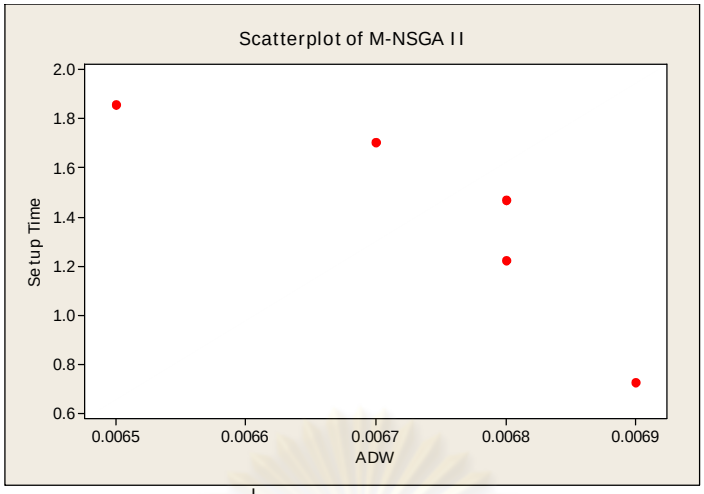
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรเบื้องต้น: วิธี 2-Opt

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี Insertion Procedure

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.3



รูปที่ 8.3 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา KIM 3 (x 10^4)

4) **การทดลองนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II**

สำหรับปัญหาย่อย KIM 3 โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

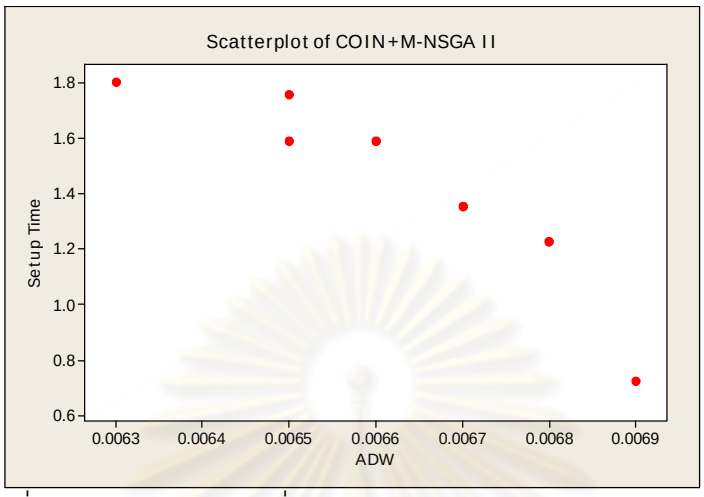
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

  จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA II: ร้อยละ 20 ของจำนวนเจนเนอเรชั่น

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 2-Opt

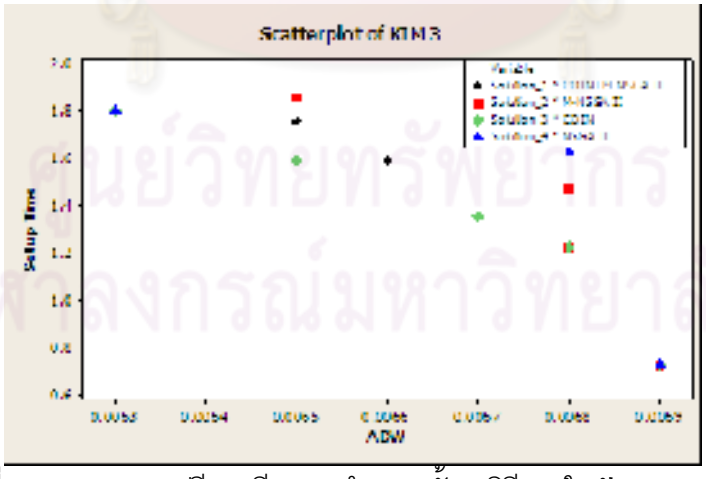
ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.4



รูปที่ 8.4 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา KIM 3 (x 10^4)

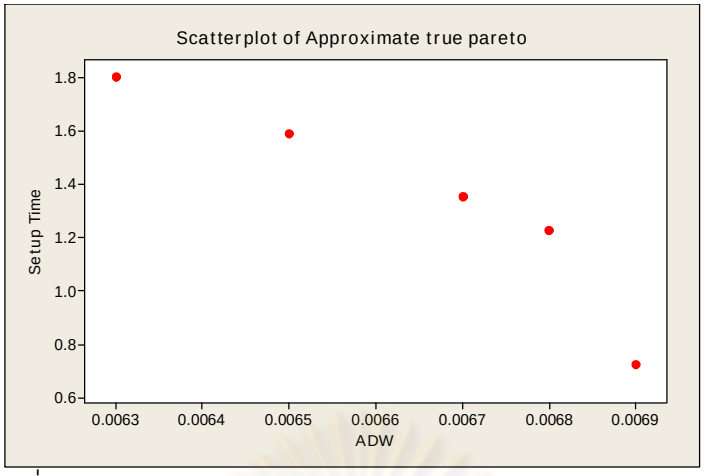
5) การเปรียบเทียบคำตอบแต่ละวิธีการ

ผลลัพธ์ของคำตอบที่เหมาะสมทั้งหมด ตามพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในแต่ละวิธีการทั้ง 4 วิธีการ ดังรูปที่ 8.5



รูปที่ 8.5 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา KIM 3

แสดงการประมาณค่าคำตอบที่ได้ทั้ง 4 วิธีการที่ดีที่สุด หรือ Approximate true-Pareto Optimal Frontier ดังรูปที่ 8.6



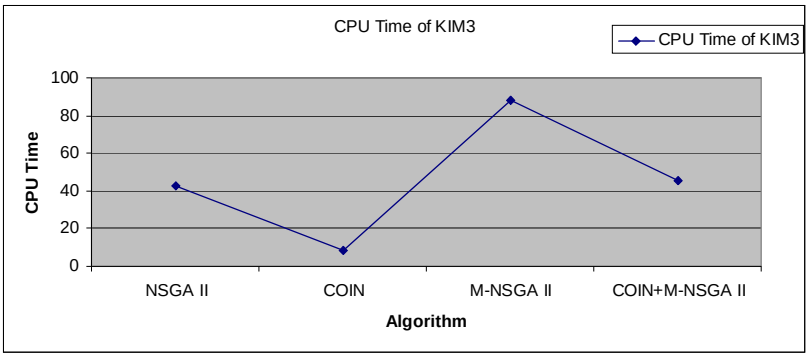
รูปที่ 8.6 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา KIM 3 (x 10^4)

ผลลัพธ์ของคำตอบทั้ง 4 วิธีการ จะนำมาเปรียบเทียบกับ Approximate true-Pareto Optimal Frontier เพื่อคำนวณหาตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ได้ผลดังตารางที่ 8.1

ตารางที่ 8.1 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา KIM 3

Performance Measurement	Algorithm			
	NSGA II	COIN	M-NSGA II	COIN+M-NSGA II
Convergence	0.1094	0.0433	***0***	***0***
Spread	***0.5907***	0.8388	1.0212	1.0212
Ratio of solution	0.5	0.5	***1***	***1***

จากตารางที่ 8.1 พบว่าเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II และวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จะได้ผลลัพธ์ของคำตอบในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) เท่ากัน และค่าตัวชี้วัดสมรรถนะดีที่สุดทั้งคู่ และเวลาในการคำนวณ (นาที) ดังรูปที่ 8.7



รูปที่ 8.7 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละอัลกอริทึม ของปัญหา KIM 3

จากรูปที่ 8.7 พบว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ใช้เวลาน้อยกว่า วิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ดังนั้นวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จึงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการหาคำตอบมากที่สุดในปัญหา KIM 3

8.1.2 กรณีปัญหาของ KIM 5

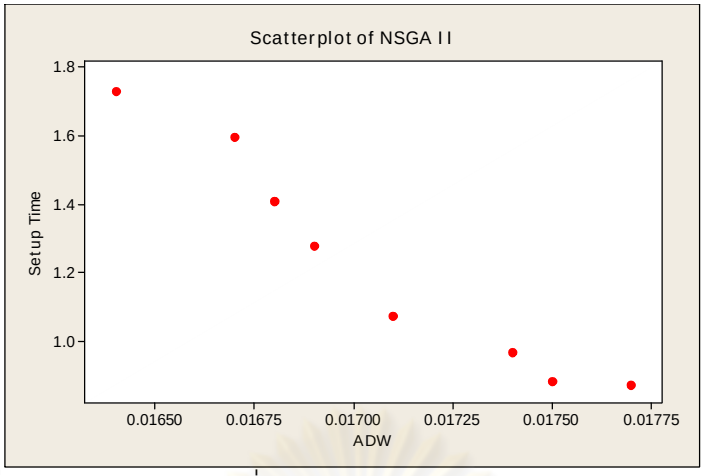
1) การทดลองนำวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย KIM 5 โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื่องต้น : 100
  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5
  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05
  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.8



รูปที่ 8.8 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา KIM 5 (x 10^4)

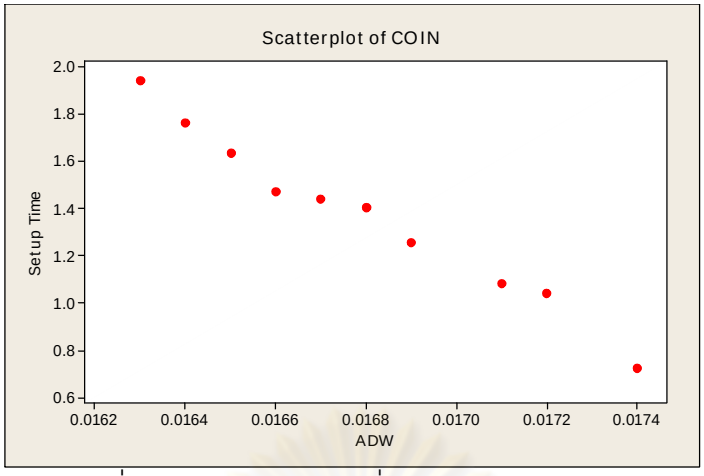
2) การทดลองนำวิธีการบรรจวบ มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย KIM 5 โดยใช้วิธีการบรรจวบ จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื้องต้น : 100
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100
  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีวิธีการบรรจวบ ได้ดังรูปที่ 8.9

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 8.9 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ
ของปัญหา KIM 5 (x 10^4)

3) การทดลองนำวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย KIM 5 โดยใช้วิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า (KIM, 2006) และ(Chutima, 2008)**

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

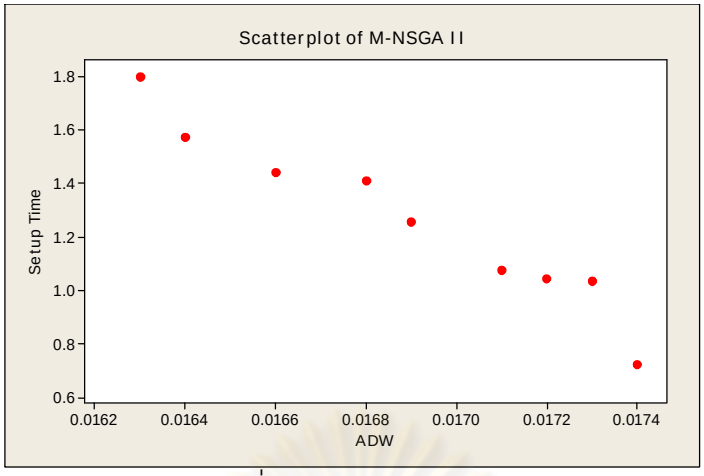
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรเบื้องต้น: วิธี Insertion Procedure

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 2-OPT

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.10



รูปที่ 8.10 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา KIM 5 (x 10^4)

4) **การทดลองนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II**

สำหรับปัญหาย่อย KIM 5 โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า (KIM, 2006) และ(Chutima, 2008)**

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

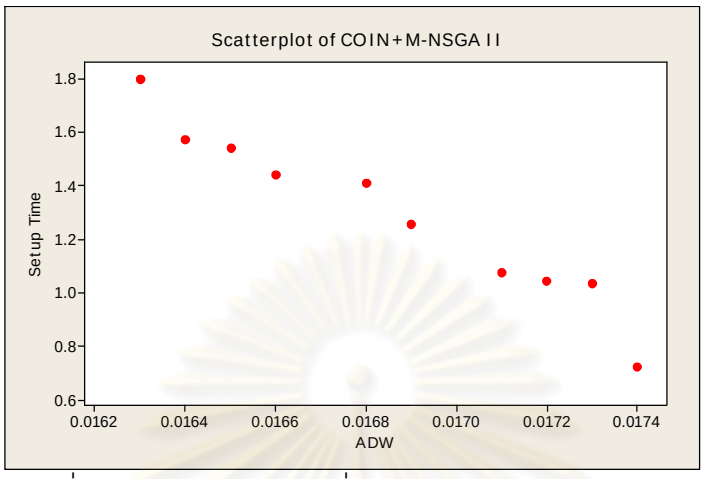
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

  จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA II: ร้อยละ 80 ของจำนวนเจนเนอเรชั่น

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี Pairwise Interchange

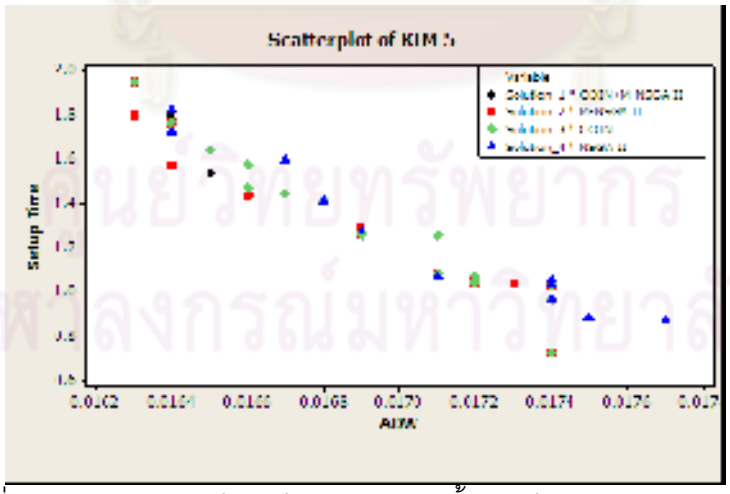
ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.11



รูปที่ 8.11 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา KIM 5 (x 10^4)

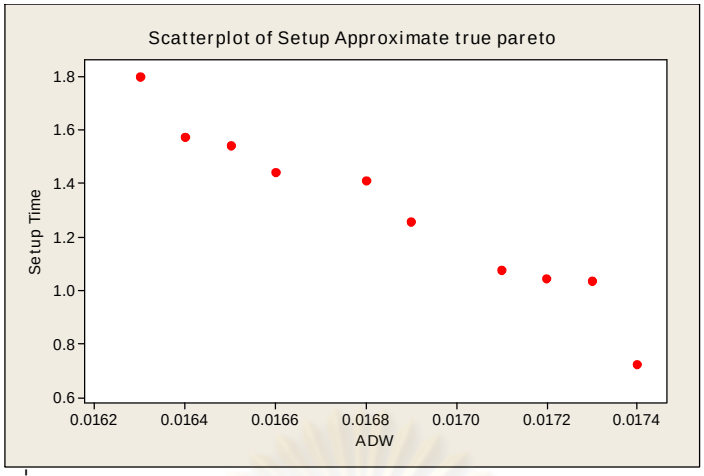
5) การเปรียบเทียบคำตอบแต่ละวิธีการ

ผลลัพธ์ของคำตอบที่เหมาะสมทั้งหมด ตามพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในแต่ละวิธีการอริทึมทั้ง 4 วิธีการ ดังรูปที่ 8.12



รูปที่ 8.12 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา KIM 5

แสดงการประมาณค่าคำตอบที่ได้ทั้ง 4 วิธีการที่ดีที่สุด หรือ Approximate true-Pareto Optimal Frontier ดังรูปที่ 8.13



รูปที่ 8.13 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา KIM 5

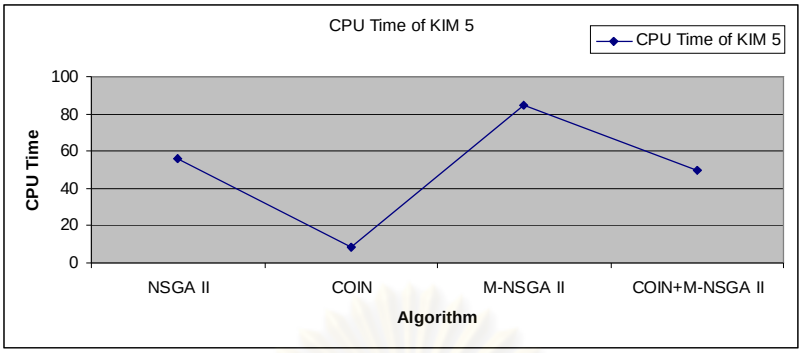
ผลลัพธ์ของคำตอบทั้ง 4 วิธีการ จะนำมาเปรียบเทียบกับ Approximate true-Pareto Optimal Frontier เพื่อคำนวณหาตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ได้ผลดังตารางที่ 8.2

ตารางที่ 8.2 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา KIM 5

Performance Measurement	Algorithm			
	NSGA II	COIN	M-NSGA II	COIN+M-NSGA II
Convergence	0.0843	0.0411	0.0095	***0***
Spread	0.6309	0.5389	0.5824	***0.5681***
Ratio of solution	0.1538	0.2	***0.5294***	0.5263

จากตารางที่ 8.2 พบว่า เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II มีประสิทธิภาพกว่าวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II เพียงด้านเดียวคือด้านอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ส่วนด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และการกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set)

วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II มีประสิทธิภาพกว่า และเวลาในการคำนวณ (นาที) ดังรูปที่ 8.14



รูปที่ 8.14 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา KIM 5

ดังนั้นสรุปได้ว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการหาคำตอบมากที่สุดในปัญหา KIM 5

8.1.3 กรณีปัญหาของ Arcus 3

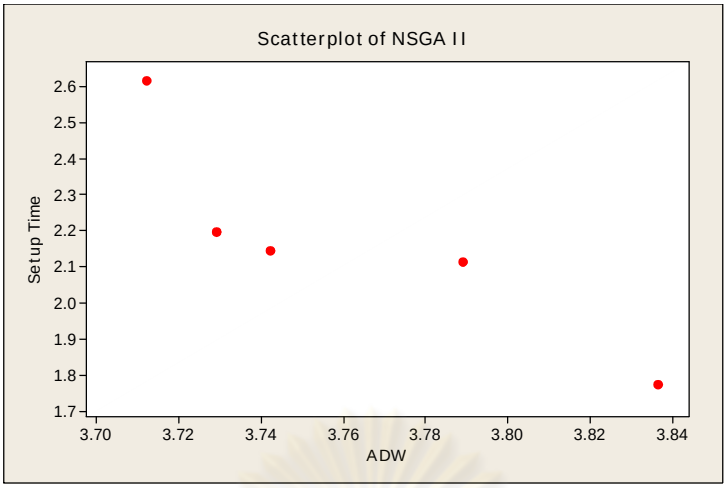
1) การทดลองนำวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 3 โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื้องต้น : 100
  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5
  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.15



รูปที่ 8.15 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Arcus 3 (x 10^4)

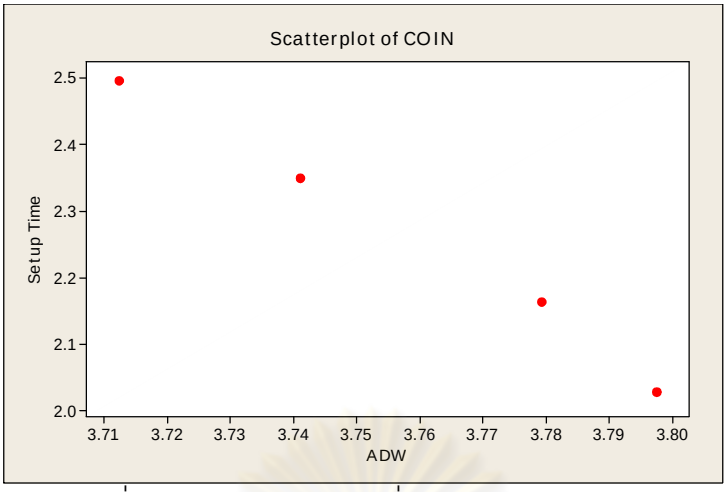
2) การทดลองนำวิธีการบรรจวบ มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 3 โดยใช้วิธีการบรรจวบ จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื้องต้น : 100
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100
  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีวิธีการบรรจวบ ได้ดังรูปที่ 8.16

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 8.16 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ
ของปัญหา Arcus 3 (x 10^4)

3) การทดลองนำวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 3 โดยใช้วิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า (KIM, 2006) และ(Chutima, 2008)**

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

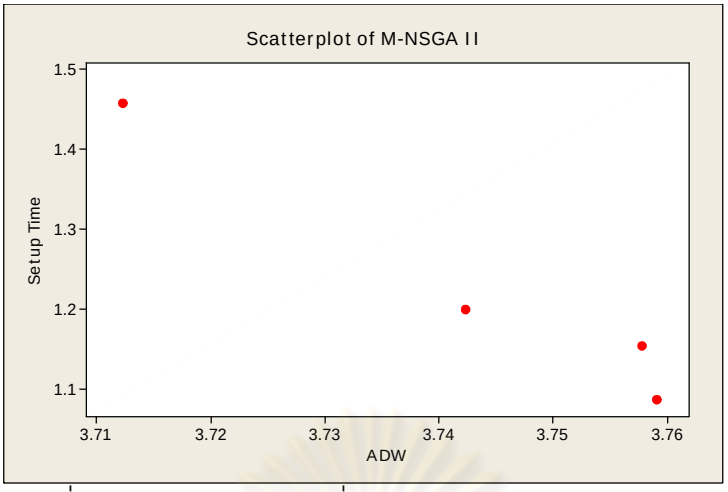
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรเบื้องต้น: วิธี Pairwise Interchange

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี Insertion Procedure

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.17



รูปที่ 8.17 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 3 (x 10^4)

4) **การทดลองนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II**

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 3 โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

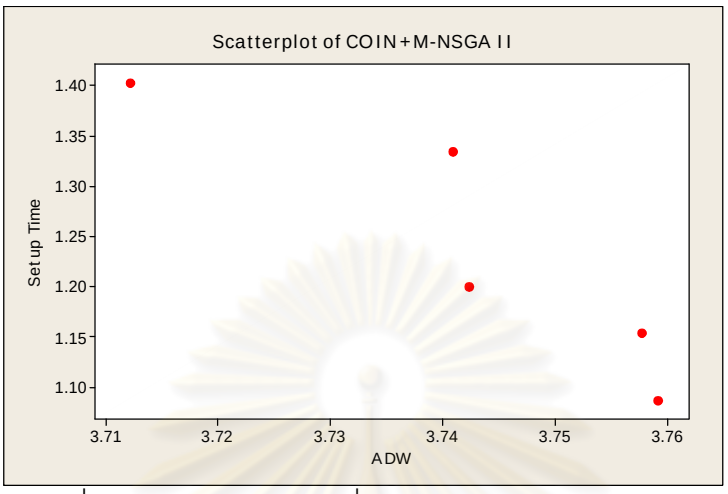
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

  จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA II: ร้อยละ 40 ของจำนวนเจนเนอเรชั่น

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 3-Opt

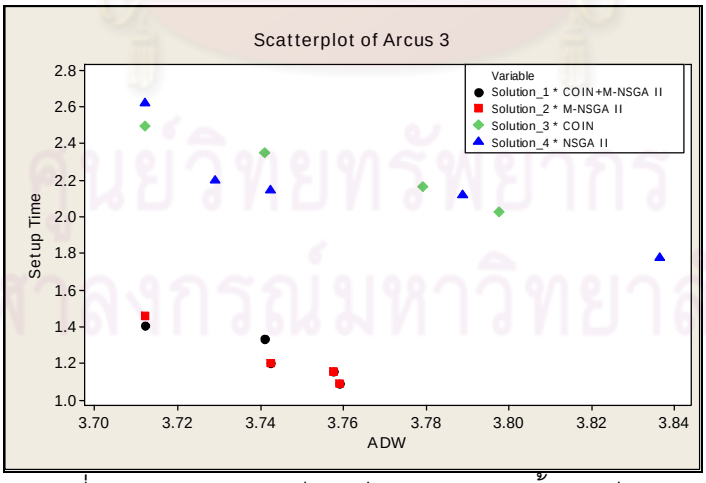
ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.18



รูปที่ 8.18 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 3 (x 10^4)

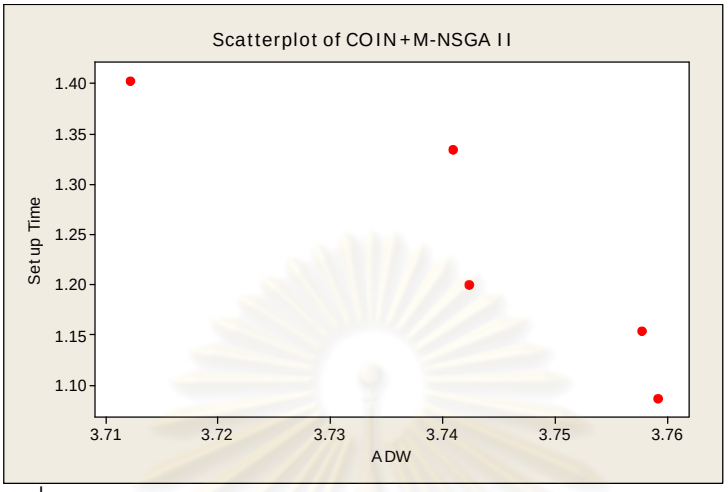
5) การเปรียบเทียบคำตอบแต่ละวิธีการ

ผลลัพธ์ของคำตอบที่เหมาะสมทั้งหมด ตามพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในแต่ละวิธีการอริทึมทั้ง 4 วิธีการ ดังนี้



รูปที่ 8.19 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Arcus 3

แสดงการประมาณค่าคำตอบที่ได้ทั้ง 4 วิธีการที่ดีที่สุด หรือ Approximate true-Pareto Optimal Frontier ดังรูปที่ 8.20



รูปที่ 8.20 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Arcus 3

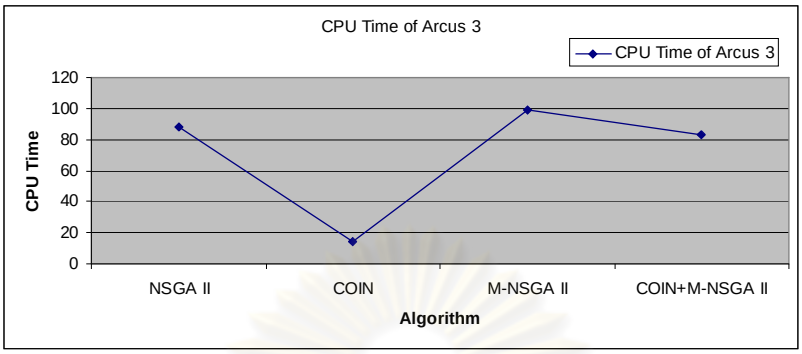
ผลลัพธ์ของคำตอบทั้ง 4 วิธีการ จะนำมาเปรียบเทียบกับ Approximate true-Pareto Optimal Frontier เพื่อคำนวณหาตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ได้ผลดังตารางที่ 9.3

ตารางที่ 8.3 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Arcus 3

Performance Measurement	Algorithm			
	NSGA II	COIN	M-NSGA II	COIN+M-NSGA II
Convergence	0.6092	0.7683	0.1025	*0*
Spread	0.6236	*0.4785*	0.7805	0.543
Ratio of solution	0	0	0.75	*1*

จากตารางที่ 8.3 พบว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จะให้ได้ผลลัพธ์ของคำตอบในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่

แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) มีประสิทธิภาพกว่าทุกวิธีการ และเวลาในการคำนวณ (นาที) ดังรูปที่ 8.21



รูปที่ 8.21 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา Arcus 3

สรุปได้ว่า วิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการหาคำตอบมากที่สุดในปัญหา Arcus 3

8.1.4 กรณีปัญหาของ Arcus 8

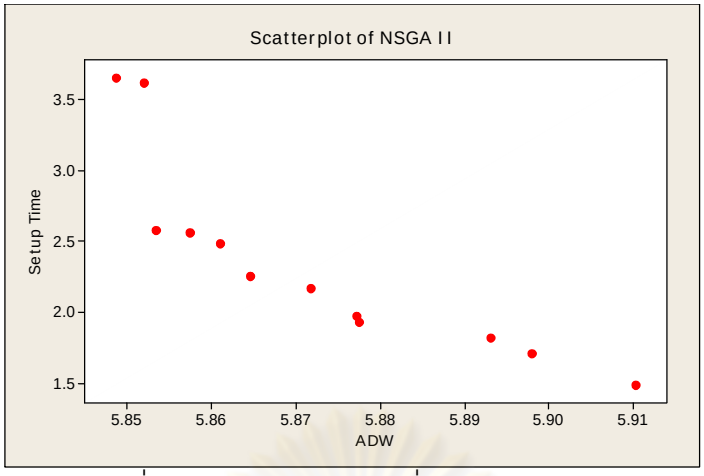
1) การทดลองนำวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 8 โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื่องต้น : 100
  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5
  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีเจนนาติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.22



รูปที่ 8.22 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II
ของปัญหา Arcus 8 (x 10^4)

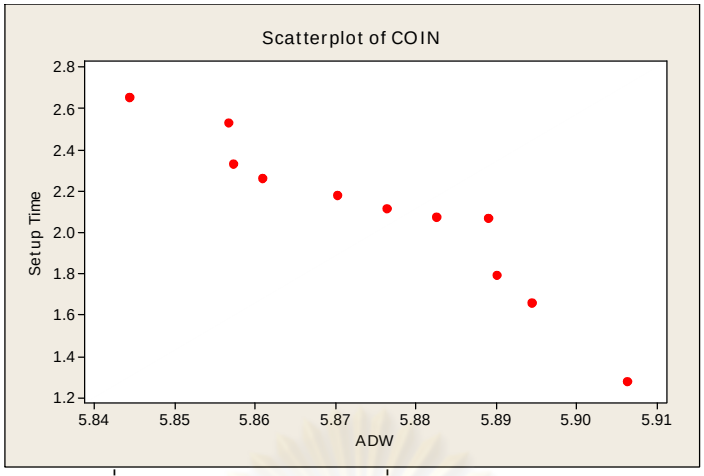
2) การทดลองนำวิธีการบรรจวบ มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 8 โดยใช้วิธีการบรรจวบ จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื่องต้น : 100
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100
  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีวิธีการบรรจวบได้ดังรูปที่ 8.23

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 8.23 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ
ของปัญหา Arcus 8 (x 10^4)

3) การทดลองนำวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 8 โดยใช้วิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

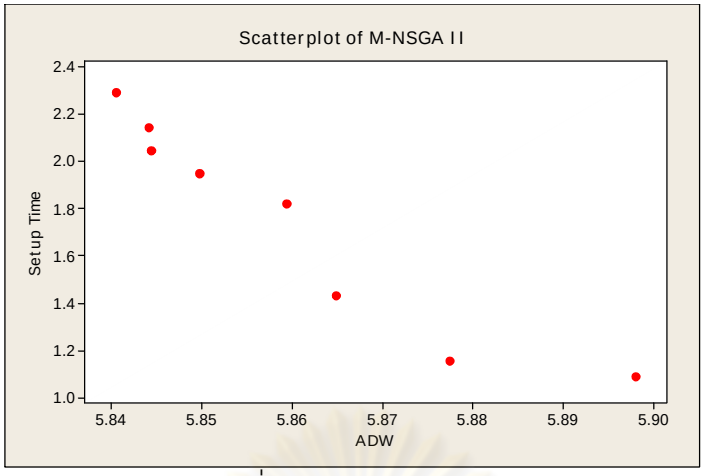
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรเบื้องต้น: วิธี 2-Opt

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 2-Opt

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.24



รูปที่ 8.24 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 8 (x 10^4)

4) **การทดลองนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II**

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 8 โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื่องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

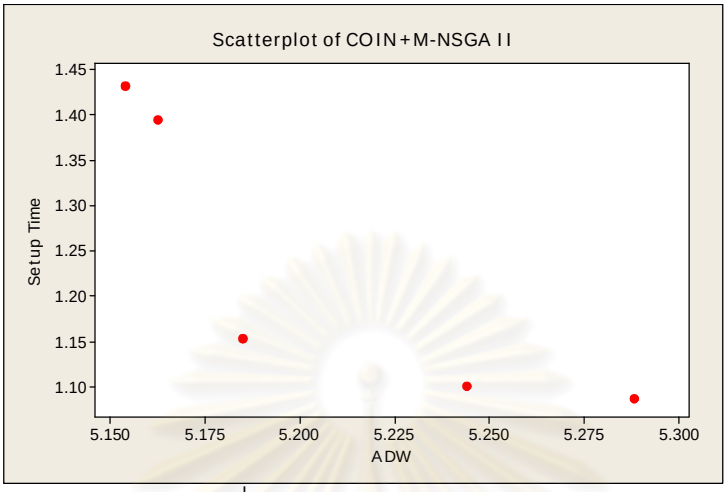
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

  จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA II: ร้อยละ 20 ของจำนวนเจนเนอเรชั่น

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 2-Opt

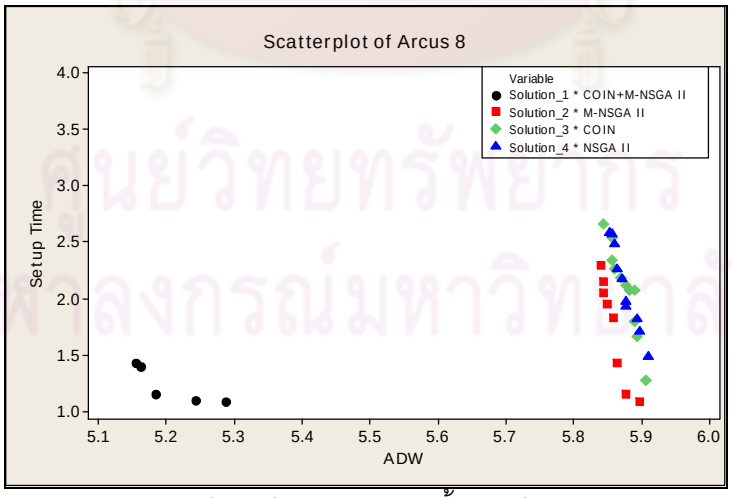
ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.25



รูปที่ 8.25 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 8 (x 10^4)

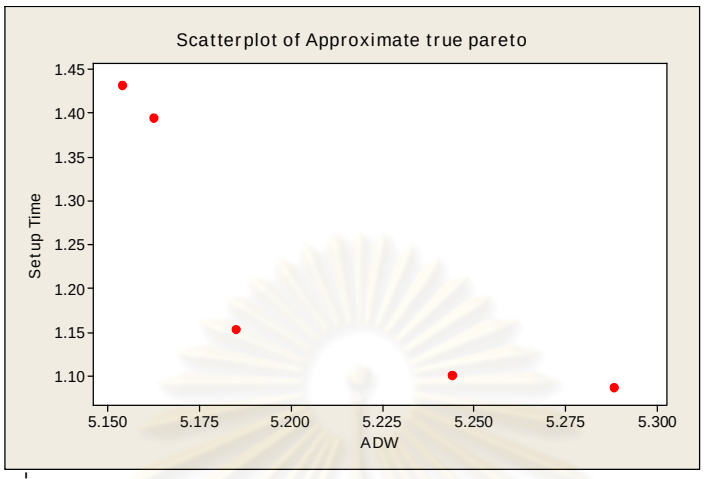
5) การเปรียบเทียบคำตอบแต่ละวิธีการ

ผลลัพธ์ของคำตอบที่เหมาะสมทั้งหมด ตามพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในแต่ละวิธีการอริทึมทั้ง 4 วิธีการ ดังรูปที่ 8.26



รูปที่ 8.26 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Arcus 8

แสดงการประมาณค่าคำตอบที่ได้ทั้ง 4 วิธีการที่ดีที่สุด หรือ Approximate true-Pareto Optimal Frontier ดังรูปที่ 8.27



รูปที่ 8.27 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Arcus 8

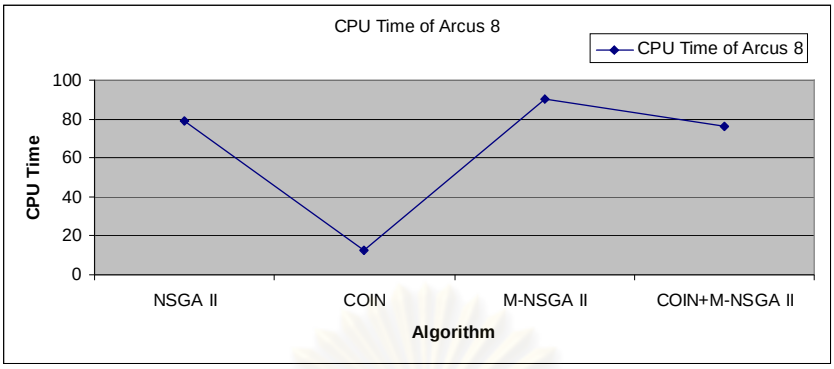
ผลลัพธ์ของคำตอบทั้ง 4 วิธีการ จะนำมาเปรียบเทียบกับ Approximate true-Pareto Optimal Frontier เพื่อคำนวณหาตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ได้ผลดังตารางที่ 8.4

ตารางที่ 8.4 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Arcus 8

Performance Measurement	Algorithm			
	NSGA II	COIN	M-NSGA II	COIN+M-NSGA II
Convergence	0.9281	0.9327	0.8955	***0***
Spread	0.6851	***0.5241***	0.5827	0.5633
Ratio of solution	0	0	0	***1***

จากตารางที่ 8.4 พบว่า วิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จะให้ได้ผลลัพธ์ของคำตอบในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่

แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) มีประสิทธิภาพกว่าทุกวิธีการ และเวลาในการคำนวณ (นาที) ดังรูปที่ 8.28



รูปที่ 8.28 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา Arcus 8

สรุปได้ว่า วิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการหาคำตอบมากที่สุดในปัญหา Arcus 8

8.1.5 กรณีปัญหาของ Arcus 10

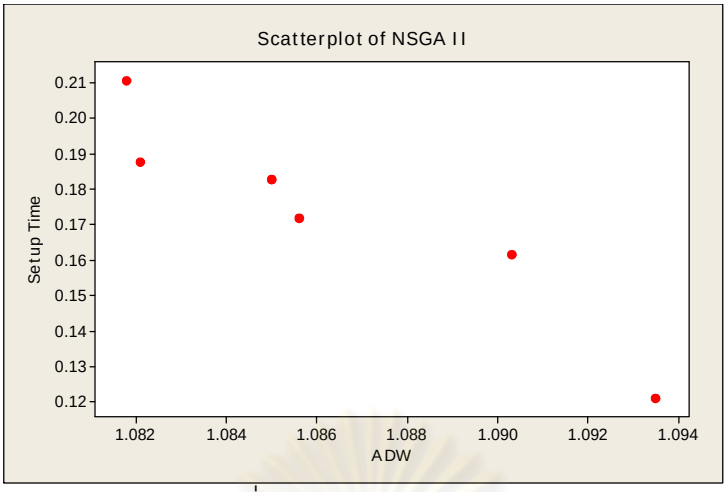
1) การทดลองนำวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 10 โดยใช้วิธีเจนนาติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื่องต้น : 100
  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5
  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.29



รูปที่ 8.29 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Arcus 10 (x 10^5)

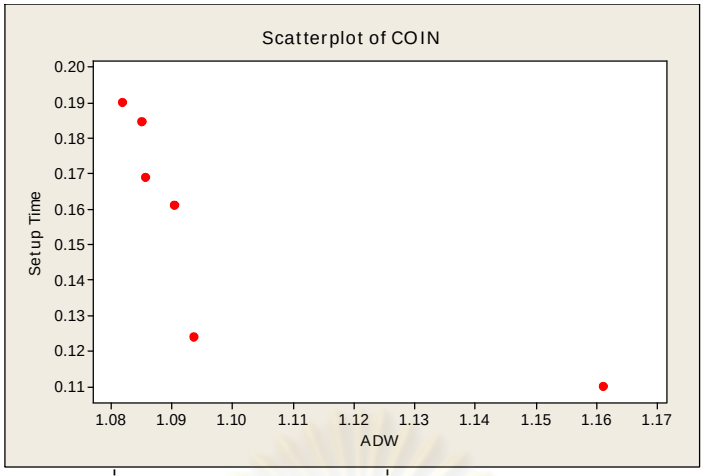
2) การทดลองนำวิธีการบรรจวบ มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 10 โดยใช้วิธีการบรรจวบ จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื้องต้น : 100
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100
  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีวิธีการบรรจวบ ได้ดังรูปที่ 8.30

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 8.30 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ
ของปัญหา Arcus 10 (x 10^5)

3) การทดลองนำวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 10 โดยใช้วิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า (KIM, 2006) และ(Chutima, 2008)**

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

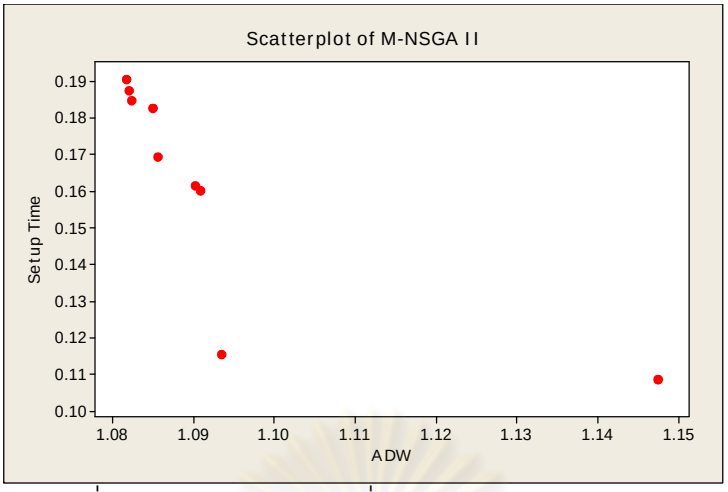
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรเบื้องต้น: วิธี Insertion Procedure

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 2-OPT

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.31



รูปที่ 8.31 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึม
แบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 10 (x 10^5)

4) **การทดลองนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II**

สำหรับปัญหาย่อย Arcus 10 โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

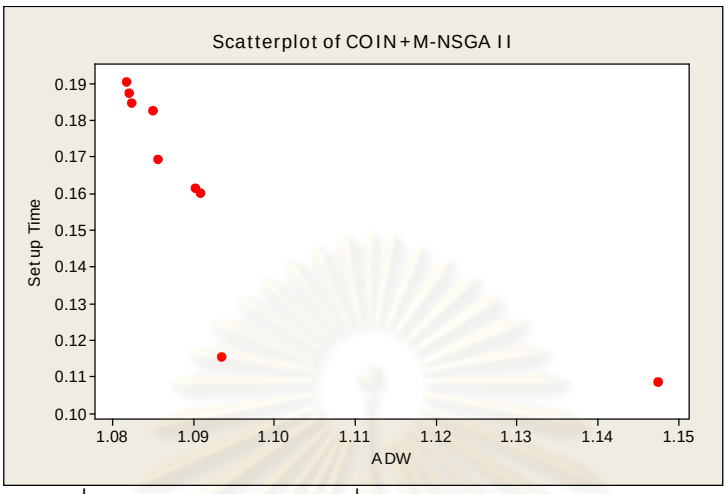
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

  จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA II: ร้อยละ 60 ของจำนวนเจนเนอเรชั่น

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี วิธี Insertion Procedure (IP)

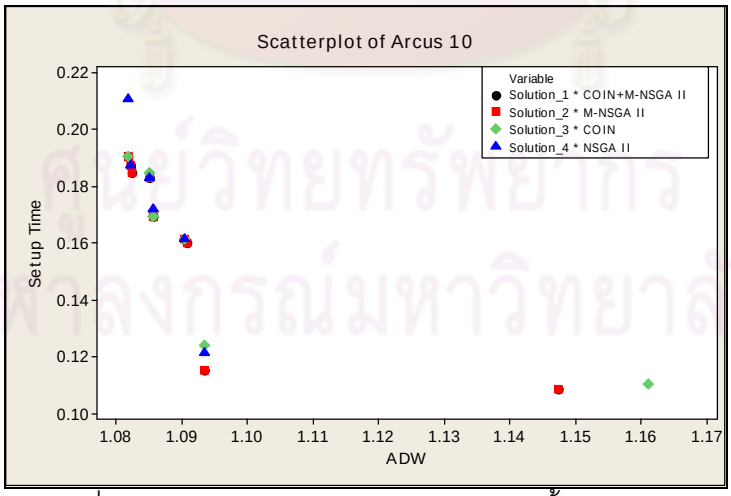
ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.32



รูปที่ 8.32 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Arcus 10 (x 10^5)

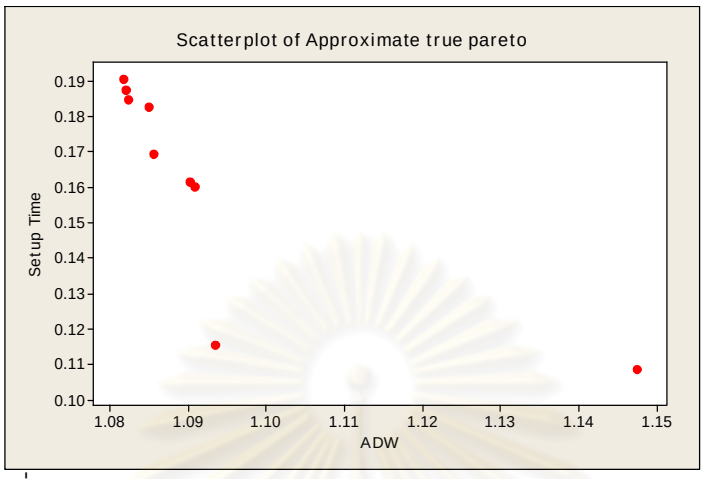
5) การเปรียบเทียบคำตอบแต่ละวิธีการ

ผลลัพธ์ของคำตอบที่เหมาะสมทั้งหมด ตามพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในแต่ละวิธีการอริทึมทั้ง 4 วิธีการ ดังรูปที่ 8.33



รูปที่ 8.33 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Arcus 10

แสดงการประมาณค่าคำตอบที่ได้ทั้ง 4 วิธีการที่ดีที่สุด หรือ Approximate true-Pareto Optimal Frontier ดังรูปที่ 8.34



รูปที่ 8.34 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Arcus 10 (x 10^5)

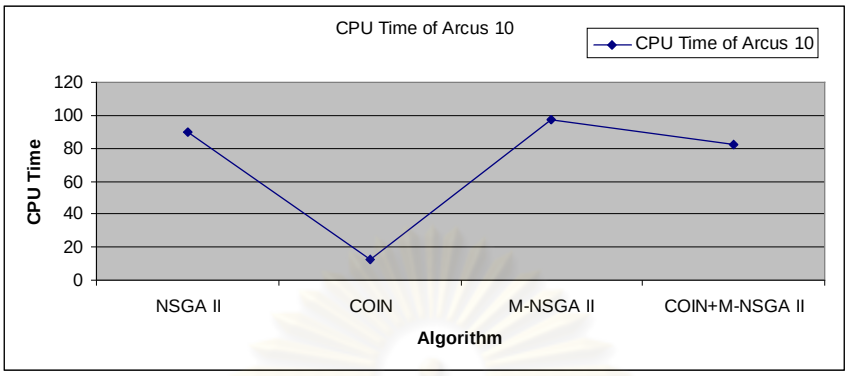
ผลลัพธ์ของคำตอบทั้ง 4 วิธีการ จะนำมาเปรียบเทียบกับ Approximate true-Pareto Optimal Frontier เพื่อคำนวณหาตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ได้ผลดังตารางที่ 8.5

ตารางที่ 8.5 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Arcus 10

Performance Measurement	Algorithm			
	NSGA II	COIN	M-NSGA II	COIN+M-NSGA II
Convergence	0.1094	0.0433	***0***	***0***
Spread	***0.5907***	0.8388	1.0212	1.0212
Ratio of solution	0.5	0.5	***1***	***1***

จากตารางที่ 8.5 พบว่าเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II และวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จะให้ได้ผลลัพธ์ของคำตอบในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวน

กลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) เท่ากันและค่าตัวชี้วัดสมรรถนะดีที่สุดทั้งคู่ และเวลาในการคำนวณ (นาที) ดังรูปที่ 8.35



รูปที่ 8.35 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา Arcus 10

จากรูปที่ 8.35 พบว่าวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ใช้เวลาน้อยกว่า วิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ดังนั้นสรุปได้ว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จึงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการหาคำตอบมากที่สุดในปัญหา Arcus 10

8.1.6 กรณีปัญหาของ Set 1

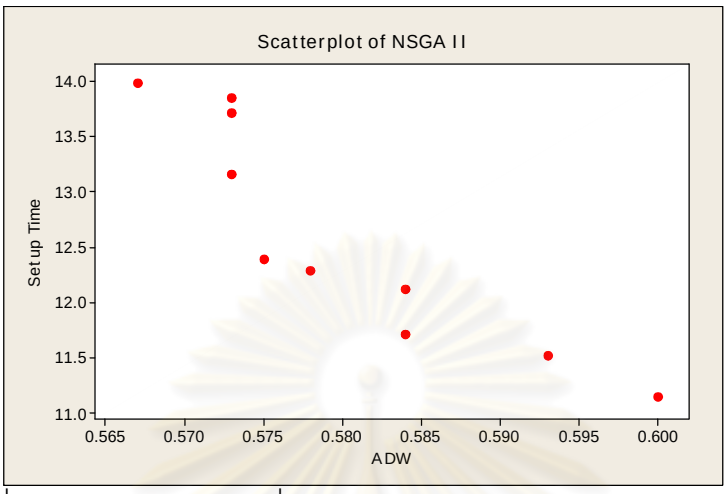
1) การทดลองนำวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Set 1 โดยใช้วิธีเจนนาติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื้องต้น : 100
  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5
  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีเจนนาติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.36



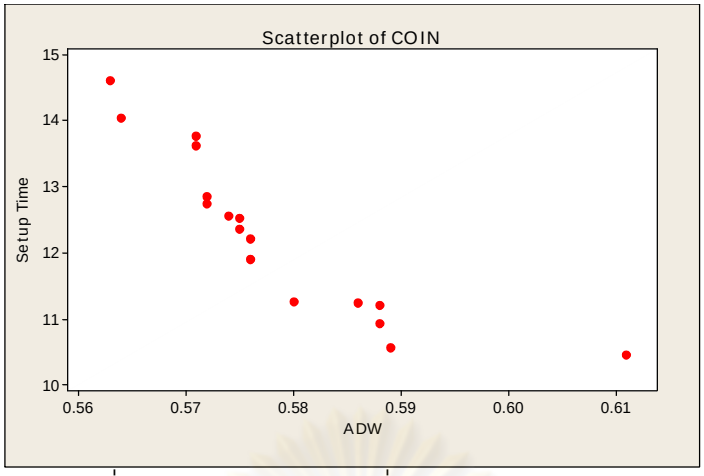
รูปที่ 8.36 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Set 1 (x 10^4)

2) การทดลองนำวิธีการบรรจวบ มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Set 1 โดยใช้วิธีการบรรจวบ จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื่องต้น : 100
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100
  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.095

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีวิธีการบรรจวบ ได้ดังรูปที่ 8.37



รูปที่ 8.37 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ
ของปัญหา Set 1 (x 10^4)

3) การทดลองนำวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Set 1 โดยใช้วิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า (KIM, 2006) และ(Chutima, 2008)**

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

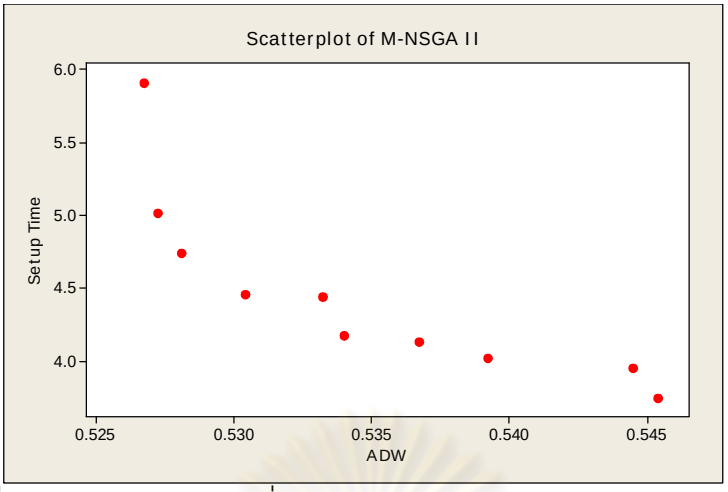
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรเบื้องต้น: วิธี 2-Opt

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 2-Opt

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูป 8.38



รูปที่ 8.38 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 1 (x 10^4)

4) **การทดลองนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II**

สำหรับปัญหาย่อย Set 1 โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

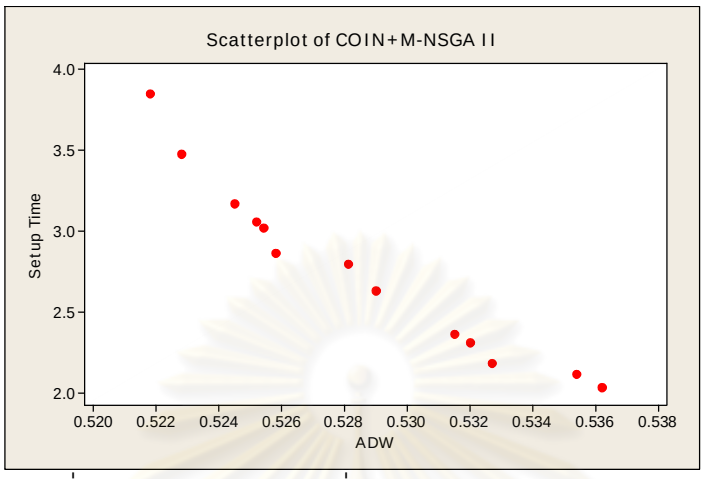
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.095

  จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA II: ร้อยละ 60 ของจำนวนเจนเนอเรชั่น

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 2-Opt

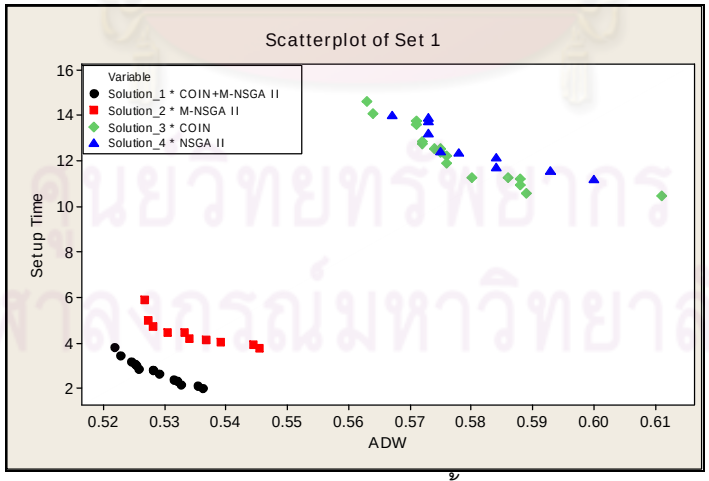
ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูป 8.39



รูปที่ 8.39 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 1 (x 10^4)

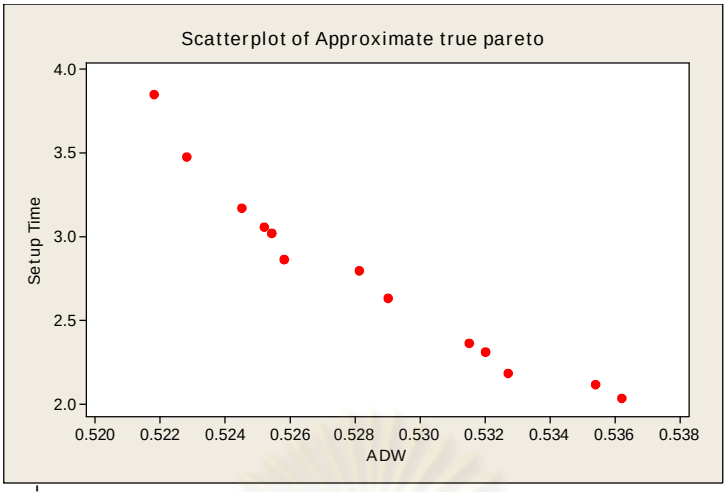
5) การเปรียบเทียบคำตอบแต่ละวิธีการ

ผลลัพธ์ของคำตอบที่เหมาะสมทั้งหมด ตามพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในแต่ละวิธีการอริทึมทั้ง 4 วิธีการ ดังรูปที่ 8.40



รูปที่ 8.40 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Set 1

แสดงการประมาณค่าคำตอบที่ได้ทั้ง 4 วิธีการที่ดีที่สุด หรือ Approximate true-Pareto Optimal Frontier ดังรูปที่ 8.41



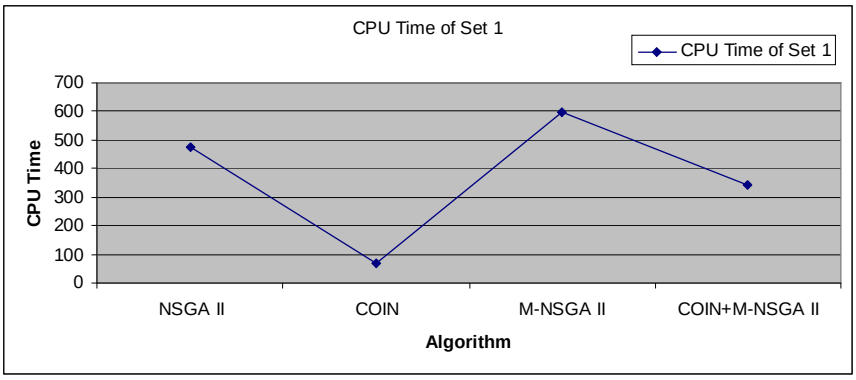
รูปที่ 8.41 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Set 1

ผลลัพธ์ของคำตอบทั้ง 4 วิธีการ จะนำมาเปรียบเทียบกับ Approximate true-Pareto Optimal Frontier เพื่อคำนวณหาตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ได้ผลดังตารางที่ 8.6

ตารางที่ 8.6 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Set 1

Performance Measurement	Algorithm			
	NSGA II	COIN	M-NSGA II	COIN+M-NSGA II
Convergence	1.0043	0.8925	0.4533	***0***
Spread	***0.4603***	0.7547	0.5283	0.5755
Ratio of solution	0	0	0	***1***

จากตารางที่ 8.6 พบว่าวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จะให้ได้ผลลัพธ์ของคำตอบในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) มีประสิทธิภาพดีกว่าทุกวิธีการ และเวลาในการคำนวณ (นาที) ดังรูปที่ 8.42



รูปที่ 8.42 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละอัลกอริทึม ของปัญหา Set 1

สรุปได้ว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการหาคำตอบมากที่สุดในปัญหา Set 1

8.1.7 กรณีปัญหาของ Set 2

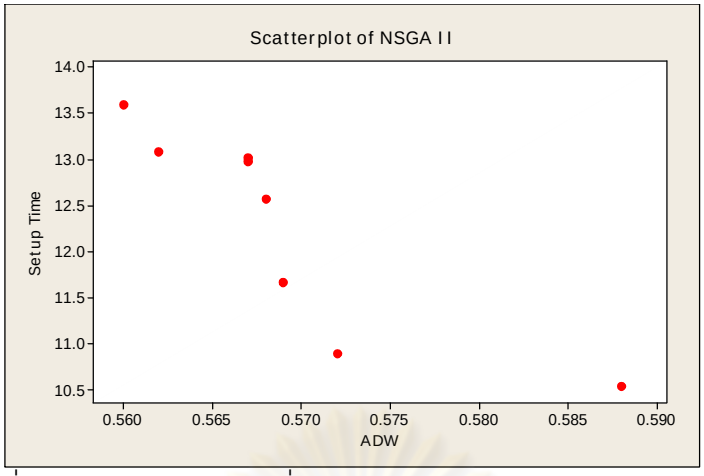
1) การทดลองนำวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Set 2 โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื้องต้น : 100
  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5
  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีเจนนาติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.43



รูปที่ 8.43 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Set 2 (x 10^4)

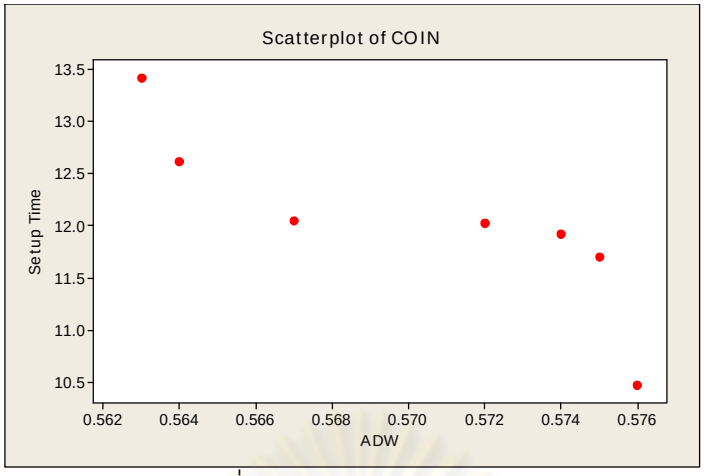
2) การทดลองนำวิธีการบรรจวบ มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Set 2 โดยใช้วิธีการบรรจวบ จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื่องต้น : 100
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100
  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.095

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีวิธีการบรรจวบ ได้ดังรูป 8.44

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 8.44 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ ของปัญหา Set 2 (x 10^4)

3) การทดลองนำวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Set 2 โดยใช้วิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื่องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

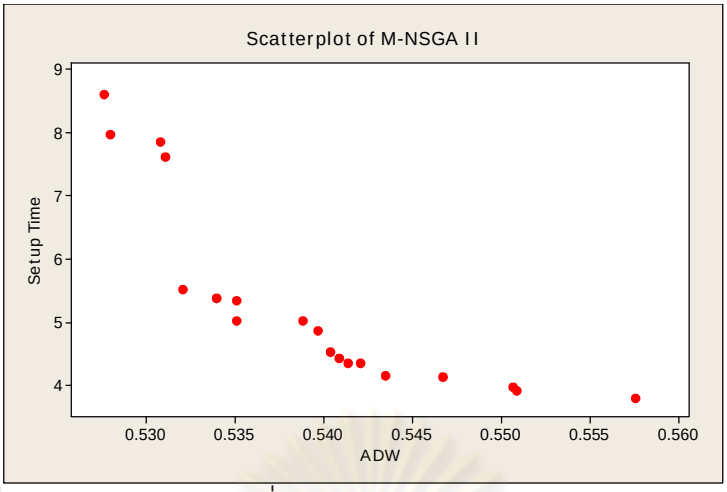
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรเบื้องต้น: วิธี 2-Opt

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 2-Opt

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.45



รูปที่ 8.45 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 2 (x 10^4)

4) **การทดลองนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II**

สำหรับปัญหาย่อย Set 2 โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

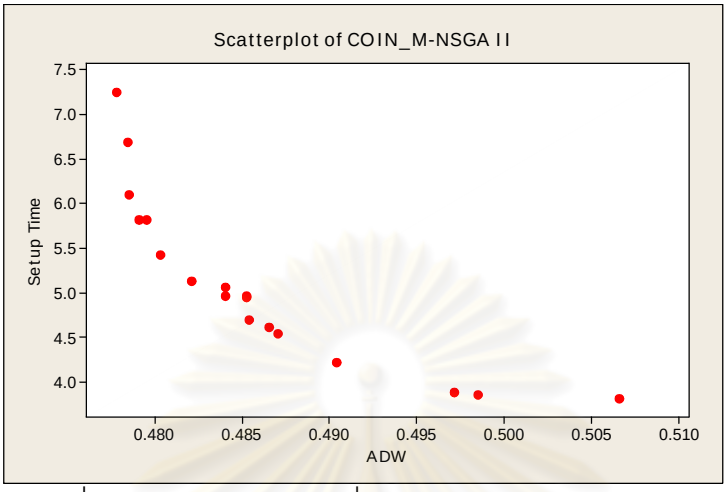
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.095

  จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA II: ร้อยละ 80 ของจำนวนเจนเนอเรชั่น

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี Insertion Procedure (IP)

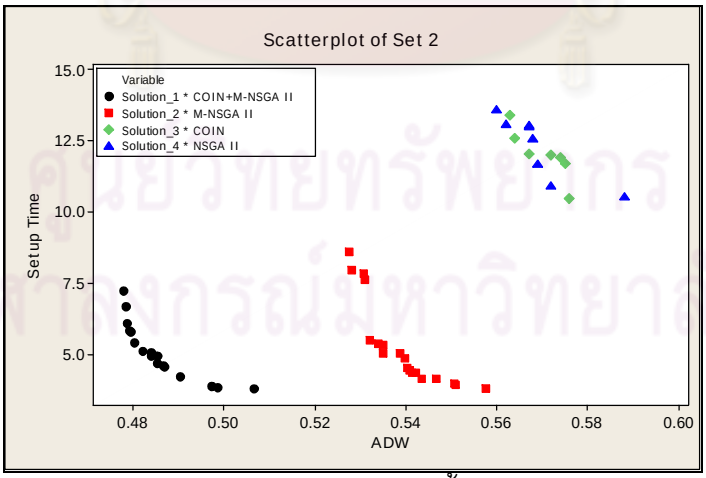
ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.46



รูปที่ 8.46 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 2 (x 10^4)

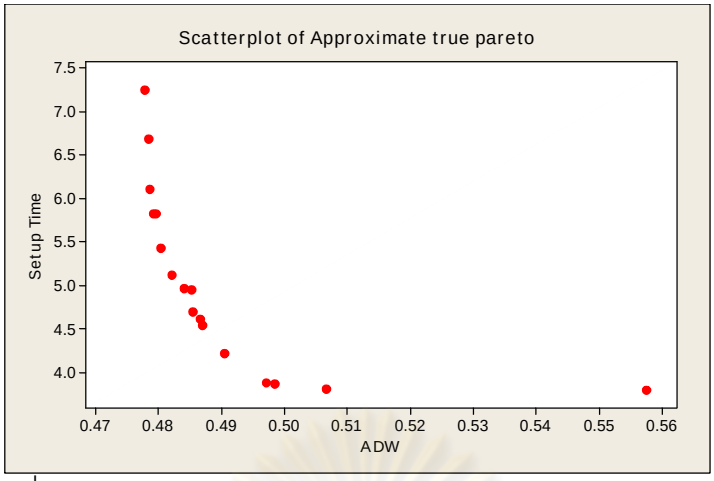
5) การเปรียบเทียบคำตอบแต่ละวิธีการ

ผลลัพธ์ของคำตอบที่เหมาะสมทั้งหมด ตามพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในแต่ละวิธีการอริทึมทั้ง 4 วิธีการ ดังรูปที่ 8.47



รูปที่ 8.47 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Set 2

แสดงการประมาณค่าคำตอบที่ได้ทั้ง 4 วิธีการที่ดีที่สุด หรือ Approximate true-Pareto Optimal Frontier ดังรูปที่ 8.48



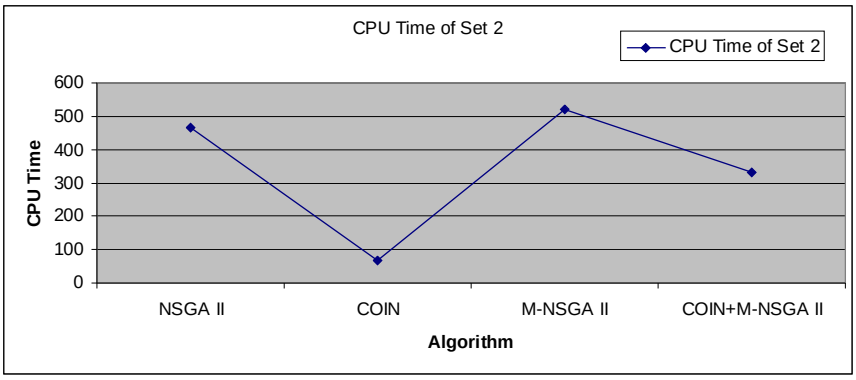
รูปที่ 8.48 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Set 2

ผลลัพธ์ของคำตอบทั้ง 4 วิธีการ จะนำมาเปรียบเทียบกับ Approximate true-Pareto Optimal Frontier เพื่อคำนวณหาตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ได้ผลดังตารางที่ 8.7

ตารางที่ 8.7 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Set 2

Performance Measurement	Algorithm			
	NSGA II	COIN	M-NSGA II	COIN+M-NSGA II
Convergence	0.9714	1.0576	0.5715	***0.0376***
Spread	0.6755	***0.5429***	0.7195	0.7292
Ratio of solution	0	0	0.0526	***0.8889***

จากตารางที่ 8.7 พบว่าวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จะให้ได้ผลลัพธ์ของคำตอบในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) มีประสิทธิภาพดีกว่าทุกวิธีการ และเวลาในการคำนวณ (นาที) ดังรูปที่ 8.49



รูปที่ 8.49 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละอัลกอริทึม ของปัญหา Set 2

สรุปได้ว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการหาคำตอบมากที่สุดในปัญหา Set 2

8.1.8 กรณีปัญหาของ Set 3

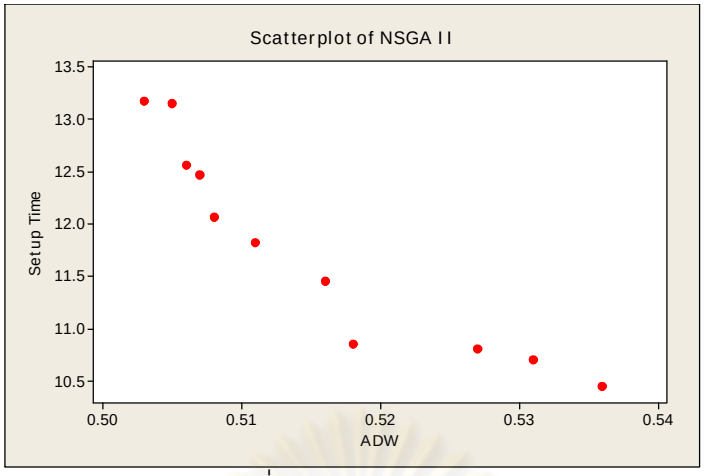
1) การทดลองนำวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Set 3 โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื้องต้น : 100
  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5
  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.50



รูปที่ 8.50 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Set 3 (x 10^4)

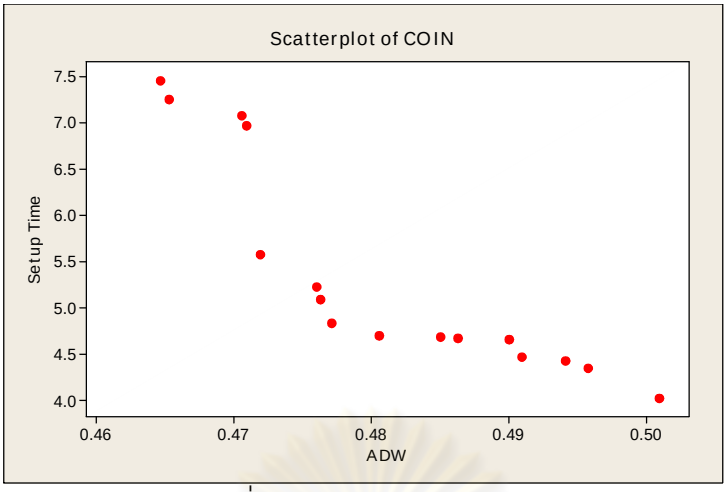
2) การทดลองนำวิธีการบรรจวบ มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Set 3 โดยใช้วิธีการบรรจวบ จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื่องต้น : 100
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100
  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.095

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีวิธีการบรรจวบ ได้ดังรูปที่ 8.51

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 8.51 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ ของปัญหา Set 3 (x 10^4)

3) การทดลองนำวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Set 3 โดยใช้วิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื่องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

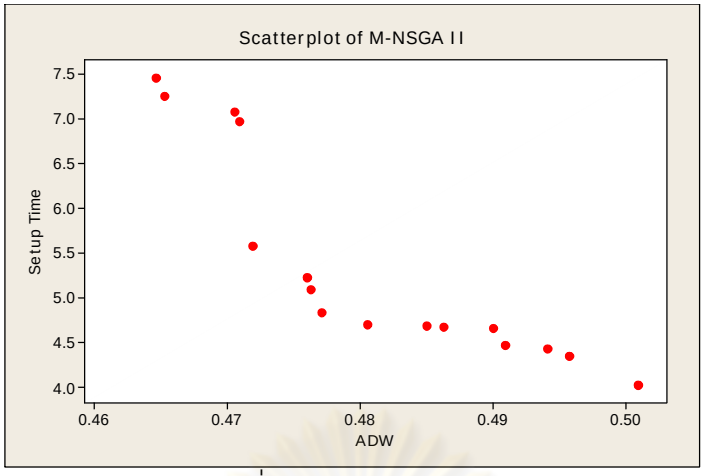
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรเบื้องต้น: วิธี Pairwise Interchange

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี Insertion Procedure

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.52



รูปที่ 8.52 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 3 (x 10^4)

4) **การทดลองนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II**

สำหรับปัญหาย่อย Set 3 โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื่องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

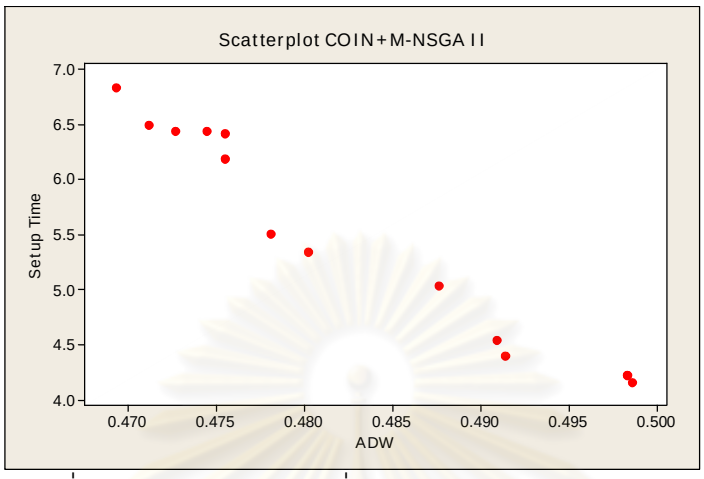
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.095

  จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA II: ร้อยละ 60 ของจำนวนเจนเนอเรชั่น

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 3-Opt

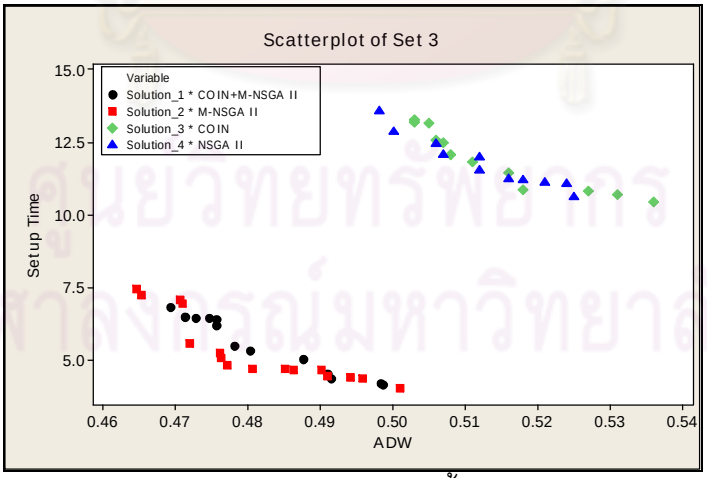
ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.53



รูปที่ 8.53 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Set 3 (x 10^4)

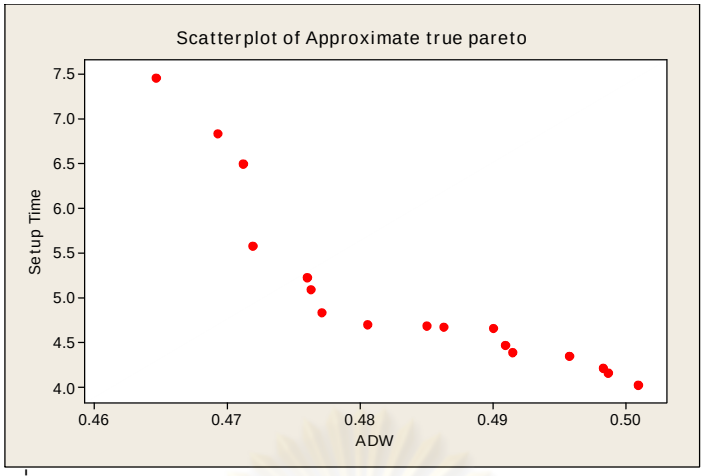
5) การเปรียบเทียบคำตอบแต่ละวิธีการ

ผลลัพธ์ของคำตอบที่เหมาะสมทั้งหมด ตามพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในแต่ละวิธีการทั้ง 4 วิธีการ ดังรูปที่ 8.54



รูปที่ 8.54 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Set 3

แสดงการประมาณค่าคำตอบที่ได้ทั้ง 4 วิธีการที่ดีที่สุด หรือ Approximate true-Pareto Optimal Frontier ดังรูปที่ 8.55



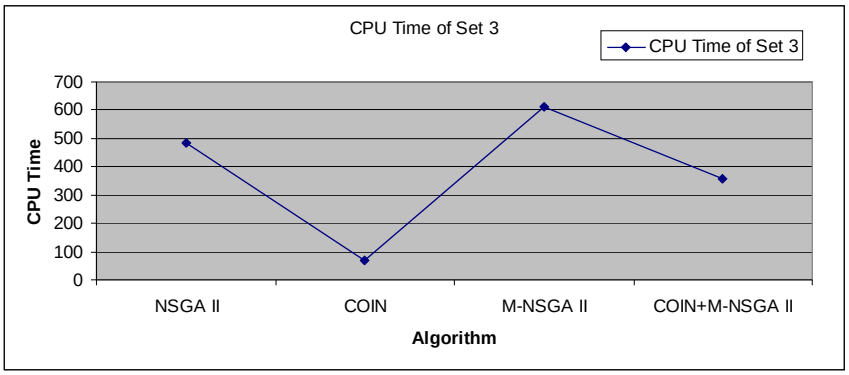
รูปที่ 8.55 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Set 3

ผลลัพธ์ของคำตอบทั้ง 4 วิธีการ จะนำมาเปรียบเทียบกับ Approximate true-Pareto Optimal Frontier เพื่อคำนวณหาตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ได้ผลดังตารางที่ 8.8

ตารางที่ 8.8 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Set 3

Performance Measurement	Algorithm			
	NSGA II	COIN	M-NSGA II	COIN+M-NSGA II
Convergence	0.8336	0.8043	***0.0212***	0.0889
Spread	***0.4216***	0.4967	0.6028	0.6703
Ratio of solution	0	0	***0.8125***	0.3846

จากตารางที่ 8.8 พบว่าเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จะให้ได้ผลลัพธ์ของคำตอบในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) มีประสิทธิภาพดีกว่าทุกวิธีการ และเวลาในการคำนวณ (นาที) ดังรูปที่ 8.56



รูปที่ 8.56 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา Set 3

สรุปได้ว่า เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการหาคำตอบมากที่สุด ในปัญหา Set 3 แต่ใช้เวลาในการคำนวณมากกว่าวิธีการอื่นอีกด้วย

8.1.9 กรณีปัญหาของ Garment

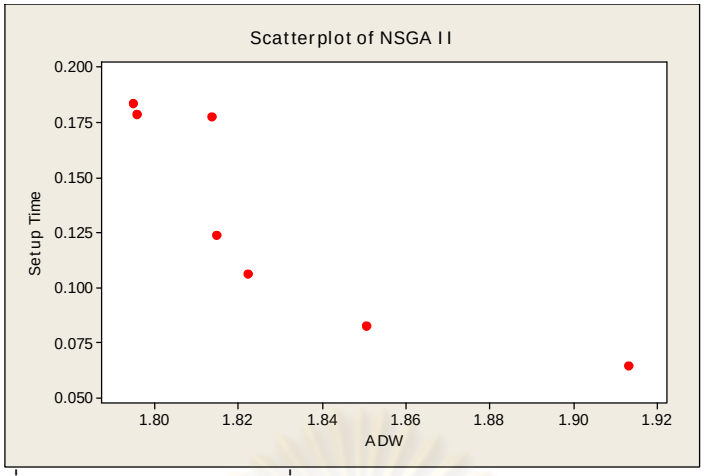
1) การทดลองนำวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Garment โดยใช้วิธีเจนนาติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื้องต้น : 100
  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5
  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีเจนนาติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.57



รูปที่ 8.57 แสดงผลคำตอบที่ได้จาก NSGA-II ของปัญหา Garment (x 10^4)

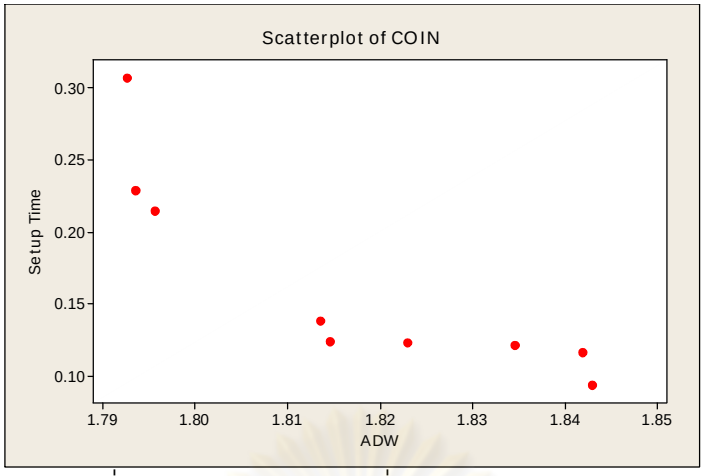
2) การทดลองนำวิธีการบรรจวบ มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Garment โดยใช้วิธีการบรรจวบ จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006)
  ประชากรเบื่องต้น : 100
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100
  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสองวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีวิธีการบรรจวบ ได้ดังรูป 8.58

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 8.58 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบ
ของปัญหา Garment (x 10^4)

3) การทดลองนำวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II มาแก้ปัญหา

สำหรับปัญหาย่อย Garment โดยใช้วิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า** (KIM, 2006) **และ**(Chutima, 2008)

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

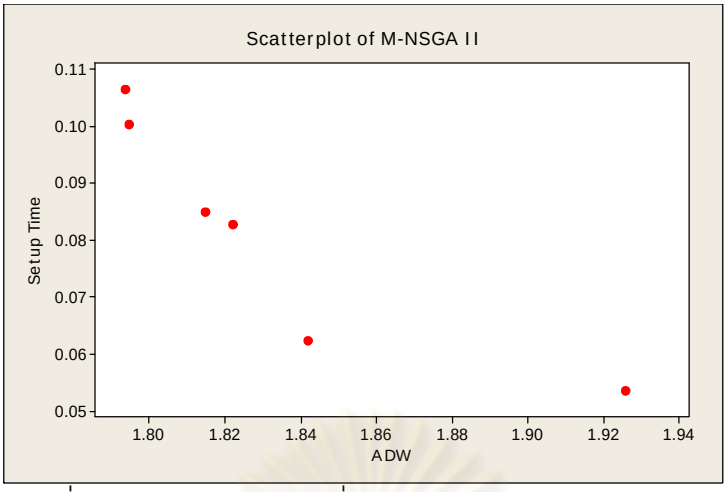
- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากรเบื้องต้น: วิธี 3-Opt

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี 2-Opt

ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูป 8.59



รูปที่ 8.59 แสดงผลคำตอบที่ได้จากเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Garment (x 10^4)

4) **การทดลองนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II**

สำหรับปัญหาย่อย Garment โดยใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II จะกำหนดพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องดังนี้คือ

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยก่อนหน้า (KIM, 2006) และ(Chutima, 2008)**

  ประชากรเบื้องต้น : 100

  ค่าความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ : 0.5

  ค่าความน่าจะเป็นมิวเตชั่น : 0.05

  ค่าความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ : 0.8

  วิธีการครอสโอเวอร์ : Mod OX

- **พารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากการทดลอง**

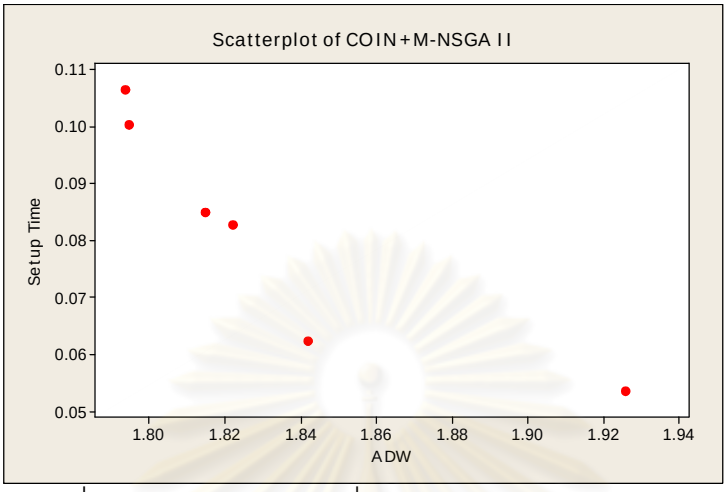
  จำนวนเจนเนอเรชั่น (Generation): Gen = 100

  ความน่าจะเป็นในการให้รางวัลและลงโทษ: 0.0925

  จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA II: ร้อยละ 60 ของจำนวนเจนเนอเรชั่น

  วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น: วิธี Insertion Procedure (IP)

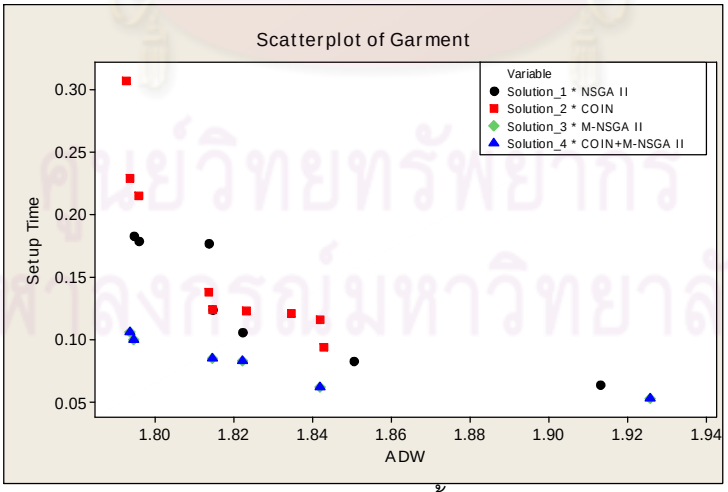
ผลลัพธ์ของคำตอบตามวัตถุประสงค์ทั้งสามวัตถุประสงค์ โดยใช้วิธีอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ได้ดังรูปที่ 8.60



รูปที่ 8.60 แสดงผลคำตอบที่ได้จากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ของปัญหา Garment (x 10^4)

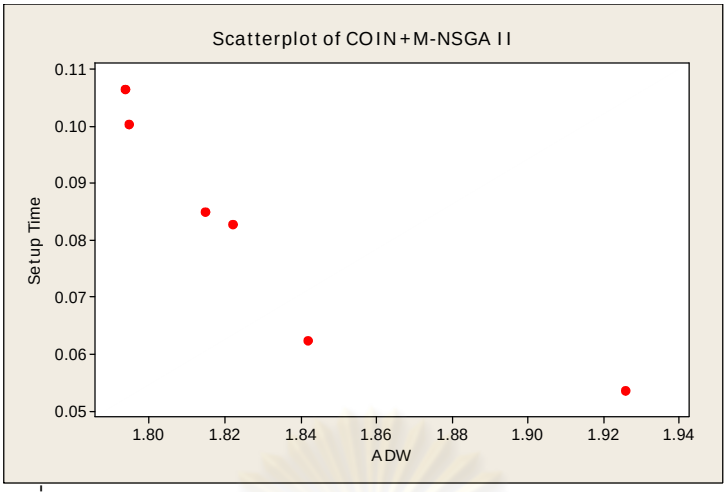
5) การเปรียบเทียบคำตอบแต่ละวิธีการ

ผลลัพธ์ของคำตอบที่เหมาะสมทั้งหมด ตามพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในแต่ละวิธีการอริทึมทั้ง 4 วิธีการ ดังรูปที่ 8.61



รูปที่ 8.61 แสดงการเปรียบเทียบผลคำตอบทั้ง 4 วิธีการในปัญหา Garment

แสดงการประมาณค่าคำตอบที่ได้ทั้ง 4 วิธีการที่ดีที่สุด หรือ Approximate true-Pareto Optimal Frontier ดังรูปที่ 8.62



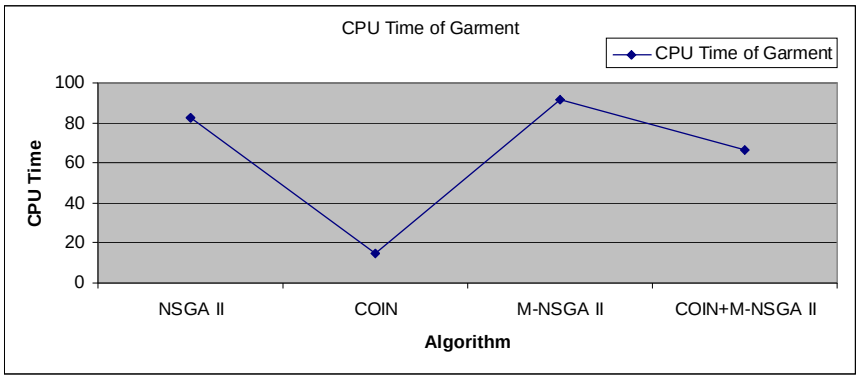
รูปที่ 8.62 แสดงค่า Approximate true-Pareto Optimal Frontier ในปัญหา Garment

ผลลัพธ์ของคำตอบทั้ง 4 วิธีการ จะนำมาเปรียบเทียบกับ Approximate true-Pareto Optimal Frontier เพื่อคำนวณหาตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) ได้ผลดังตารางที่ 8.9

ตารางที่ 8.9 แสดงค่า Performance Measurement ทั้ง 3 ด้าน เปรียบเทียบ 4 วิธีการของปัญหา Garment

Performance Measurement	Algorithm			
	NSGA II	COIN	M-NSGA II	COIN+M-NSGA II
Convergence	0.1768	0.204	***0.113***	***0.113***
Spread	0.6881	***0.6656***	0.7082	0.7082
Ratio of solution	0	0.1111	***1***	***1***

จากตารางที่ 8.9 พบว่าเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II และวิธีการบรรจบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จะให้ได้ผลลัพธ์ของคำตอบในด้านการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) เท่ากันและค่าตัวชี้วัดสมรรถนะดีที่สุดทั้งคู่ และเวลาในการคำนวณ (นาที) ดังรูปที่ 8.63



รูปที่ 8.63 เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละวิธีการ ของปัญหา Garment

จากรูปที่ 8.63 วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ใช้เวลาน้อยกว่า วิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II ดังนั้นสรุปได้ว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการหาคำตอบมากที่สุดในปัญหา Garment

8.2 **สรุปท้ายบท**

ในการใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหาย่อยทั้ง 9 ปัญหาย่อยนั้น ใช้ตัวชี้วัดสมรรถนะทั้งหมด 3 สมรรถนะ คือการลู่เข้าสู่กลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Convergence to the Pareto-optimal set) การกระจายของกลุ่มคำตอบที่หาได้ (Spread to the Pareto-optimal set) และอัตราส่วนของจำนวนกลุ่มคำตอบที่หาได้เทียบเท่ากับกลุ่มคำตอบที่แท้จริง (Ratio of Non-Dominated Solution) เป็นตัววัดสมรรถนะของคำตอบ ถ้าในกรณีที่ยังวัดประสิทธิภาพไม่ได้ทั้ง 3 ตัววัดสมรรถนะ จะใช้เวลาในการคำนวณในแต่ละอัลกอริทึมเพื่อเปรียบเทียบ จากผลการทดลองพบว่าวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมมีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาดีกว่าวิธีการอื่นๆ ทุกปัญหาย่อย ยกเว้นปัญหาย่อย Set 3 ซึ่งเมมเมติกอัลกอริทึมมีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาดีกว่า แต่อย่างไรก็ตามเมื่อดูทางด้านเวลาแล้ว วิธีการเมมเมติกอัลกอริทึมใช้เวลาในการคำนวณมากที่สุด และวิธีการบรรจวบใช้เวลาในการคำนวณน้อยที่สุด เมื่อเทียบกับวิธีการอื่นๆ ดังนั้นจึงสรุปได้ว่า วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมเป็นวิธีที่สามารถนำมาใช้แก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมได้อย่างมีประสิทธิภาพ

บทที่ 9

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะกล่าวถึงงานวิจัยทั้งหมดโดยสรุป ประกอบด้วย ลักษณะปัญหา การนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมมาประยุกต์ใช้ในการหาคำตอบของปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่ทำการผลิตผลิตภัณฑ์ผสมในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี ผลการทดสอบพารามิเตอร์ที่มีความเหมาะสมในการหาคำตอบ และผลการหาคำตอบด้วยวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ที่นำเสนอใหม่กับวิธีการที่มีสมรรถนะสูงในการหาคำตอบอย่าง เมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II วิธีการบรรจวบ และเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA II รวมถึงข้อจำกัดของโปรแกรมที่จัดทำขึ้นเพื่อใช้ในการหาคำตอบ และข้อเสนอแนะที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้ในตอนท้ายบท

9.1 สรุปงานวิจัย

งานวิจัยนี้ทำการศึกษาการประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II สำหรับการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม ภายใต้การทำงานแบบทันเวลาพอดี ซึ่งพิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่สอดคล้องกับการทำงานดังกล่าวคือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด และความผันแปรของภาระงานในสถานีงานน้อยที่สุด โดยนำเสนอวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ที่มีแนวคิดมาจาก วิธีการบรรจวบ (Combinatorial Optimization with Coindence: COIN) ซึ่งมีประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบที่รวดเร็ว เนื่องมาจากการจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันแล้วส่งผลให้สตริงคำตอบมีคำตอบที่ดีที่สุด และยังตัดทอนการจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันแล้วส่งผลให้สตริงคำตอบมีคำตอบที่ไม่ดี เพื่อไม่ให้เกิดขึ้นในเจนเนอเรชั่นถัดไป แต่เนื่องจากวิธีการบรรจวบยังมีข้อเสียอยู่ประการหนึ่งคือ การจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันที่ผิดพลาดจากการสุ่มหาลำดับผลิตภัณฑ์ตั้งแต่เริ่มต้น ทำให้มีลักษณะในการหาทิศทางคำตอบที่ไม่ดีเท่าที่ควรได้ และอีกประการหนึ่งคือคำตอบที่ได้ขาดการกระจายและความหลากหลายของคำตอบเมื่อเทียบกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II จึงทำให้มีแนวคิดในการที่จะใช้เมมเมติกอัลกอริทึมมาร่วมด้วยเพื่อที่จะกระจายคำตอบทำให้เกิดคำตอบที่หลากหลายมากขึ้น และยังช่วยป้องกันกรณีการจดจำลักษณะตำแหน่งของคู่ผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกันที่ผิดพลาดจากการสุ่มหาลำดับผลิตภัณฑ์ตั้งแต่เริ่มต้น เพราะในขั้นตอนของเมมเมติกอัลกอริทึมมีวิธีการ

ค้นหาเฉพาะที่ (Local Search) ช่วยในการดึงคำตอบที่ติดอยู่ในค่าคำตอบที่ดีที่สุดเฉพาะที่ (Local Optimal)ได้ และช่วยให้คำตอบมีการลู่เข้าสู่คำตอบที่เหมาะสม (Optimal Solution) มากขึ้น ดังนั้นจึงมีแนวคิดในการพัฒนาวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II

9.1.1 ลักษณะปัญหา

เป็นปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่ผลิตผลิตภัณฑ์ผสม ซึ่งเป็นปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์สำหรับผลิตภัณฑ์ตั้งแต่ 2 ชนิดขึ้นไป โดยผลิตภัณฑ์ต่างๆ จะเข้าสู่สายการประกอบปะปนกัน ไม่มีการแบ่งว่าต้องทำการผลิตชุดไหนก่อน การจัดลำดับผลิตภัณฑ์จะจัดเข้าเป็นกลุ่มตามสัดส่วนผลิตภัณฑ์ที่ทำการผลิต เพื่อตอบสนองความต้องการด้านความหลากหลายของรูปแบบผลิตภัณฑ์อย่างเหมาะสม และมีวัตถุประสงค์ของการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เพื่อให้มี เวลาปรับตั้งเครื่องจักรที่น้อยที่สุด และความผันแปรของภาระงานในสถานีงานน้อยที่สุด โดยในงานวิจัยนี้ได้ทำการแก้ปัญหาการทดลอง 4 กรณี ประกอบไปด้วยปัญหาจากงานวิจัยก่อนหน้า 3 กรณี (KIM, 2002), McMullen (2001a) และปัญหาจริงของอุตสาหกรรมผลิตเสื้อผ้าสำเร็จรูปตัวอย่าง โดยแต่ละปัญหาจะมีจำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ ความต้องการในการผลิต (Demand) แต่ละชนิดแตกต่างกัน แสดงดังตารางที่ 1.1

9.1.2 การประยุกต์ใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ในการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่ทำการผลิตผลิตภัณฑ์ผสม ในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี

สำหรับปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมต้องมีการเตรียมข้อมูลก่อนเข้าสู่กระบวนการดังนี้คือ เวลาทำงานรวมของแต่ละขั้นงาน จำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ และความต้องการในการผลิต (Demand) แต่ละชนิด

สำหรับวิธีการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ที่นำมาใช้ในการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่ทำการผลิตผลิตภัณฑ์ผสม มีขั้นตอนโดยสรุปคือ

- **การสร้างประชากรเบื้องต้น** จะเริ่มจากการสร้างตารางความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกลำดับผลิตภัณฑ์ที่อยู่ติดกัน คำตอบเบื้องต้นจำนวนหนึ่งจะถูกนำมาใส่รหัสโดยวิธีสุ่มเลือกจากตารางความน่าจะเป็น ให้กลายเป็นสตริงคำตอบเบื้องต้น สตริงคำตอบเบื้องต้นที่ได้ทั้งหมดจะเป็นคำตอบที่เป็นไปได้

- **การประเมินผล** สตริงคำตอบเบื้องต้นจะนำมาทำการประเมินผล จากวัตถุประสงค์ที่กำหนดคือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักร และความผันแปรของภาระงานในสถานีงาน

- **วิธีเชิงกลุ่มที่ดีที่สุด** เป็นการกำหนดค่าความแข็งแรงและความหนาแน่นให้กับสตริงคำตอบ จะใช้วิธี Non-dominated Sorting

- **วิธีกำหนดความหนาแน่นของประชากรคำตอบ** เป็นวิธีในการรักษาความหลากหลายให้กับสมาชิกคำตอบ หรือแบ่งปันค่าความแข็งแรง หรือกำหนดความหนาแน่น เพื่อทำให้เกิดกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดและป้องกันการเกิดคำตอบเกาะกลุ่มบริเวณใดบริเวณหนึ่ง จะใช้วิธีการเช่นเดียวกับเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II คือวิธีการ Crowding Distance

- **การคัดเลือกสตริงคำตอบ** การคัดเลือกสตริงคำตอบ (Selection String) เป็นการคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงสูงที่สุดหรือเป็นสตริงคำตอบที่ให้คำตอบที่ดีที่สุด (Good Solution) และเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงน้อยที่สุดหรือเป็นสตริงคำตอบที่ให้คำตอบที่ไม่ดี (Bad Solution) เพื่อไปทำการปรับปรุงตารางความน่าจะเป็นทั้งสองตารางโดยจะเลือกสตริงคำตอบ Rank ที่ 1 เป็นตัวแทนสตริงคำตอบที่ดีที่สุด และ Rank สุดท้าย เป็นตัวแทนสตริงคำตอบที่ไม่ดี

- **ปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นในตารางความน่าจะเป็น** สตริงคำตอบที่ถูกเลือกเป็นสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ดี (Good Solution) จะทำการให้รางวัล (Reward) กับคู่ลำดับของผลิตภัณฑ์ และสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ไม่ดี (Bad Solution) จะมีการลงโทษ (Punish) กับคู่ลำดับของผลิตภัณฑ์ ค่าความน่าจะเป็นในให้รางวัล (Reward) และลงโทษคู่ลำดับ (Punish) ในงานวิจัยนี้จะใช้ค่าเท่ากับ 0.0925 สำหรับปัญหาเล็ก (KIM, Arcus, Garment) และ 0.095 สำหรับปัญหาใหญ่ (Set)

- **การเก็บค่าที่ดีที่สุด** เป็นเทคนิคการเก็บค่าที่ดีที่สุดที่ทำการเก็บคำตอบที่เป็น Non-dominated Solution และทำการปรับปรุง(Update) สตริงคำตอบใหม่ในสถานที่เก็บคำตอบเท่ากับ *popsize* ตัว ด้วยการย้ายสตริงคำตอบที่ดีที่สุดตัวเดิมออกไป และเพิ่มสตริงคำตอบที่ดีที่สุดใหม่เข้ามา

- **หยุดกระบวนอัลกอริทึมการบรรจบ** เป็นการหยุดกระบวนการในส่วนการคำนวณโดยวิธีอัลกอริทึมการบรรจบและนำสตริงคำตอบที่ได้ส่งต่อกระบวนการเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II

- **การครอสโอเวอร์** การครอสโอเวอร์เป็นการแลกเปลี่ยนบางส่วนของสตริงคำตอบระหว่างสตริงคำตอบสองตัว สตริงจะถูกเลือกมาด้วยความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์เพื่อนำมาจับคู่และทำการครอสโอเวอร์ตามวิธี Mod OX

- **การมิวเตชั่น** เป็นการสับเปลี่ยนบางตำแหน่งภายในสตริงคำตอบตัวเดียวเพื่อป้องกันไม่ให้คำตอบติดอยู่ในค่า Local Optimal Solution วิธีมิวเตชั่นที่ใช้คือวิธี Reciprocal Exchange Mutation

- **การค้นหาเฉพาะที่** เป็นการใช้ในการปรับปรุงคุณภาพคำตอบ โดยงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการค้นหาเฉพาะที่ 4 วิธีคือ 1. Pairwise Interchange, 2. วิธี Insertion Procedure, 3. วิธี 2-OPT และวิธี 3-OPT ในการนำการค้นหาเฉพาะที่ ที่ใช้จะมีลักษณะการค้นหาและปรับปรุงคำตอบครั้งแรก (First Improvement) เพื่อช่วยลดเวลาในการคำนวณซึ่งถือว่าเป็นข้อด้อยของวิธีการค้นหาเฉพาะที่

- **จำนวนเจนเนอเรชั่นของการคำนวณ** M-NSGA II เป็นการกำหนดจำนวนรอบในการคำนวณในอัลกอริทึมเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ในงานวิจัยนี้จะมีจำนวนทั้งหมด 4 แบบคือ ร้อยละ 1. 20 รอบ 2. 40 รอบ 3. 60 รอบและ 4. 80 รอบของจำนวนเจนเนอเรชั่นในปัญหาการทดลอง

9.1.3 การทดสอบพารามิเตอร์

ในแต่ละวิธีการจะมีพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องหลายค่า จึงต้องทำการทดสอบพารามิเตอร์เพื่อพิจารณาว่าพารามิเตอร์ตัวใดที่เหมาะสมและส่งผลต่อประสิทธิภาพในการหาคำตอบของวิธีเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II และวิธีการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II การทดลองแบบ Full Factorial Design จำนวน 18 การทดลองตามขนาดของปัญหาตัวอย่างทั้ง 9 ปัญหาย่อย มีปัจจัยที่พิจารณาของวิธีการทั้ง 2 วิธีการทั้งหมดคือ วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการสร้างประชากร วิธีการค้นหาเฉพาะที่หลังการมิวเตชั่น จำนวนเจนเนอเรชั่น M-NSGA-II ซึ่งจำนวนทำซ้ำของการทดลองเท่ากับ 2

9.1.4 ผลการใช้อัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II แก้ปัญหาสายงานการประกอบลักษณะตัวยู ที่ทำการผลิตผลิตภัณฑ์ผสม

ในการแก้ปัญหาตัวอย่างทั้ง 9 ปัญหาย่อยดังกล่าว โดยอาศัยค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการวิเคราะห์ทุกวิธีการ สามารถสรุปได้ว่าวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมมีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาดีกว่าวิธีการอื่นๆทุกปัญหาย่อย ยกเว้นปัญหาย่อย Set 3 ซึ่งเมมเมติกอัลกอริทึมมีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาดีกว่า แต่อย่างไรก็ตามเมื่อดูทางด้านเวลาแล้ว วิธีการ

เมมเมติกอัลกอริทึมใช้เวลาในการคำนวณมากที่สุด และวิธีการบรรจวบใช้เวลาในการคำนวณน้อยที่สุด เมื่อเทียบกับวิธีการอื่นๆ

ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าวิธีอัลกอริทึมการบรรจวบรวมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA-II สามารถนำมาใช้ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบลักษณะตัวยู ในปัญหาดังกล่าวได้อย่างดีและมีประสิทธิภาพ และสามารถตอบคำถามเบื้องต้นในบทที่ 1 สามารถตอบคำถามทั้ง 3 หัวข้อ คือ

1. การประยุกต์ใช้การค้นหาเฉพาะที่เข้าไปใน NSGA II ที่เรียกว่า M-NSGA II มีประสิทธิภาพของคุณภาพคำตอบดีกว่า NSGA II และโดยวิธีการค้นหาเฉพาะที่ ที่เหมาะสมได้นำเสนอไปในบทที่ 8 -

2. วิธีการบรรจวบ II มีประสิทธิภาพของคุณภาพคำตอบดีกว่า NSGA II แต่ M-NSGA II มีประสิทธิภาพของคุณภาพคำตอบดีกว่าวิธีการบรรจวบ -

3. วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมแบบ M-NSGA II ที่ถูกพัฒนาขึ้นมาใหม่นี้มีประสิทธิภาพของคุณภาพคำตอบดีกว่า วิธีการบรรจวบเดิม, NSGA II และ M-NSGA II

9.1.5 **ข้อดีและข้อเสียของวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกแบบ M-NSGA II**

การใช้วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกแบบ M-NSGA II ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์บนสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่ทำการผลิตภัณฑ์ผสม มีข้อดีและข้อเสียดังนี้

- ข้อดี

1. สามารถให้กลุ่มคำตอบที่ดี และใช้เวลาในการค้นหาคำตอบไม่มากนักเมื่อเปรียบเทียบผลการหาคำตอบจากทุกวิธีการที่ใช้ในงานวิจัย

2. ลักษณะคำตอบที่ได้จากการจัดลำดับผลิตภัณฑ์จะมีคำตอบหลากหลาย ซึ่งสามารถตอบสนองกับความต้องการของผู้ตัดสินใจได้

- ข้อเสีย

1. เนื่องจากวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกแบบ M-NSGA II นั้นมีความไวต่อการเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์อย่างมาก ดังนั้นในการนำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกแบบ M-NSGA II ไปใช้ในการแก้ปัญหาการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมจริงนั้น ต้องมีการกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับปัญหาเสียก่อน โดยใช้วิธีการทดสอบและค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากงานวิจัยนี้เป็นแนวทาง

9.2 ข้อเสนอแนะ

1. ลักษณะปัญหาของงานวิจัยนี้ เป็นการจัดลำดับผลิตภัณฑ์เพื่อทำการประกอบซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อลดเวลาการรับตั้งเครื่องจักร และลดความผันแปรของภาระงานในสถานีงาน เพื่อตอบสนองกับการทำงานแบบทันเวลาพอดี แต่ในความเป็นจริงยังมีวัตถุประสงค์ในการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ในด้านต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการตอบสนองในระบบการทำงานแบบทันเวลาพอดี ดังนั้นในการนำโปรแกรมนี้ไปใช้จึงต้องมีเงื่อนไขต่างๆ กำหนดขึ้นเฉพาะวัตถุประสงค์ และสภาพแวดล้อมต่างๆที่พิจารณา
2. เนื่องจากในปัจจุบันสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมนั้นส่วนใหญ่จะมีการเคลื่อนย้ายผลิตภัณฑ์โดยใช้สายพานลำเลียง ดังนั้นจึงน่าจะมีการขยายขอบเขตในการทำ Line Balancing โดยมีการพิจารณาการจัดลำดับของผลิตภัณฑ์ (Model Sequencing) ควบคู่ไปด้วย
3. โปรแกรม MATLAB ที่ใช้ไม่สามารถสร้าง User Interface ที่ใช้งานได้ง่าย ดังนั้นอาจมีการพัฒนาโดยการใช้โปรแกรมอื่นสร้าง User Interface แล้วค่อยนำมาเชื่อมต่อกับโปรแกรม MATLAB ที่เขียนขึ้น
4. วิธีการบรรจวบยังมีข้อเสียในเรื่องการหลงทางในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสม ดังนั้นบางครั้งคำตอบที่ได้อาจจะไม่ใช่คำตอบที่เหมาะสมที่สุด เนื่องจากขึ้นอยู่กับการสุ่มเลือกโดยใช้ความน่าจะเป็น ซึ่งอาจจะมีวิธีที่เหมาะสมที่จะนำมาพัฒนารวมกับอัลกอริทึมการบรรจวบเพื่อไม่ให้เกิดการหลงทางในการค้นหาคำตอบ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายการอ้างอิง

ภาษาไทย

จงกล เอี่ยมมิ. การประยุกต์ใช้เจนเนติกอัลกอริทึมในการจัดสมดุลสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสม.วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต, ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2543

ปารเมศ ชุติมา. การออกแบบการทดลองทางวิศวกรรม. กรุงเทพ: สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2545

ปารเมศ ชุติมา. เทคนิคการจัดตารางการดำเนินงาน. กรุงเทพ: สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2546

เพ็ญพักตร์ ปิ่นกุมภีร์. การประยุกต์ใช้เมมเมติกอัลกอริทึมสำหรับปัญหาการจัดลำดับสายการประกอบแบบผลิตภัณฑ์ผสมที่มีหลายวัตถุประสงค์ในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2550

ภาษาอังกฤษ

Arcus, A.L. Comsoal: A computer method of sequencing operations for assembly lines. International. Journal of Production Research, 4, 4 (1996): 259-277.

Bard, J.F., Shtub, A., and Joshi, S.B. Sequencing mixed-model assembly lines to level parts usage and minimize the length, International. Journal of Production Research 32:2431-2454, 1994.

Bukchin, J., Dar-El, E.M. & Rubinovitz, J. Mixed model assembly line design in a make-to-order environment. Computers & Industrial Engineering, 41, 405-421, 2002.

Celano, G., Ficher, S., Grasso, V., La Commare, U. & Perrone, G. An evolutionary approach to multi- objective scheduling of mixed model assembly lines. Computers and Industrial Engineering 37 (1-2), 69-73, 1999.

Cheng, C.H., Miltenburg, J. & Motwani, J. The effect of straight- and u-shaped lines on quality. IEEE Transactions on Engineering Management, 47 (3), 321-334, 2000.

Chutima, P. & Pinkoompee, P. An investigation of local searches in memetic algorithms for multi-objective sequencing problems on mixed-model assembly linseed.

Proceedings of Computers and Industrial Engineering Beijing, China.

Coello, C.A., Coello, D.A. & Veldhuizen, G.B. Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems: Kluwer Academic Publishers, 2002.

Deb, K. Multi-objective optimization using evolutionary algorithms, 1st ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2001.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. & Meyarivan, T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga, 2002.

Fonseca, C.M. & Fleming, P.J. Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization. Proc. 5th Int. Conf. Genetic Algorithm, Univ. Illinois at Urbana

Ghinato, P., Fujii, S. & Morita, H. A basic approach to the multifunction workers assignment problem in u-shaped production lines. Proceedings of the 3rd International. Congress of Industrial Engineering, Gramado, Brazil, CD-ROM, October, 1997.

Gilkinson, J.C., Rabelo, L.C. & Bush, B.O. A real-world scheduling problem using genetic algorithms. 17th International. Conference on Computers and Industrial Engineering, 29, 177-181, 1995.

Goldberg, D.E. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning Reading, MA: Addison, 1989.

Goldberg, D.E. & Lingle, R. Year. Alleles, loci, and the TSP. Proceedings of the First International. Conference on Genetic Algorithms, 154

Hall, R.W. Zero Inventories. Homewood, IL: Dow Jones-Irwin, 1983.

Heike, G., Ramulu, M., Sorenson, E., Shanahan, P. & K. M. Mixed model assembly alternatives for low, 2001.

Horn, J., Nafpliotis, N. & Goldberg, D.E. Year. A niched pareto genetic for multi-objective optimization Proc. 1st IEEE Int. Conf. Evolutionary Computation, Orlando, FL, 82-87.

Hwang, R. and Katayama, H. A multi-decision genetic approach for workload balancing of mixed-model U-shaped assembly line systems, International. journal of production research: 1-26, 2007.

Hyun, C.J., Kim, Y. and Kim, Y.K. A genetic algorithm for multiple objective sequencing

problems in mixed model assembly lines, Computers and Operations Research 25:675–690, 1998.

Kara, Y. Line balancing and model sequencing to reduce work overload in mixed-model u-line production environments. Engineering Optimization, 40 (7), 669-684, 2008.

Kara, Y., Ozcan, U. & Peker, A. An approach for balancing and sequencing mixed-model jit u-lines. International. Journal of Advanced Manufacturing Technology, 32, 1218-1231, 2007a.

Kara, Y., Ozcan, U. & Peker, A. Balancing and sequencing mixed-model just-in-time u-lines with multiple objectives. Applied Mathematics and Computation, 184, 566-588. 2007b.

Kelner, V., Capitanescu, F. Leonard, O. & Wehenkel, L., A hybrid optimization technique coupling an evolutionary and a local search algorithm. Journal of Computational and Applied Mathematics, 215, 448-456, 2008.

Kim, Y.K., Hyun, C.J. & Kim, Y. Sequencing in mixed model assembly lines: A genetic algorithm approach. Computers & Operations Research, 23 (12), 1131-1145, 1996a.

Kim, Y.K., Kim, Y.J. & Kim, Y. Genetic algorithms for assembly line balancing with various objectives. Computers & Industrial Engineering, 30 (3), 397-409. 1996b.

Kim, Y.K., Kim, S.J. & Kim, J.Y. Balancing and sequencing mixed-model u-lines with a co-evolutionary algorithm. Production Planning and Control, 11 (8), 754-764, 2000.

Kim, Y.K., Kim, Y.J. & Kim, Y. An endosymbiotic evolutionary algorithm for the integration of balancing and sequencing in mixed-model u-lines. European Journal of Operational Research, 168, 838-852, 2006.

Konak, A., Coit, D.W. & Smith, A.E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial Reliability Engineering and System Safety, 91, 992-1007, 2006.

Kumar, R. & Singh, P.K. Pareto evolutionary algorithm hybridized with local search for biobjective TSP. Computational Intelligence (SCI), 75, 361-398, 2007.

Lu, H. & Yen, G. Rank-density-based multiobjective genetic algorithm and benchmark

test function study. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 7, 4 (203): 325-343.

Mansoor, E.M. Assembly line balancing -an improvement on the ranked positional weight technique. Journal of Industrial Engineering, 15 (2), 73-77, 1964.

Mansouri, S.A. A multi-objective genetic algorithm for mixed-model sequencing on JIT assembly lines, European Journal of Operational Research 167:696–716, 2005.

Martinez, U. and Duff, W.S. Proceeding of the 2004 systems and information engineering design symposium: 287-293, 2004.

McMullen, P.R., and Frazier, G.V. A simulated annealing approach to mixed-model sequencing with multiple objectives on a JIT line, IIE Transactions 32:679-686, 2000

McMullen, P.R. An efficient frontier approach to addressing JIT sequencing problems with setups via search heuristics, Computers and Industrial Engineering 41:335-353, 2000a.

McMullen, P.R. A Kohonen self-organizing map approach to addressing a multiple objective, mixed-model JIT sequencing problem, International. Journal of Production Economics72:59–71, 2000b.

McMullen, P.R. An ant colony optimization approach to addressing a JIT sequencing problem with multiple objectives, Artificial Intelligence in Engineering 15:309–317, 2000c.

Miltenburg, J. Balancing u-lines in a multiple u-line facility. European Journal of Operational Research, 109, 1-23, 1998.

Miltenburg, J. One-piece flow manufacturing on u-shaped production lines: A tutorial IIE Transactions, 33, 303-321, 2001a.

Miltenburg, J. U-shaped production lines: A review of theory and practice. International. Journal of Production Economics, 70, 201-214, 2001b.

Miltenburg, J. Balancing and scheduling mixed-model u-shaped production lines. International. Journal of Flexible Manufacturing Systems, 14 (2), 119-151, 2002.

Monden, Y. Toyota Production System, 2nd ed. Norcross, GA: Industrial Engineering Press, Inst. Ind. Eng, 1993.

Nakade, K. & Ohno, K. Stochastic analysis of a u-shaped production line with multiple

workers. Computers and Industrial Engineering, 3-4, 809-812, 1997.

Noorul Haq, A., Jayaprakash, J. & Rengarajan, K. A hybrid genetic algorithm approach to mixed-model assembly line balancing. International. Journal of Advanced Manufacturing Technology, 28 (337-341), 2006.

Ohno, K. & Nakade, K. Analysis and optimization of a u-shaped production line. Journal of the Operations Research Society of Japan, 40 (1), 90-104, 1997.

Ozcan, U. & Toklu, B. A new hybrid improvement heuristic approach to simple straight and u-type assembly line balancing problems. Journal of Intelligent Manufacturing, Online First, 2008.

Rahimi-Vahed, A.R., 2007. A hybrid multi-objective shuffled frog-leaping algorithm for a mixed-model assembly line sequencing problem. Computers & Industrial Engineering, 53, 642-666.

Rahim-Vahed, A.R., Rabbani, M. Tavakkoli-Moghaddam, R., Torabi, S.A. and Jolai, F. A multi-objective scatter search for a mixed-model assembly line sequencing problem, Advanced Engineering Informatics 21, 85-99, 2007.

Sarker, R., Liang, K.-H. & Newton, C. A new multiobjective evolutionary algorithm. European Journal of Operational Research 140, 12-23, 2002.

Sbalzarini, I.F., Muller, S. & Koumoutsakos, P. Multiobjective optimization using evolutionary algorithms. Proceedings of the Summer Program 2000, 63-74, 2000.

Sconberger, R.J. Japanese Manufacturing Techniques: Nine Hidden Lessons in Simplicity. New York: Free Press, 1982.

Srinivas, N. & Deb, K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. Evolutionary Computation, 2 (3), 221-248, 1994.

Tavakkoli-Moghaddam, R. and Rahim-Vahed, A.R. Multi-criteria sequencing problem for a mixed-model assembly line in a JIT production system, Applied Mathematics and Computation 181:1471–1481, 2006.

Thomopoulos, N.T. Line balancing-sequencing for mixed-model assembly. Management Science, 14 (2), B59-B75, 1967.

Thomopoulos, N.T. Mixed model line balancing with smoothed station assignments. Management Science, 16 (9), 593-603, 1970.

ภาคผนวก

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก

ปัญหา NP-hard

ปัญหา NP-hard คือปัญหาที่ใช้เวลาในการหาคำตอบยาวนานและเวลาในการหาคำตอบจะเพิ่มมากขึ้นเป็นแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลเมื่อขนาดของปัญหาเพิ่มขึ้น ซึ่งไม่เหมาะกับการหาคำตอบด้วยวิธีการแบบตรงไปตรงมาในทางปฏิบัติ และโดยทั่วไปแล้วจะใช้ฮิวริสติกในการแก้ปัญหาประเภทนี้เพื่อให้ได้คำตอบที่ดีถึงแม้ว่าจะไม่ใช่คำตอบที่ดีที่สุดก็ตาม

ลักษณะของปัญหาแบบ NP-hard จะอยู่ในรูปของ $f(\nu)$ (Time Complexity Function) ซึ่งเป็นฟังก์ชั่นที่ใช้แสดงถึงเวลาสูงสุดของปัญหาที่มีขนาด ν ตัวอย่างของเวลาในการคำนวณแสดงได้ดังตารางที่ ก.1 เช่น เวลาที่ใช้ในการคำนวณของรูปแบบปัญหาที่มีฟังก์ชั่น $f(\nu)=\nu$ โดยกำหนดให้ ν ขนาดเท่ากับ 10 และกำหนดให้เวลาที่ใช้ในการคำนวณในแต่ละขั้นตอนเท่ากับ 1 ไมโครวินาทีดังนั้นเวลาทั้งหมดที่ใช้ในการคำนวณทั้งหมดเท่ากับ 10 ไมโครวินาที (1x10) แต่ถ้าปัญหามีขนาดใหญ่ขึ้น เวลาที่ใช้ก็จะเพิ่มมากขึ้นเป็นแบบเส้นตรง แต่ถ้าปัญหาที่มีค่าของ $f(\nu)$ เป็น 2^ν 3^ν และ $\nu!$ เวลาที่ใช้จะเป็นแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล

ตารางที่ ก.1 เวลาในการคำนวณที่อยู่ในรูป Time Complexity Function โดยมีสมมติฐานว่าการคำนวณในแต่ละครั้งใช้เวลา 1 ไมโครวินาที

Time Complexity Function $f(\nu)$	ν					
	10	20	30	40	50	60
ν	0.00001 sec	0.00002 sec	0.00003 sec	0.00004 sec	0.00005 sec	0.00006 sec
ν^2	0.001 sec	0.0004 sec	0.0009 sec	0.0016 sec	0.0025 sec	0.0036 sec
ν^5	0.1 sec	3.2 sec	24.3 sec	1.7 min	5.2 min	13 min
ν^{10}	2.7 hr	118.5 days	18.7 yrs	3.3 centuries	30.9 centuries	192 centuries
2^ν	0.001 sec	1.0 sec	17.9 min	12.7 days	35.7 yrs	366 centuries
3^ν	0.59 sec	58 min	6.5 yrs	3855 centuries	$2*10^8$ centuries	$1.3*10^{13}$centuries
$\nu!$	3.6 sec	770 centuries	$8.4*10^{16}$yrs	$2.5*10^{32}$centuries	$9.6*10^{48}$centuries	$2.6*19^{66}$centuries

สมมติให้มีเครื่องคอมพิวเตอร์ที่มีความเร็วสูงกว่าเครื่องคอมพิวเตอร์จากตัวอย่างที่ผ่านมา 1,000 เท่า ถ้าปัญหาไม่มีความซับซ้อนมากนักและให้ระยะเวลาในการคำนวณเท่ากับเครื่องคอมพิวเตอร์จากปัญหาที่ผ่านมา ถ้าปัญหาที่มีฟังก์ชัน ν ก็สามารถทำให้เวลาในการคำนวณเร็วขึ้น 1,000 เท่า แต่ถ้าปัญหามีความซับซ้อนมากคอมพิวเตอร์ที่มีความเร็วสูงก็สามารถช่วยในการ

คำนวณได้เร็วขึ้นในระดับหนึ่ง เช่นปัญหาที่มีฟังก์ชั่นเป็น $\nu!$ เครื่องคอมพิวเตอร์ที่มีการคำนวณเร็วกว่า 1,000 เท่า ช่วยให้การคำนวณได้เร็วขึ้นเล็กน้อย ดังตัวอย่างในตารางที่ ก.2

ตารางที่ ก.2 ขนาดของปัญหาในการคำนวณของคอมพิวเตอร์ที่มีความเร็วสูงกว่า 1000 เท่า

Time Complexity Function	ขนาดของปัญหาที่ถูกแก้	
	คอมพิวเตอร์ธรรมดา	คอมพิวเตอร์ที่มีความเร็วสูงกว่า 1000 เท่า
ν	ν_1	$1000\nu_1$
ν^2	ν_2	$32.62\nu_2$
ν^5	ν_3	$3.98\nu_3$
ν^{10}	ν_4	$1.99\nu_4$
2^ν	ν_5	ν_5+10
3^ν	ν_6	ν_6+3
$\nu!$	ν_7	$\nu_7+3 \quad \nu_7 \leq 10$
		$\nu_7+2 \quad 10<\nu_7 \leq 30$
		$\nu_7+1 \quad 30 \leq \nu_7 \leq 1000$

ปัญหา NP-hard เป็นปัญหาที่ใช้ระยะเวลาในการหาคำตอบยาวนาน ดังนั้นการหาคำตอบด้วยวิธีการแบบตรงไปตรงมาจึงเป็นไปได้ลำบาก และถึงแม้จะมีเครื่องคอมพิวเตอร์ที่มีความเร็วสูงมาช่วยในการคำนวณก็สามารถช่วยได้ในระดับหนึ่ง วิธีการหาคำตอบของปัญหารูปแบบนี้ได้แก่การใช้ฮิวริสติก หรือ อัลกอลิทึมต่างๆมาช่วยใช้ในการหาคำตอบ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ข

รายละเอียดของปัญหาตัวอย่าง

1. ปัญหาที่นำมาคำนวณในงานวิจัย

งานวิจัยนี้ได้มีการศึกษา การจัดลำดับผลิตภัณฑ์ผสมในระบบผลิตแบบทันเวลาพอดี โดยใช้ปัญหาในการทดลองทั้งหมด 5 ปัญหา ซึ่งเป็นปัญหาดียวกันกับงานวิจัยของ KIM (2002), McMullen (2001a), บริษัทตัวอย่าง ซึ่งมีรายละอียดดังต่อไปนี้

1.1 ปัญหาการทดลองที่ 1 (KIM, 2002) ดังตารางที่ ข.1

ตารางที่ ข.1 ปัญหาการทดลองที่ 1 (KIM, 2002) ของ KIM

ปัญหา การทดลอง	จำนวนขั้นตอน งาน	จำนวนชนิด ผลิตภัณฑ์	จำนวน สถานีงาน	สัดส่วน ผลิตภัณฑ์
Kim 3	61	4	6	6 4 2 1
Kim 5	61	4	12	1 3 4 5

และแสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ดังตารางที่ ข.2

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ข.2 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ของปัญหา KIM

ขั้นงาน	เวลาขั้นงานของผลิตภัณฑ์(นาที)			ขั้นงานที่ทำถัดไป
	A	B	C	
1	0.1	0	0.1	6,7
2	1.2	1.2	1.2	7,8,9
3	0	0.4	0.4	9,10,16
4	0.4	0	0	11
5	0.2	0.2	0.2	11
6	0.2	0	0	20
7	0.6	0.6	0.6	12
8	0	0.5	0.5	12
9	0.4	0.4	0.4	15
10	0	0	0.2	20
11	0.3	0.3	0.3	13,14,16
12	0.5	0.5	0.5	15
13	0.1	0	0.1	17
14	0.2	0.2	0.2	18,19
15	1.5	1	1.5	20
16	0	0.1	0	20
17	0.5	0.5	0	19
18	0.5	0.5	0.5	-
19	0.4	0.4	0	-

และแสดงสายการประกอบที่มีการจัดสมดุลแล้วโดยเป็นสายการประกอบเดียวกันกับงานวิจัยของ Yakup Kara (2008) ดังตารางที่ ข.3

ตารางที่ ข.3 สายการประกอบที่มีการจัดสมดุลของปัญหา KIM

Workstation		1	2	3
Task (s)	{SFj}	{4,35,36,39}	{18,19,28,29,30,31,37}	{5,20,32,40}
	{SBj}	{12,16,17,57,58,61}	{8,9,15,56}	{10,11,59,60}
Workstation		4	5	6
Task (s)	{SFj}	{24,25,38,41,42,43}	{1,2,26,33,34,44,45,47,48,51}	{3,6,7,13,21,22,23,27,46,49,52}
	{SBj}	{50,53,54,55}	{14}	{Ø}

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

407

1.2 ปัญหาการทดลองที่ 2 (KIM, 2002) ดังตารางที่ ข.4

ตารางที่ ข.4 ปัญหาการทดลองที่ 2 (KIM, 2002) ของ Arcus

ปัญหาการทดลอง	จำนวนขั้นตอนงาน	จำนวนชนิดผลิตภัณฑ์	จำนวนสถานีงาน	สัดส่วนผลิตภัณฑ์
Arcus 3	111	5	12	1 2 4 5 8
Arcus 8	111	5	15	1 4 8 3 1
Arcus 10	111	5	27	5 3 2 1 1

และแสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ดังตารางที่ ข.5

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ข.5 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ของปัญหา Arcus

ขั้นงาน	เวลาขั้นงานของผลิตภัณฑ์(นาที)			
	A	B	C	D
1	1.2	0.5	1.6	1.6
2	2.5	0	3	0
3	0	2.6	1.6	1.6
4	0.7	0	0	2
5	1.4	1.9	3.4	2.4
6	1.8	0.9	0	0
7	0	0.7	2.7	1.7
8	0	1.5	0.5	2.5
9	1.5	0	0.6	0.6
10	1.5	0.9	0	1.8
11	0	1.1	2.9	2.9
12	1.1	0	3	3
13	2.5	1.7	0.6	1.7
14	0.9	0	1.5	1.5
15	1	2.5	0.7	2.5
16	2.6	1.5	1.3	2.6
17	1.8	0.5	0	0.5
18	1.8	0.5	0	0.5
19	1.1	1.2	1.2	1.2
20	1.4	2.4	3.3	2.3
21	0	0.4	0.6	1.6
22	2.2	3.1	0.9	2.9
23	3.3	2.3	3	2
24	2.3	3.2	3	2
25	2.5	0	2.7	2.7

ตารางที่ ข.5 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ของปัญหา Arcus (ต่อ)

ขั้นงาน	เวลาขั้นงานของผลิตภัณฑ์(นาที)			
	A	B	C	D
26	3.2	0.8	0.8	0
27	1.4	1	2	2
28	0	1.3	2.3	2.3
29	1.8	0	1.9	0
30	3	1.2	1.4	1.4
31	1.2	2.3	2.8	2.8
32	2.1	1.3	1.1	2.1
33	0	2	0.8	2.8
34	1.2	0	2.2	1.2
35	0.8	0	2.5	0.8
36	1.2	0	2	0
37	0	1.8	1.6	1.6
38	1.3	3.1	1.4	1.3
39	2.5	1.6	3.3	3.3
40	2.5	1.8	1.2	1.2
41	0.8	0.6	1.8	0
42	0.4	1.6	1.2	1.2
43	1.4	0.8	3.2	3.2
44	0.4	2	0	0
45	0	2.6	0.7	2.7
46	2.6	0	1.8	2.6
47	0.7	2.1	1.2	0.4
48	1.1	0.9	3.2	3.2
49	0	0.8	0	0
50	0.7	0.5	1.5	1.5
51	2.1	2.9	0.3	0.3

ตารางที่ ข.5 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ของปัญหา Arcus (ต่อ)

ขั้นงาน	เวลาขั้นงานของผลิตภัณฑ์(นาที)			
	A	B	C	D
52	0	0	0.9	0.9
53	1.5	0	3.1	3.1
54	0.5	0.9	0.7	0.7
55	1.6	1.5	0	0
56	2.6	0	1.8	1.8
57	0.8	2.1	2.9	1.9
58	2.2	0.7	0	3
59	1.5	1.3	3.2	3.2
60	3.3	2.9	0.9	1.9
61	0	2.6	0.7	2.7

และแสดงสายการประกอบที่มีการจัดสมดุลแล้วโดยเป็นสายการประกอบเดียวกันกับงานวิจัยของ Yakup Kara (2008) ดังตารางที่ ข.6

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ข.6 สายการประกอบที่มีการจัดสมดุลของปัญหา Arcus

Workstation		1	2	3	4	5	6
Task (s)	{SFj}	{1,2,3,4,6,9, 10,11,12,13}	{14,15,17,19,21, 23,24,28,30}	{25,32}	{8,34,42}	{22,47,55,56}	{16,18,20,27,31,35,36,38,43, 44,46,48,49,53,59,62,64}
	{SBj}	{Ø}	{51,52,107,109,111}	{39,40}	{Ø}	{66,100,104}	{45,85,103,106,108,110}
Workstation		7	8	9	10	11	12
Task (s)	{SFj}	{5,41,58,61,63,72}	{29,33,37,50,54,57,69,70,71,74}	{73,75,76,77,78}	{7,60,67,80,81,83,84,87,90}	{91,92,93,94,95}	{26,65,79,82,86,88, 89,96,99,101,105}
	{SBj}	{Ø}	{98,102}	{68}	{97}	{Ø}	{Ø}

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

1.3 ปัญหาการทดลองที่ 3 (McMullen (2001a)) ดังตารางที่ ข.7

ตารางที่ ข.7 ปัญหาการทดลองที่ 3 (KIM, 2002) ของ Set

ปัญหาการทดลอง	จำนวนขั้นตอนงาน	จำนวนชนิดผลิตภัณฑ์	จำนวนสถานีงาน	สัดส่วนผลิตภัณฑ์
Set 1	61	15	6	20 20 15 15 10 6 6 1 1 1 1 1 1 1 1
Set 2	61	15	6	15 15 10 10 10 10 10 10 4 1 1 1 1 1 1
Set 3	61	15	6	7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 6 6 6 6 6

และแสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ดังตารางที่ ข.2

และแสดงสายการประกอบที่มีการจัดสมดุลแล้วโดยเป็นสายการประกอบเดียวกันกับงานวิจัยของ Yakup Kara (2008) ดังตารางที่ ข.3

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

1.4 ปัญหาการทดลองที่ 4 (บริษัทตัวอย่าง) ดังตารางที่ ข.8

ตารางที่ ข.8 ปัญหาการทดลองที่ 4 (บริษัทไทยคาเนตะ จำกัด) ของ Garment

ปัญหา การทดลอง	จำนวนขั้นตอน งาน	จำนวนชนิด ผลิตภัณฑ์	จำนวน สถานีงาน	สัดส่วน ผลิตภัณฑ์
Garment	36	3	5	10 6 5

และแสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ดังตารางที่ ข.9

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ข.9 แสดงเวลาในการประกอบและขั้นงานประกอบแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ของปัญหา Garment

ขั้นงาน	เวลาขั้นงานของผลิตภัณฑ์(วินาที)			ขั้นงานที่ทำถัดไป
	A	B	C	
1	0	125	0	2
2	0	0	135	3
3	3,948	2,820	1,692	27
4	4,340	0	0	25
5	0	3,900	0	25
6	0	0	186	7
7	0	0	2,817	25
8	2,338	1,670	1,002	22
9	0	0	1,140	10
10	1,463	1,045	627	11
11	1,316	940	564	14
12	1,330	950	0	14
13	0	0	672	14
14	1,323	945	567	20
15	1,106	790	474	16,17,18
16	0	0	225	19
17	322	0	0	19
18	0	480	0	19
19	917	655	393	21
20	1,799	1,285	771	21
21	1,120	800	0	22
22	896	1,120	480	23
23	588	420	672	24
24	2,996	2,140	252	25

และแสดงสายการประกอบที่มีการจัดสมดุลแล้วโดยเป็นสายการประกอบเดียวกันกับงานวิจัยของบริษัทตัวอย่าง ดังตารางที่ ข.10

ตารางที่ ข.10 สายการประกอบที่มีการจัดสมดุลของปัญหา Garment

Workstation		1	2	3
Task (s)	{SFj}	{Ø}	{12, 8}	{7,5,24,25,26,27,28}
	{SBj}	{32,33,34,35,36}	{29,30,31}	{Ø}
Workstation		4	5	
Task (s)	{SFj}	{4,20,15,17,18,16,19,21,22,23}	{1,9,10,11,13,14,6,2,3}	
	{SBj}	{Ø}	{Ø}	

2. การเจนเนอเรทเวลาการปรับตั้งเครื่องจักรที่ใช้ในปัญหาการทดลอง

เวลาการปรับตั้งเครื่องจักรที่ถูกเจนเนอเรทด้วยการแจกแจงสม่ำเสมอ U[0,100] (France และคณะ, 2001) เนื่องจากการเจนเนอเรทเวลาปรับตั้งเครื่องจักรเป็นข้อมูลนำเข้าที่มีผลต่อผลลัพธ์ของคำตอบที่ได้ ดังนั้นจึงต้องวัดความหลากหลายของข้อมูลก่อนนำไปใช้ด้วยสัมประสิทธ์ความผันแปร (Coefficient of variation: CV) และ CV ที่เหมาะสมคือ 1/3 (Lee และคณะ, 1997) สามารถคำนวณได้ดังสมการ

$$CV = \frac{\mathrm{var}(s)}{\bar{s}^2} \tag{5.3}$$

โดยที่ s คือเวลาปรับตั้งเครื่องจักร

Var(s) คือความแปรปรสนของเวลาปรับตั้งเครื่องจักร

$\bar{s}$ คือเวลาเฉลี่ยในการปรับตั้งเครื่องจักร

2.1 กรณีการทดลองปัญหาการทดลองมีจำนวนผลิตภัณฑ์ 3 ชนิด

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ข.11 เวลาปรับตั้งเครื่องจักร (วินาที) ในกรณีชนิดผลิตภัณฑ์ 3 ชนิด

ชนิดผลิตภัณฑ์	A	B	C
A	0	29.7456	40.0419
B	35.7994	0	37.6457
C	36.7016	35.8559	0

2.2 กรณีการทดลองปัญหาการทดลองมีจำนวนผลิตภัณฑ์ 4 ชนิด

ตารางที่ ข.12 เวลาปรับตั้งเครื่องจักร (วินาที) ในกรณีชนิดผลิตภัณฑ์ 4 ชนิด

ชนิดผลิตภัณฑ์	A	B	C	D
A	0	29.7456	40.0419	42.4393
B	35.7994	0	37.6457	37.2247
C	36.7016	35.8559	0	35.6402
D	40.7456	36.0809	40.6797	0

2.3 กรณีการทดลองปัญหาการทดลองมีจำนวนผลิตภัณฑ์ 5 ชนิด

ตารางที่ ข.13 เวลาปรับตั้งเครื่องจักร (วินาที) ในกรณีชนิดผลิตภัณฑ์ 4 ชนิด

ชนิด ผลิตภัณฑ์	A	B	C	D	E
A	0	29.7456	40.0419	42.4393	15.7297
B	35.7994	0	37.6457	37.2247	47.3552
C	36.7016	35.8559	0	35.6402	26.7585
D	40.7456	36.0809	40.6797	0	35.0978
E	24.8725	37.7369	45.1726	16.8662	0

2.3 กรณีการทดลองปัญหาการทดลองมีจำนวนผลิตภัณฑ์ 15 ชนิด

ตารางที่ ข.14 เวลาปรับตั้งเครื่องจักร (วินาที) ในกรณีชนิดผลิตภัณฑ์ 4 ชนิด

ชนิดผลิตภัณฑ์	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
A	0.0	29.7	40.0	42.4	15.7	47.8	26.8	10.3	18.6	14.6	12.3	47.3	23.6	3.2	16.8
B	35.8	0.0	37.6	37.2	47.4	45.4	30.6	24.6	18.7	36.4	4.8	44.6	40.9	8.5	39.4
C	36.7	35.9	0.0	35.6	26.8	6.8	12.1	1.9	20.5	37.8	22.0	28.9	48.1	30.1	20.4
D	40.7	36.1	40.7	0.0	35.1	48.0	33.9	17.3	24.8	20.4	40.0	19.1	15.7	39.5	24.6
E	24.9	37.7	45.2	16.9	0.0	36.8	32.4	3.1	35.5	45.1	44.2	15.0	48.3	24.9	30.7
F	46.9	7.1	40.9	43.6	38.6	0.0	37.5	12.9	40.8	21.6	24.4	4.5	47.5	11.9	49.1
G	20.3	16.8	28.7	11.7	38.8	34.6	0.0	27.4	41.4	29.3	13.6	40.4	27.1	47.9	1.1
H	47.6	31.1	21.8	18.0	5.3	25.0	31.1	0.0	40.8	13.1	49.6	8.3	43.3	5.0	37.0
I	47.1	48.0	35.7	9.8	22.1	34.6	12.1	7.8	0.0	7.6	32.9	20.4	33.8	43.7	39.8
J	24.9	18.9	32.2	42.5	49.8	15.6	8.8	31.3	42.7	0.0	27.8	26.8	18.2	33.1	38.3
K	12.0	29.5	18.4	3.1	27.2	44.4	41.8	37.3	31.9	46.4	0.0	18.2	20.0	1.2	45.1
L	23.5	42.1	22.1	16.8	24.7	49.2	12.0	14.9	5.3	47.4	12.6	0.0	48.3	13.3	7.7
M	20.0	32.9	12.8	26.4	33.5	28.0	43.3	13.3	16.7	20.9	27.4	19.7	0.0	25.5	18.4
N	11.6	20.0	39.2	24.9	8.3	1.5	32.4	28.9	20.3	3.7	16.2	42.9	40.4	0.0	33.0
O	8.3	45.5	0.1	21.8	32.7	11.9	46.5	45.0	12.9	36.0	44.6	20.7	39.6	35.8	0.0

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

418

ภาคผนวก ค

ผลการวิเคราะห์การทดลอง

ผลจากการวิเคราะห์ผลโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ MATLAB Version 7.0 จาก คอมพิวเตอร์ CPU 1.83 GHz./1.99 GB of RAM

วิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II (NSGA-II)

ตารางที่ ค.1 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเจนเนติกอัลกอริทึมแบบ NSGA-II

ลำดับผลการทดลอง	ขนาดปัญหา (ชั้นงาน)	Convergence to the Pareto-optimal set	Spread to the Pareto-optimal set	Ratio of Non-Dominated Solution
1	KIM 3	พารามิเตอร์จากงานวิจัยก่อนหน้าจึงไม่ต้องทำการทดลอง		
2	KIM 5			
3	Arcus 3			
4	Arcus 8			
5	Arcus 10			
6	Set 1			
7	Set 2			
8	Set 3			
9	Garment			

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิธีการบรรจวบ

ารางที่ ค.2 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีการบรรจวบ (COIN)

ำดับผลการทดลอง	ปัญหา	Convergence to the Pareto-optimal set	Spread to the Pareto-optimal set	Ratio of Non-Dominated Solution
10	KIM 3	ผลพารามิเตอร์ได้ทำการทดลองในบทที่ 7		
11	KIM 5			
12	Arcus 3			
13	Arcus 8			
14	Arcus 10			
15	Set 1			
16	Set 2			
17	Set 3			
18	Garment			

วิธีการเมมเมติกอัลกอริทึม (M-NSGA-II)

ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
19	KIM 3	IP	IP	0.0979	0.3601
20	KIM 3	IP	PI	0	0.3601
21	KIM 3	IP	2-Opt	0.1184	0
22	KIM 3	IP	3-Opt	0.0744	0.3601
23	KIM 3	PI	IP	0.1192	0.2368
24	KIM 3	PI	PI	0	0.1166
25	KIM 3	PI	2-Opt	0.0333	0.0672
26	KIM 3	PI	3-Opt	0.1478	0.3601
27	KIM 3	2-Opt	IP	0.1535	0.1078
28	KIM 3	2-Opt	PI	0	0.2368
29	KIM 3	2-Opt	2-Opt	0	0.0773
30	KIM 3	2-Opt	3-Opt	0	0.0773

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
31	KIM 3	3-Opt	IP	0.2916	0.1091

ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set (ต่อ)

ลำดับผลการทดลอง	ขนาดปัญหา (ชิ้นงาน)	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
32	KIM 3	3-Opt	PI	0.0773	0
33	KIM 3	3-Opt	2-Opt	0	0.2368
34	KIM 3	3-Opt	3-Opt	0.2368	0.0307
35	KIM 5	IP	IP	0.7745	0.7745
36	KIM 5	IP	PI	0.7569	0.7569
37	KIM 5	IP	2-Opt	0.7569	0.7565
38	KIM 5	IP	3-Opt	0.7666	0.7644
39	KIM 5	PI	IP	0.7742	0.7742
40	KIM 5	PI	PI	0.7551	0.7572
41	KIM 5	PI	2-Opt	0.7818	0.7697
42	KIM 5	PI	3-Opt	0.7666	0.7633
43	KIM 5	2-Opt	IP	0.7818	0.7818
44	KIM 5	2-Opt	PI	0.7683	0.7573
45	KIM 5	2-Opt	2-Opt	0.7571	0.7697
46	KIM 5	2-Opt	3-Opt	0.7681	0.7748
47	KIM 5	3-Opt	IP	0.7666	0.1056
48	KIM 5	3-Opt	PI	0.7568	0.7571
49	KIM 5	3-Opt	2-Opt	0.187	0.7747
50	KIM 5	3-Opt	3-Opt	0.7818	0.1489
51	Arcus 3	IP	IP	0.0416	0.033
52	Arcus 3	IP	PI	0.1098	0
53	Arcus 3	IP	2-Opt	0.0416	0
54	Arcus 3	IP	3-Opt	0	0
55	Arcus 3	PI	IP	0.0416	0.1048
56	Arcus 3	PI	PI	0.033	0

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
57	Arcus 3	PI	2-Opt	0.033	0
58	Arcus 3	PI	3-Opt	0.033	0.033
59	Arcus 3	2-Opt	IP	0.033	0.0416
60	Arcus 3	2-Opt	PI	0.0416	0.2894

ารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set) (ต่อ)

ลำดับผลการทดลอง	ขนาดปัญหา (ชิ้นงาน)	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
61	Arcus 3	2-Opt	2-Opt	0	0.0028
62	Arcus 3	2-Opt	3-Opt	0.0452	0.033
63	Arcus 3	3-Opt	IP	0	0.0028
64	Arcus 3	3-Opt	PI	0.2758	0.0367
65	Arcus 3	3-Opt	2-Opt	0	0
66	Arcus 3	3-Opt	3-Opt	0	0
67	Arcus 8	IP	IP	0.0539	0.0851
68	Arcus 8	IP	PI	0.0979	0.0499
69	Arcus 8	IP	2-Opt	0.065	0.0448
70	Arcus 8	IP	3-Opt	0.0903	0.1036
71	Arcus 8	PI	IP	0.0636	0.0799
72	Arcus 8	PI	PI	0.0836	0.0338
73	Arcus 8	PI	2-Opt	0.0481	0.0672
74	Arcus 8	PI	3-Opt	0.0539	0.1056
75	Arcus 8	2-Opt	IP	0.0331	0.0863
76	Arcus 8	2-Opt	PI	0.0545	0.1013
77	Arcus 8	2-Opt	2-Opt	0.0468	0.0481
78	Arcus 8	2-Opt	3-Opt	0.0727	1.0393
79	Arcus 8	3-Opt	IP	0.0522	0.0898
80	Arcus 8	3-Opt	PI	0.1264	0.0426
81	Arcus 8	3-Opt	2-Opt	0.0448	0.0619
82	Arcus 8	3-Opt	3-Opt	0.076	0.1086
83	Arcus 10	IP	IP	0.0054	0.0033

ลำดับผลการทดลอง	ขนาดปัญหา (ชั้นงาน)	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
84	Arcus 10	IP	PI	0	0
85	Arcus 10	IP	2-Opt	0.0034	0
86	Arcus 10	IP	3-Opt	0.0038	0
87	Arcus 10	PI	IP	0	0
88	Arcus 10	PI	PI	0.0021	0.0054
89	Arcus 10	PI	2-Opt	0	0
90	Arcus 10	PI	3-Opt	0	0

ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set) (ต่อ)

ลำดับผลการทดลอง	ขนาดปัญหา (ชั้นงาน)	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
91	Arcus 10	2-Opt	IP	0.0054	0.0021
92	Arcus 10	2-Opt	PI	0	0
93	Arcus 10	2-Opt	2-Opt	0.0038	0
94	Arcus 10	2-Opt	3-Opt	0	0
95	Arcus 10	3-Opt	IP	0	0.0038
96	Arcus 10	3-Opt	PI	0.0035	0.097
97	Arcus 10	3-Opt	2-Opt	0.0122	0
98	Arcus 10	3-Opt	3-Opt	0	0
99	Set 1	IP	IP	0.3557	0.3438
100	Set 1	IP	PI	0.2541	0.4626
101	Set 1	IP	2-Opt	0.3549	0.3549
102	Set 1	IP	3-Opt	0.4965	0.3621
103	Set 1	PI	IP	0.3324	0.3145
104	Set 1	PI	PI	0.3212	0.421
105	Set 1	PI	2-Opt	0.231	0.4027
106	Set 1	PI	3-Opt	0.3368	0.3197
107	Set 1	2-Opt	IP	0.2544	0.4129
108	Set 1	2-Opt	PI	0.3228	0.4847
109	Set 1	2-Opt	2-Opt	0.3228	0.4316
110	Set 1	2-Opt	3-Opt	0.3682	0.3533

ลำดับผลการทดลอง	ขนาดปัญหา (ขั้นงาน)	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
111	Set 1	3-Opt	IP	0.3626	0.4267
112	Set 1	3-Opt	PI	0.3533	0.3051
113	Set 1	3-Opt	2-Opt	0.3164	0.3498
114	Set 1	3-Opt	3-Opt	0.4438	0.4464
115	Set 2	IP	IP	0.241	0.1585
116	Set 2	IP	PI	0.4383	0.5456
117	Set 2	IP	2-Opt	0.5596	0.169
118	Set 2	IP	3-Opt	0.4925	0.1991
119	Set 2	PI	IP	0.4521	0.5397
120	Set 2	PI	PI	0.1466	0.4253

ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set) (ต่อ)

ลำดับผลการทดลอง	ขนาดปัญหา (ขั้นงาน)	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
121	Set 2	PI	2-Opt	0.453	0.3214
122	Set 2	PI	3-Opt	0.435	0.435
123	Set 2	2-Opt	IP	0.6499	0.5101
124	Set 2	2-Opt	PI	0.3768	0.361
125	Set 2	2-Opt	2-Opt	0.4002	0.5094
126	Set 2	2-Opt	3-Opt	0.4533	0.4024
127	Set 2	3-Opt	IP	0.5047	0.5209
128	Set 2	3-Opt	PI	0.3011	0.4718
129	Set 2	3-Opt	2-Opt	0.5094	0.2629
130	Set 2	3-Opt	3-Opt	0.4184	0.5129
131	Set 3	IP	IP	0.5303	0.5054
132	Set 3	IP	PI	0.5274	0.425
133	Set 3	IP	2-Opt	0.2195	0.5303
134	Set 3	IP	3-Opt	0.1583	0.2905
135	Set 3	PI	IP	0.5828	0.5331
136	Set 3	PI	PI	0.4288	0.6042
137	Set 3	PI	2-Opt	0.053	0.2882

ลำดับผลการทดลอง	ขนาดปัญหา (ชิ้นงาน)	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
138	Set 3	PI	3-Opt	0.2667	0.39
139	Set 3	2-Opt	IP	0.5331	0.5828
140	Set 3	2-Opt	PI	0.4043	0.2856
141	Set 3	2-Opt	2-Opt	0.5199	0.4794
142	Set 3	2-Opt	3-Opt	0.2696	0.2753
143	Set 3	3-Opt	IP	0.4197	0.4197
144	Set 3	3-Opt	PI	0.5669	0.4027
145	Set 3	3-Opt	2-Opt	0.5412	0.5412
146	Set 3	3-Opt	3-Opt	0.4546	0.4612
147	Garment	IP	IP	0.0268	0.0992
148	Garment	IP	PI	0	0.1233
149	Garment	IP	2-Opt	0.0268	0.1143
150	Garment	IP	3-Opt	0.0268	0.1326

ตารางที่ ค.3 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set) (ต่อ)

ลำดับผลการทดลอง	ขนาดปัญหา (ชิ้นงาน)	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
151	Garment	PI	IP	0	0.114
152	Garment	PI	PI	0.0055	0.1178
153	Garment	PI	2-Opt	0	0.0912
154	Garment	PI	3-Opt	0.0268	0.114
155	Garment	2-Opt	IP	0	0
156	Garment	2-Opt	PI	0	0.0047
157	Garment	2-Opt	2-Opt	0	0.114
158	Garment	2-Opt	3-Opt	0.0268	0.114
159	Garment	3-Opt	IP	0	0.0912
160	Garment	3-Opt	PI	0	0.114
161	Garment	3-Opt	2-Opt	0	0.114
162	Garment	3-Opt	3-Opt	0.0268	0.0912

วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม (COIN plus M-NSGA II)

ตารางที่ ค.4 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Convergence to the Pareto-optimal set

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
163	KIM 3	0.2	PI	0	0
164	KIM 3	0.2	2-OPT	0	0
165	KIM 3	0.2	3-OPT	0	0.1004
166	KIM 3	0.2	IP	0.07	0.1001
167	KIM 3	0.4	PI	0	0
168	KIM 3	0.4	2-OPT	0	0
169	KIM 3	0.4	3-OPT	0	0
170	KIM 3	0.4	IP	0	0.1009
171	KIM 3	0.6	PI	0	0
172	KIM 3	0.6	2-OPT	0	0
173	KIM 3	0.6	3-OPT	0.0672	0
174	KIM 3	0.6	IP	0	0
175	KIM 3	0.8	PI	0	0
176	KIM 3	0.8	2-OPT	0	0
177	KIM 3	0.8	3-OPT	0	0
178	KIM 3	0.8	IP	0.0979	0.0674
179	KIM 5	0.2	PI	0.0186	0.0186
180	KIM 5	0.2	2-OPT	0.0116	0.0116
181	KIM 5	0.2	3-OPT	0.0223	0.0276
182	KIM 5	0.2	IP	0.0211	0.0233
183	KIM 5	0.4	PI	0.0203	0.0096
184	KIM 5	0.4	2-OPT	0.0099	0.0278
185	KIM 5	0.4	3-OPT	0.0095	0.0096
186	KIM 5	0.4	IP	0.0093	0.0315
187	KIM 5	0.6	PI	0.0096	0.0096
188	KIM 5	0.6	2-OPT	0.0092	0.0092
189	KIM 5	0.6	3-OPT	0.0091	0.0091
190	KIM 5	0.6	IP	0.0342	0.0342

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
191	KIM 5	0.8	PI	0.0001	0.0001
192	KIM 5	0.8	2-OPT	0.0201	0.0092
193	KIM 5	0.8	3-OPT	0.0096	0.0092
194	KIM 5	0.8	IP	0.0186	0.0187
195	Arcus 3	0.2	PI	0.1535	0.1535
196	Arcus 3	0.2	2-OPT	0.4128	0.4128
197	Arcus 3	0.2	3-OPT	0.0859	0.0768
198	Arcus 3	0.2	IP	0.2976	0.2976
199	Arcus 3	0.4	PI	0.0416	0.0416
200	Arcus 3	0.4	2-OPT	0.033	0.033
201	Arcus 3	0.4	3-OPT	0.0028	0.0028
202	Arcus 3	0.4	IP	0.0416	0.0416
203	Arcus 3	0.6	PI	0.033	0.033
204	Arcus 3	0.6	2-OPT	0.277	0.277
205	Arcus 3	0.6	3-OPT	0.2894	0.2894
206	Arcus 3	0.6	IP	0.0416	0.033
207	Arcus 3	0.8	PI	0.277	0.277
208	Arcus 3	0.8	2-OPT	0.0416	0.0416
209	Arcus 3	0.8	3-OPT	0.0416	0.0416
210	Arcus 3	0.8	IP	0	0.0416
211	Arcus 8	0.2	PI	0.0204	0.0204
212	Arcus 8	0.2	2-OPT	0.0919	0.0919
213	Arcus 8	0.2	3-OPT	0.2307	0.0556
214	Arcus 8	0.2	IP	0.0765	0.0765
215	Arcus 8	0.4	PI	0	0
216	Arcus 8	0.4	2-OPT	0	0.0556
217	Arcus 8	0.4	3-OPT	0.0209	0.0765
218	Arcus 8	0.4	IP	0.0765	0
219	Arcus 8	0.6	PI	0	0
220	Arcus 8	0.6	2-OPT	0	0.0556
221	Arcus 8	0.6	3-OPT	0.0556	0

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
222	Arcus 8	0.6	IP	0	0
223	Arcus 8	0.8	PI	0	0
224	Arcus 8	0.8	2-OPT	0.0556	0.0556
225	Arcus 8	0.8	3-OPT	0	0
226	Arcus 8	0.8	IP	0	0
227	Arcus 10	0.2	PI	0.0021	0.0021
228	Arcus 10	0.2	2-OPT	0.0021	0.0021
229	Arcus 10	0.2	3-OPT	0.0033	0.0052
230	Arcus 10	0.2	IP	0.095	0.095
231	Arcus 10	0.4	PI	0.0111	0.0111
232	Arcus 10	0.4	2-OPT	0.0035	0
233	Arcus 10	0.4	3-OPT	0.0193	0.0193
234	Arcus 10	0.4	IP	0.0021	0.0021
235	Arcus 10	0.6	PI	0	0
236	Arcus 10	0.6	2-OPT	0.0069	0.0069
237	Arcus 10	0.6	3-OPT	0	0
238	Arcus 10	0.6	IP	0	0
239	Arcus 10	0.8	PI	0.0035	0.0035
240	Arcus 10	0.8	2-OPT	0.0038	0.0038
241	Arcus 10	0.8	3-OPT	0.0038	0.0038
242	Arcus 10	0.8	IP	0	0.0021
243	Set 1	0.2	PI	0.6665	0.7258
244	Set 1	0.2	2-OPT	0.6289	0.6289
245	Set 1	0.2	3-OPT	0.7079	0.7079
246	Set 1	0.2	IP	0.7724	0.5855
247	Set 1	0.4	PI	0.5244	0.5244
248	Set 1	0.4	2-OPT	0.4049	0.4049
249	Set 1	0.4	3-OPT	0.412	0.412
250	Set 1	0.4	IP	0.2348	0.2348
251	Set 1	0.6	PI	0.3898	0.3898
252	Set 1	0.6	2-OPT	0.1259	0.1259

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
253	Set 1	0.6	3-OPT	0.5564	0.5564
254	Set 1	0.6	IP	0.4759	0.4759
255	Set 1	0.8	PI	0.1766	0.2755
256	Set 1	0.8	2-OPT	0.1554	0.1916
257	Set 1	0.8	3-OPT	0.2212	0.3015
258	Set 1	0.8	IP	0.464	0.0902
259	Set 2	0.2	PI	0.4373	0.4373
260	Set 2	0.2	2-OPT	0.6023	0.6023
261	Set 2	0.2	3-OPT	0.4439	0.4445
262	Set 2	0.2	IP	0.5585	0.6139
263	Set 2	0.4	PI	0.4413	0.4413
264	Set 2	0.4	2-OPT	0.419	0.3836
265	Set 2	0.4	3-OPT	0.3836	0.3836
266	Set 2	0.4	IP	0.4648	0.4648
267	Set 2	0.6	PI	0.4648	0.3829
268	Set 2	0.6	2-OPT	0.4038	0.4038
269	Set 2	0.6	3-OPT	0.1788	0.1788
270	Set 2	0.6	IP	0.4323	0.4323
271	Set 2	0.8	PI	0.0705	0.0705
272	Set 2	0.8	2-OPT	0.1061	0.1061
273	Set 2	0.8	3-OPT	0.2168	0.2168
274	Set 2	0.8	IP	0.2576	0.2576
275	Set 3	0.2	PI	0.2648	0.4881
276	Set 3	0.2	2-OPT	0.5017	0.5017
277	Set 3	0.2	3-OPT	0.5631	0.5631
278	Set 3	0.2	IP	0.4132	0.4132
279	Set 3	0.4	PI	0.4304	0.4304
280	Set 3	0.4	2-OPT	0.164	0.164
281	Set 3	0.4	3-OPT	0.5015	0.5015
282	Set 3	0.4	IP	0.2803	0.2803
283	Set 3	0.6	PI	0.2935	0.2935

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Convergence to the Pareto-optimal set	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
284	Set 3	0.6	2-OPT	0.1588	0.1588
285	Set 3	0.6	3-OPT	0.0875	0.0875
286	Set 3	0.6	IP	0.3143	0.3143
287	Set 3	0.8	PI	0.3144	0.3144
288	Set 3	0.8	2-OPT	0.3652	0.3652
289	Set 3	0.8	3-OPT	0.0668	0.5631
290	Set 3	0.8	IP	0.1557	0.1557
291	Garment	0.2	PI	0.0992	0.0992
292	Garment	0.2	2-OPT	0.1233	0.1233
293	Garment	0.2	3-OPT	0.1143	0.1143
294	Garment	0.2	IP	0.1326	0.1326
295	Garment	0.4	PI	0.114	0.114
296	Garment	0.4	2-OPT	0.1178	0.1178
297	Garment	0.4	3-OPT	0.0912	0.0912
298	Garment	0.4	IP	0.114	0.114
299	Garment	0.6	PI	0	0
300	Garment	0.6	2-OPT	0.0912	0.0047
301	Garment	0.6	3-OPT	0.114	0.114
302	Garment	0.6	IP	0.114	0.114
303	Garment	0.8	PI	0.0912	0.0912
304	Garment	0.8	2-OPT	0.114	0.114
305	Garment	0.8	3-OPT	0.114	0.114
306	Garment	0.8	IP	0.0912	0.0912

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิธีการเมมเมติกอัลกอริทึม (M-NSGA-II)

ตารางที่ ค.5 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Spread to the Pareto-optimal set

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Spread to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
19	KIM 3	IP	IP	0.6036	0.75
20	KIM 3	IP	2-Opt	0.5715	0.75
21	KIM 3	IP	3-Opt	0.5774	0.6549
22	KIM 3	IP	PI	0.4338	0.75
23	KIM 3	PI	IP	0.6074	0.6345
24	KIM 3	PI	2-Opt	0.5726	0.6364
25	KIM 3	PI	3-Opt	0.6712	0.533
26	KIM 3	PI	PI	0.6029	0.75
27	KIM 3	2-Opt	IP	0.5846	0.6088
28	KIM 3	2-Opt	2-Opt	0.5726	0.6345
29	KIM 3	2-Opt	3-Opt	0.5726	0.5986
30	KIM 3	2-Opt	PI	0.5715	0.5986
31	KIM 3	3-Opt	IP	0.5115	0.7594
32	KIM 3	3-Opt	2-Opt	0.5655	0.5726
33	KIM 3	3-Opt	3-Opt	0.6549	0.6345
34	KIM 3	3-Opt	PI	0.6345	0.5321
35	KIM 5	IP	IP	0.5875	0.5875
36	KIM 5	IP	2-Opt	0.6305	0.6305
37	KIM 5	IP	3-Opt	0.5336	0.5824
38	KIM 5	IP	PI	0.6629	0.5581
39	KIM 5	PI	IP	0.5488	0.5488
40	KIM 5	PI	2-Opt	0.6502	0.622
41	KIM 5	PI	3-Opt	0.7129	0.5932
42	KIM 5	PI	PI	0.5106	0.6974
43	KIM 5	2-Opt	IP	0.6625	0.6573
44	KIM 5	2-Opt	2-Opt	0.6234	0.6151
45	KIM 5	2-Opt	3-Opt	0.5977	0.6736
46	KIM 5	2-Opt	PI	0.4955	0.5968

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Spread to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
47	KIM 5	3-Opt	IP	0.6602	0.346
48	KIM 5	3-Opt	2-Opt	0.6363	0.6608
49	KIM 5	3-Opt	3-Opt	0.6018	0.5276
50	KIM 5	3-Opt	PI	0.6677	0.652
51	Arcus 3	IP	IP	0.3891	0.6
52	Arcus 3	IP	2-Opt	0.7895	0.541
53	Arcus 3	IP	3-Opt	0.3891	0.541
54	Arcus 3	IP	PI	0.541	0.541
55	Arcus 3	PI	IP	0.3891	0.7805
56	Arcus 3	PI	2-Opt	0.6	0.541
57	Arcus 3	PI	3-Opt	0.6	0.541
58	Arcus 3	PI	PI	0.6	0.6
59	Arcus 3	2-Opt	IP	0.6	0.3891
60	Arcus 3	2-Opt	2-Opt	0.3891	0.5211
61	Arcus 3	2-Opt	3-Opt	0.541	0.543
62	Arcus 3	2-Opt	PI	0.4198	0.6
63	Arcus 3	3-Opt	IP	0.541	0.543
64	Arcus 3	3-Opt	2-Opt	0.6833	0.4073
65	Arcus 3	3-Opt	3-Opt	0.541	0.541
66	Arcus 3	3-Opt	PI	0.541	0.541
67	Arcus 8	IP	IP	0.4913	0.4825
68	Arcus 8	IP	2-Opt	0.7102	0.4535
69	Arcus 8	IP	3-Opt	0.5061	0.5902
70	Arcus 8	IP	PI	0.5391	0.4074
71	Arcus 8	PI	IP	0.5217	0.6697
72	Arcus 8	PI	2-Opt	0.5131	0.7024
73	Arcus 8	PI	3-Opt	0.4911	0.6193
74	Arcus 8	PI	PI	0.4913	0.4159
75	Arcus 8	2-Opt	IP	0.6422	0.7295
76	Arcus 8	2-Opt	PI	0.6598	0.5637
77	Arcus 8	2-Opt	2-Opt	0.5827	0.5031

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Spread to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
78	Arcus 8	2-Opt	3-Opt	0.5328	0.6935
79	Arcus 8	3-Opt	IP	0.5565	0.6422
80	Arcus 8	3-Opt	PI	0.5744	0.6101
81	Arcus 8	3-Opt	3-Opt	0.6032	0.5662
82	Arcus 8	3-Opt	3-Opt	0.6674	0.5151
83	Arcus 10	IP	IP	0.0054	0.0033
84	Arcus 10	IP	2-Opt	0	0
85	Arcus 10	IP	3-Opt	0.0034	0
86	Arcus 10	IP	PI	0.0038	0
87	Arcus 10	PI	IP	0	0
88	Arcus 10	PI	2-Opt	0.0021	0.0054
89	Arcus 10	PI	3-Opt	0	0
90	Arcus 10	PI	PI	0	0
91	Arcus 10	2-Opt	IP	0.0054	0.0021
92	Arcus 10	2-Opt	2-Opt	0	0
93	Arcus 10	2-Opt	3-Opt	0.0038	0
94	Arcus 10	2-Opt	PI	0	0
95	Arcus 10	3-Opt	IP	0	0.0038
96	Arcus 10	3-Opt	2-Opt	0.0035	0.097
97	Arcus 10	3-Opt	3-Opt	0.0122	0
98	Arcus 10	3-Opt	PI	0	0
99	Set 1	IP	IP	0.3557	0.3438
100	Set 1	IP	2-Opt	0.2541	0.4626
101	Set 1	IP	3-Opt	0.3549	0.3549
102	Set 1	IP	PI	0.4965	0.3621
103	Set 1	PI	IP	0.3324	0.3145
104	Set 1	PI	2-Opt	0.3212	0.421
105	Set 1	PI	3-Opt	0.231	0.4027
106	Set 1	PI	PI	0.3368	0.3197
107	Set 1	2-Opt	IP	0.2544	0.4129
108	Set 1	2-Opt	2-Opt	0.3228	0.4847

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Spread to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
109	Set 1	2-Opt	3-Opt	0.3228	0.4316
110	Set 1	2-Opt	PI	0.3682	0.3533
111	Set 1	3-Opt	IP	0.3626	0.4267
112	Set 1	3-Opt	2-Opt	0.3533	0.3051
113	Set 1	3-Opt	3-Opt	0.3164	0.3498
114	Set 1	3-Opt	PI	0.4438	0.4464
115	Set 2	IP	IP	0.4018	0.6552
116	Set 2	IP	2-Opt	0.6179	0.6763
117	Set 2	IP	3-Opt	0.4984	0.8385
118	Set 2	IP	PI	0.5497	0.5778
119	Set 2	PI	IP	0.6285	0.7555
120	Set 2	PI	2-Opt	0.516	0.6119
121	Set 2	PI	3-Opt	0.4538	0.6416
122	Set 2	PI	PI	0.5256	0.5256
123	Set 2	2-Opt	IP	0.5508	0.5192
124	Set 2	2-Opt	2-Opt	0.5305	0.8396
125	Set 2	2-Opt	3-Opt	0.5953	0.7195
126	Set 2	2-Opt	PI	0.5896	0.6215
127	Set 2	3-Opt	IP	0.764	0.793
128	Set 2	3-Opt	2-Opt	0.6534	0.8072
129	Set 2	3-Opt	3-Opt	0.7195	0.9672
130	Set 2	3-Opt	PI	0.4971	0.6329
131	Set 3	IP	IP	0.6261	0.6915
132	Set 3	IP	2-Opt	0.6443	0.6535
133	Set 3	IP	3-Opt	0.6697	0.6401
134	Set 3	IP	PI	0.5173	0.5848
135	Set 3	PI	IP	0.7319	0.6962
136	Set 3	PI	2-Opt	0.5084	0.5291
137	Set 3	PI	3-Opt	0.6444	0.7172
138	Set 3	PI	PI	0.5001	0.7219
139	Set 3	2-Opt	IP	0.6962	0.7319

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Spread to the Pareto-optimal set	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
140	Set 3	2-Opt	2-Opt	0.667	0.6499
141	Set 3	2-Opt	3-Opt	0.4643	0.8877
142	Set 3	2-Opt	PI	0.526	0.57
143	Set 3	3-Opt	IP	0.686	0.6097
144	Set 3	3-Opt	2-Opt	0.5784	0.515
145	Set 3	3-Opt	3-Opt	0.5343	0.5343
146	Set 3	3-Opt	PI	0.7996	0.6324
147	Garment	IP	IP	0.7407	0.7082
148	Garment	IP	2-Opt	0.6207	0.6489
149	Garment	IP	3-Opt	0.7407	0.7082
150	Garment	IP	PI	0.7082	0.6207
151	Garment	PI	IP	0.6207	0.595
152	Garment	PI	2-Opt	0.595	0.6207
153	Garment	PI	3-Opt	0.6207	0.7082
154	Garment	PI	PI	0.7082	0.7082
155	Garment	2-Opt	IP	0.6207	0.6207
156	Garment	2-Opt	2-Opt	0.6207	0.6207
157	Garment	2-Opt	3-Opt	0.6207	0.6207
158	Garment	2-Opt	PI	0.7082	0.6207
159	Garment	3-Opt	IP	0.6207	0.6207
160	Garment	3-Opt	2-Opt	0.6207	0.6207
161	Garment	3-Opt	3-Opt	0.6207	0.6207
162	Garment	3-Opt	PI	0.7407	0.7407

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม (COIN plus M-NSGA II)

ตารางที่ ค.6 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Spread to the Pareto-optimal set

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Spread to the Pareto-optimal set	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
163	KIM 3	0.2	PI	0.5892	0.5715
164	KIM 3	0.2	2-OPT	0.5726	0.5726
165	KIM 3	0.2	3-OPT	0.5892	0.6343
166	KIM 3	0.2	IP	0.5014	0.5053
167	KIM 3	0.4	PI	0.5715	0.5715
168	KIM 3	0.4	2-OPT	0.5726	0.5726
169	KIM 3	0.4	3-OPT	0.6549	0.5726
170	KIM 3	0.4	IP	0.5726	0.5064
171	KIM 3	0.6	PI	0.5726	0.5715
172	KIM 3	0.6	2-OPT	0.5726	0.5726
173	KIM 3	0.6	3-OPT	0.6074	0.5715
174	KIM 3	0.6	IP	0.5123	0.5726
175	KIM 3	0.8	PI	0.5726	0.5726
176	KIM 3	0.8	2-OPT	0.5726	0.5726
177	KIM 3	0.8	3-OPT	0.5892	0.5726
178	KIM 3	0.8	IP	0.5225	0.5238
179	KIM 5	0.2	PI	0.5836	0.5836
180	KIM 5	0.2	2-OPT	0.5786	0.5786
181	KIM 5	0.2	3-OPT	0.5869	0.7078
182	KIM 5	0.2	IP	0.6034	0.597
183	KIM 5	0.4	PI	0.6138	0.6395
184	KIM 5	0.4	2-OPT	0.6866	0.6852
185	KIM 5	0.4	3-OPT	0.5504	0.5613
186	KIM 5	0.4	IP	0.6258	0.6473
187	KIM 5	0.6	PI	0.5408	0.5732
188	KIM 5	0.6	2-OPT	0.6291	0.6291
189	KIM 5	0.6	3-OPT	0.5647	0.5647
190	KIM 5	0.6	IP	0.477	0.477

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Spread to the Pareto-optimal set	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
191	KIM 5	0.8	PI	0.5778	0.5681
192	KIM 5	0.8	2-OPT	0.6269	0.4763
193	KIM 5	0.8	3-OPT	0.5709	0.6002
194	KIM 5	0.8	IP	0.6182	0.6273
195	Arcus 3	0.2	PI	0.5222	0.5222
196	Arcus 3	0.2	2-OPT	0.5136	0.5136
197	Arcus 3	0.2	3-OPT	0.7458	0.7496
198	Arcus 3	0.2	IP	0.7026	0.7026
199	Arcus 3	0.4	PI	0.3891	0.3891
200	Arcus 3	0.4	2-OPT	0.6	0.6
201	Arcus 3	0.4	3-OPT	0.543	0.543
202	Arcus 3	0.4	IP	0.3891	0.3891
203	Arcus 3	0.6	PI	0.6	0.6
204	Arcus 3	0.6	2-OPT	0.7149	0.7149
205	Arcus 3	0.6	3-OPT	0.5211	0.5211
206	Arcus 3	0.6	IP	0.3891	0.6
207	Arcus 3	0.8	PI	0.7149	0.7149
208	Arcus 3	0.8	2-OPT	0.3891	0.3891
209	Arcus 3	0.8	3-OPT	0.4093	0.3891
210	Arcus 3	0.8	IP	0.541	0.3891
211	Arcus 8	0.2	PI	0.6139	0.6139
212	Arcus 8	0.2	2-OPT	0.5973	0.5973
213	Arcus 8	0.2	3-OPT	0.75	0.6886
214	Arcus 8	0.2	IP	0.5139	0.5138
215	Arcus 8	0.4	PI	0.5633	0.5633
216	Arcus 8	0.4	2-OPT	0.5633	0.6886
217	Arcus 8	0.4	3-OPT	0.6262	0.5138
218	Arcus 8	0.4	IP	0.5138	0.5633
219	Arcus 8	0.6	PI	0.5633	0.5633
220	Arcus 8	0.6	2-OPT	0.5633	0.6886
221	Arcus 8	0.6	3-OPT	0.6886	0.5633

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Spread to the Pareto-optimal set	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
222	Arcus 8	0.6	IP	0.5633	0.5633
223	Arcus 8	0.8	PI	0.5633	0.5633
224	Arcus 8	0.8	2-OPT	0.6886	0.6886
225	Arcus 8	0.8	3-OPT	0.5633	0.5633
226	Arcus 8	0.8	IP	0.5633	0.5633
227	Arcus 10	0.2	PI	1.0139	1.0139
228	Arcus 10	0.2	2-OPT	1.0139	1.0139
229	Arcus 10	0.2	3-OPT	0.9475	0.941
230	Arcus 10	0.2	IP	0.7275	0.7275
231	Arcus 10	0.4	PI	0.9885	0.9885
232	Arcus 10	0.4	2-OPT	0.9666	1.0212
233	Arcus 10	0.4	3-OPT	1.0319	1.0319
234	Arcus 10	0.4	IP	1.0139	1.0139
235	Arcus 10	0.6	PI	1.0212	1.0212
236	Arcus 10	0.6	2-OPT	0.9242	0.9242
237	Arcus 10	0.6	3-OPT	1.0212	1.0212
238	Arcus 10	0.6	IP	1.0212	1.0212
239	Arcus 10	0.8	PI	0.9666	0.9666
240	Arcus 10	0.8	2-OPT	0.9733	0.9733
241	Arcus 10	0.8	3-OPT	0.9733	0.9733
242	Arcus 10	0.8	IP	1.0212	0.9869
243	Set 1	0.2	PI	0.8725	0.7655
244	Set 1	0.2	2-OPT	0.6497	0.6497
245	Set 1	0.2	3-OPT	0.76	0.76
246	Set 1	0.2	IP	0.7336	0.7253
247	Set 1	0.4	PI	0.6524	0.6524
248	Set 1	0.4	2-OPT	0.747	0.747
249	Set 1	0.4	3-OPT	0.637	0.637
250	Set 1	0.4	IP	0.6335	0.6335
251	Set 1	0.6	PI	0.7169	0.7169
252	Set 1	0.6	2-OPT	0.5755	0.5755

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Spread to the Pareto-optimal set	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
253	Set 1	0.6	3-OPT	0.6881	0.6881
254	Set 1	0.6	IP	0.7338	0.7338
255	Set 1	0.8	PI	0.4555	0.3876
256	Set 1	0.8	2-OPT	0.5581	0.5293
257	Set 1	0.8	3-OPT	0.5859	0.5919
258	Set 1	0.8	IP	0.6749	0.6583
259	Set 2	0.2	PI	0.7181	0.7181
260	Set 2	0.2	2-OPT	0.7119	0.7119
261	Set 2	0.2	3-OPT	0.7756	0.4914
262	Set 2	0.2	IP	0.5556	0.4796
263	Set 2	0.4	PI	0.5787	0.5787
264	Set 2	0.4	2-OPT	0.5696	0.6955
265	Set 2	0.4	3-OPT	0.6955	0.6955
266	Set 2	0.4	IP	0.5446	0.5446
267	Set 2	0.6	PI	0.5446	0.6466
268	Set 2	0.6	2-OPT	0.7765	0.7765
269	Set 2	0.6	3-OPT	0.8882	0.8882
270	Set 2	0.6	IP	0.691	0.691
271	Set 2	0.8	PI	0.6322	0.6322
272	Set 2	0.8	2-OPT	0.5893	0.5893
273	Set 2	0.8	3-OPT	0.4429	0.4429
274	Set 2	0.8	IP	0.6718	0.6718
275	Set 3	0.2	PI	0.5805	0.542
276	Set 3	0.2	2-OPT	0.7236	0.7236
277	Set 3	0.2	3-OPT	0.5483	0.5483
278	Set 3	0.2	IP	0.6454	0.6454
279	Set 3	0.4	PI	0.6081	0.6081
280	Set 3	0.4	2-OPT	0.8813	0.8813
281	Set 3	0.4	3-OPT	0.6174	0.6174
282	Set 3	0.4	IP	0.7679	0.7679
283	Set 3	0.6	PI	0.612	0.612

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Spread to the Pareto-optimal set	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
284	Set 3	0.6	2-OPT	0.6796	0.6796
285	Set 3	0.6	3-OPT	0.6703	0.6703
286	Set 3	0.6	IP	0.5954	0.5954
287	Set 3	0.8	PI	0.5919	0.5919
288	Set 3	0.8	2-OPT	0.5493	0.5493
289	Set 3	0.8	3-OPT	0.7705	0.5483
290	Set 3	0.8	IP	0.695	0.695
291	Garment	0.2	PI	0.5141	0.5141
292	Garment	0.2	2-OPT	0.6425	0.6425
293	Garment	0.2	3-OPT	0.6719	0.6719
294	Garment	0.2	IP	0.562	0.562
295	Garment	0.4	PI	0.7082	0.7082
296	Garment	0.4	2-OPT	0.6523	0.6523
297	Garment	0.4	3-OPT	0.6207	0.6207
298	Garment	0.4	IP	0.7407	0.7407
299	Garment	0.6	PI	0.8717	0.8717
300	Garment	0.6	2-OPT	0.6207	0.8769
301	Garment	0.6	3-OPT	0.7082	0.7082
302	Garment	0.6	IP	0.7082	0.7082
303	Garment	0.8	PI	0.6207	0.6207
304	Garment	0.8	2-OPT	0.7082	0.7082
305	Garment	0.8	3-OPT	0.6855	0.6855
306	Garment	0.8	IP	0.6207	0.6207

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิธีการเมมเมติกอัลกอริทึม (M-NSGA-II)

ตารางที่ ค.7 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Ratio of Non-Dominated Solution

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Ratio of Non-Dominated Solution	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
19	KIM 3	IP	IP	0.75	1
20	KIM 3	IP	2-Opt	0.8333	1
21	KIM 3	IP	3-Opt	1	0.8571
22	KIM 3	IP	PI	0.75	1
23	KIM 3	PI	IP	0.75	1
24	KIM 3	PI	2-Opt	0.7143	0.75
25	KIM 3	PI	3-Opt	0.8333	0.6667
26	KIM 3	PI	PI	0.3333	1
27	KIM 3	2-Opt	IP	0.4	0.75
28	KIM 3	2-Opt	2-Opt	0.7143	1
29	KIM 3	2-Opt	3-Opt	0.7143	1
30	KIM 3	2-Opt	PI	0.8333	1
31	KIM 3	3-Opt	IP	0.2	0.5
32	KIM 3	3-Opt	2-Opt	0.8	0.7143
33	KIM 3	3-Opt	3-Opt	0.8571	1
34	KIM 3	3-Opt	PI	1	0.6667
35	KIM 5	IP	IP	0	0
36	KIM 5	IP	2-Opt	0	0
37	KIM 5	IP	3-Opt	0	0
38	KIM 5	IP	PI	0	0
39	KIM 5	PI	IP	0	0
40	KIM 5	PI	2-Opt	0	0
41	KIM 5	PI	3-Opt	0	0
42	KIM 5	PI	PI	0	0
43	KIM 5	2-Opt	IP	0	0
44	KIM 5	2-Opt	2-Opt	0	0
45	KIM 5	2-Opt	3-Opt	0	0
46	KIM 5	2-Opt	PI	0	0

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Ratio of Non-Dominated Solution	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
47	KIM 5	3-Opt	IP	0	0.7143
48	KIM 5	3-Opt	2-Opt	0	0
49	KIM 5	3-Opt	3-Opt	0.75	0
50	KIM 5	3-Opt	PI	0	0.8
51	Arcus 3	IP	IP	0.6667	0.8
52	Arcus 3	IP	2-Opt	0.75	1
53	Arcus 3	IP	3-Opt	0.6667	1
54	Arcus 3	IP	PI	1	1
55	Arcus 3	PI	IP	0.6667	0.75
56	Arcus 3	PI	2-Opt	0.8	1
57	Arcus 3	PI	3-Opt	0.8	1
58	Arcus 3	PI	PI	0.8	0.8
59	Arcus 3	2-Opt	IP	0.8	0.6667
60	Arcus 3	2-Opt	2-Opt	0.6667	0.3333
61	Arcus 3	2-Opt	3-Opt	1	0.8
62	Arcus 3	2-Opt	PI	0.5	0.8
63	Arcus 3	3-Opt	IP	1	0.8
64	Arcus 3	3-Opt	2-Opt	0.3333	0.5
65	Arcus 3	3-Opt	3-Opt	1	1
66	Arcus 3	3-Opt	PI	1	1
67	Arcus 8	IP	IP	0.5714	0.6667
68	Arcus 8	IP	2-Opt	0.2222	1
69	Arcus 8	IP	3-Opt	0.375	0.875
70	Arcus 8	IP	PI	0.6667	0.6
71	Arcus 8	PI	IP	0.4286	0.4286
72	Arcus 8	PI	2-Opt	0.25	0.75
73	Arcus 8	PI	3-Opt	0.8571	0.4286
74	Arcus 8	PI	PI	0.5714	0.8
75	Arcus 8	2-Opt	IP	0.875	0.3333
76	Arcus 8	2-Opt	2-Opt	0.6667	0.6667
77	Arcus 8	2-Opt	3-Opt	0.75	1

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Ratio of Non-Dominated Solution	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
78	Arcus 8	2-Opt	PI	0.8333	0
79	Arcus 8	3-Opt	IP	0.6667	0.6667
80	Arcus 8	3-Opt	2-Opt	0.4	0.625
81	Arcus 8	3-Opt	3-Opt	1	0.8571
82	Arcus 8	3-Opt	PI	0.5714	0.8
83	Arcus 10	IP	IP	0.7778	0.8889
84	Arcus 10	IP	2-Opt	1	1
85	Arcus 10	IP	3-Opt	0.8889	1
86	Arcus 10	IP	PI	1	1
87	Arcus 10	PI	IP	1	1
88	Arcus 10	PI	2-Opt	0.8889	0.875
89	Arcus 10	PI	3-Opt	1	1
90	Arcus 10	PI	PI	1	1
91	Arcus 10	2-Opt	IP	0.7778	0.8889
92	Arcus 10	2-Opt	2-Opt	1	1
93	Arcus 10	2-Opt	3-Opt	1	1
94	Arcus 10	2-Opt	PI	1	1
95	Arcus 10	3-Opt	IP	1	1
96	Arcus 10	3-Opt	2-Opt	0.8889	0.8571
97	Arcus 10	3-Opt	3-Opt	0.75	1
98	Arcus 10	3-Opt	PI	1	1
99	Set 1	IP	IP	0	0
100	Set 1	IP	2-Opt	0.037	0
101	Set 1	IP	3-Opt	0	0
102	Set 1	IP	PI	0	0
103	Set 1	PI	IP	0	0
104	Set 1	PI	2-Opt	0	0
105	Set 1	PI	3-Opt	1	0
106	Set 1	PI	PI	0	0
107	Set 1	2-Opt	IP	0.9444	0
108	Set 1	2-Opt	2-Opt	0	0

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Ratio of Non-Dominated Solution	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
109	Set 1	2-Opt	3-Opt	0	0
110	Set 1	2-Opt	PI	0	0
111	Set 1	3-Opt	IP	0	0
112	Set 1	3-Opt	2-Opt	0	0
113	Set 1	3-Opt	3-Opt	0	0
114	Set 1	3-Opt	PI	0	0.0435
115	Set 2	IP	IP	0.0769	0
116	Set 2	IP	2-Opt	0	0
117	Set 2	IP	3-Opt	0	0.4706
118	Set 2	IP	PI	0	0.8
119	Set 2	PI	IP	0	0
120	Set 2	PI	2-Opt	0.05	0
121	Set 2	PI	3-Opt	0	0
122	Set 2	PI	PI	0	0
123	Set 2	2-Opt	IP	0	0
124	Set 2	2-Opt	2-Opt	0	0
125	Set 2	2-Opt	3-Opt	0	0
126	Set 2	2-Opt	PI	0	0
127	Set 2	3-Opt	IP	0	0
128	Set 2	3-Opt	2-Opt	0	0
129	Set 2	3-Opt	3-Opt	0	0
130	Set 2	3-Opt	PI	0	0
131	Set 3	IP	IP	0	0
132	Set 3	IP	2-Opt	0	0
133	Set 3	IP	3-Opt	0	0
134	Set 3	IP	PI	0.8	0.8333
135	Set 3	PI	IP	0	0
136	Set 3	PI	2-Opt	0	0
137	Set 3	PI	3-Opt	0.76	0
138	Set 3	PI	PI	0.0625	0
139	Set 3	2-Opt	IP	0	0

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Ratio of Non-Dominated Solution	
		หลังสร้างประชากร	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
140	Set 3	2-Opt	2-Opt	0	0
141	Set 3	2-Opt	3-Opt	0	0
142	Set 3	2-Opt	PI	0	0
143	Set 3	3-Opt	IP	0	0
144	Set 3	3-Opt	2-Opt	0	0
145	Set 3	3-Opt	3-Opt	0	0
146	Set 3	3-Opt	PI	0	0
147	Garment	IP	IP	1	1
148	Garment	IP	2-Opt	1	0.8571
149	Garment	IP	3-Opt	1	1
150	Garment	IP	PI	1	1
151	Garment	PI	IP	1	0.8571
152	Garment	PI	2-Opt	0.8571	1
153	Garment	PI	3-Opt	1	1
154	Garment	PI	PI	1	1
155	Garment	2-Opt	IP	1	1
156	Garment	2-Opt	2-Opt	1	1
157	Garment	2-Opt	3-Opt	1	1
158	Garment	2-Opt	PI	1	1
159	Garment	3-Opt	IP	1	1
160	Garment	3-Opt	2-Opt	1	1
161	Garment	3-Opt	3-Opt	1	1
162	Garment	3-Opt	PI	1	1

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม (COIN plus M-NSGA II)

ตารางที่ ค.8 ผลการทดลองพารามิเตอร์ที่เหมาะสมวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม ตัวชี้วัด Ratio of Non-Dominated Solution

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Ratio of Non-Dominated Solution	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
163	KIM 3	0.2	PI	0.8333	0.8333
164	KIM 3	0.2	2-OPT	0.7143	0.7143
165	KIM 3	0.2	3-OPT	0.8333	0.5
166	KIM 3	0.2	IP	0.5	0.6
167	KIM 3	0.4	PI	0.8333	0.8333
168	KIM 3	0.4	2-OPT	0.7143	0.7143
169	KIM 3	0.4	3-OPT	0.8571	0.7143
170	KIM 3	0.4	IP	0.7143	0.6
171	KIM 3	0.6	PI	0.7143	0.8333
172	KIM 3	0.6	2-OPT	0.7143	0.7143
173	KIM 3	0.6	3-OPT	0.8	0.8333
174	KIM 3	0.6	IP	1	0.7143
175	KIM 3	0.8	PI	0.7143	0.7143
176	KIM 3	0.8	2-OPT	0.7143	0.7143
177	KIM 3	0.8	3-OPT	0.8333	0.7143
178	KIM 3	0.8	IP	0.6	0.5714
179	KIM 5	0.2	PI	0.3889	0.3889
180	KIM 5	0.2	2-OPT	0.4667	0.4667
181	KIM 5	0.2	3-OPT	0.4	0.4
182	KIM 5	0.2	IP	0.375	0.4
183	KIM 5	0.4	PI	0.3889	0.4211
184	KIM 5	0.4	2-OPT	0.4375	0.4118
185	KIM 5	0.4	3-OPT	0.4667	0.4706
186	KIM 5	0.4	IP	0.4737	0.3889
187	KIM 5	0.6	PI	0.4444	0.4706
188	KIM 5	0.6	2-OPT	0.4444	0.4444
189	KIM 5	0.6	3-OPT	0.5294	0.5294
190	KIM 5	0.6	IP	0.4	0.4

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Ratio of Non-Dominated Solution	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
191	KIM 5	0.8	PI	0.45	0.4737
192	KIM 5	0.8	2-OPT	0.5	0.5333
193	KIM 5	0.8	3-OPT	0.4706	0.4706
194	KIM 5	0.8	IP	0.5	0.4375
195	Arcus 3	0.2	PI	0.2	0.2
196	Arcus 3	0.2	2-OPT	0.3333	0.3333
197	Arcus 3	0.2	3-OPT	1	0.6
198	Arcus 3	0.2	IP	0.3333	0.3333
199	Arcus 3	0.4	PI	0.6667	0.6667
200	Arcus 3	0.4	2-OPT	0.8	0.8
201	Arcus 3	0.4	3-OPT	0.8	0.8
202	Arcus 3	0.4	IP	0.6667	0.6667
203	Arcus 3	0.6	PI	0.8	0.8
204	Arcus 3	0.6	2-OPT	0.4	0.4
205	Arcus 3	0.6	3-OPT	0.3333	0.3333
206	Arcus 3	0.6	IP	0.6667	0.8
207	Arcus 3	0.8	PI	0.4	0.4
208	Arcus 3	0.8	2-OPT	0.6667	0.6667
209	Arcus 3	0.8	3-OPT	0.6667	0.6667
210	Arcus 3	0.8	IP	1	0.6667
211	Arcus 8	0.2	PI	0.3333	0.3333
212	Arcus 8	0.2	2-OPT	0.25	0.25
213	Arcus 8	0.2	3-OPT	0.5	0.5
214	Arcus 8	0.2	IP	1	0.3333
215	Arcus 8	0.4	PI	0.6	0.6
216	Arcus 8	0.4	2-OPT	0.6	0.5
217	Arcus 8	0.4	3-OPT	0.5	0.3333
218	Arcus 8	0.4	IP	0.3333	0.6
219	Arcus 8	0.6	PI	0.6	0.6
220	Arcus 8	0.6	2-OPT	0.6	0.5
221	Arcus 8	0.6	3-OPT	0.5	0.6

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Ratio of Non-Dominated Solution	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
222	Arcus 8	0.6	IP	0.6	0.6
223	Arcus 8	0.8	PI	0.6	0.6
224	Arcus 8	0.8	2-OPT	0.5	0.5
225	Arcus 8	0.8	3-OPT	0.6	0.6
226	Arcus 8	0.8	IP	0.6	0.6
227	Arcus 10	0.2	PI	0.8889	0.8889
228	Arcus 10	0.2	2-OPT	0.8889	0.8889
229	Arcus 10	0.2	3-OPT	0.8889	0.7778
230	Arcus 10	0.2	IP	0.875	0.875
231	Arcus 10	0.4	PI	0.6667	0.6667
232	Arcus 10	0.4	2-OPT	0.8889	1
233	Arcus 10	0.4	3-OPT	0.8889	0.8889
234	Arcus 10	0.4	IP	0.8889	0.8889
235	Arcus 10	0.6	PI	1	1
236	Arcus 10	0.6	2-OPT	0.875	0.875
237	Arcus 10	0.6	3-OPT	1	1
238	Arcus 10	0.6	IP	1	1
239	Arcus 10	0.8	PI	0.8889	0.8889
240	Arcus 10	0.8	2-OPT	1	1
241	Arcus 10	0.8	3-OPT	1	1
242	Arcus 10	0.8	IP	1	1
243	Set 1	0.2	PI	0	0
244	Set 1	0.2	2-OPT	0	0
245	Set 1	0.2	3-OPT	0	0
246	Set 1	0.2	IP	0	0
247	Set 1	0.4	PI	0	0
248	Set 1	0.4	2-OPT	0	0
249	Set 1	0.4	3-OPT	0	0
250	Set 1	0.4	IP	0	0
251	Set 1	0.6	PI	0	0
252	Set 1	0.6	2-OPT	0.3846	0.3846

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Ratio of Non-Dominated Solution	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
253	Set 1	0.6	3-OPT	0	0
254	Set 1	0.6	IP	0	0
255	Set 1	0.8	PI	0	0
256	Set 1	0.8	2-OPT	0.2692	0.5714
257	Set 1	0.8	3-OPT	0	0
258	Set 1	0.8	IP	0	0.2143
259	Set 2	0.2	PI	0	0
260	Set 2	0.2	2-OPT	0	0
261	Set 2	0.2	3-OPT	0	0
262	Set 2	0.2	IP	0	0
263	Set 2	0.4	PI	0	0
264	Set 2	0.4	2-OPT	0	0
265	Set 2	0.4	3-OPT	0	0
266	Set 2	0.4	IP	0	0
267	Set 2	0.6	PI	0	0
268	Set 2	0.6	2-OPT	0	0
269	Set 2	0.6	3-OPT	0	0
270	Set 2	0.6	IP	0	0
271	Set 2	0.8	PI	0.8889	0.8889
272	Set 2	0.8	2-OPT	0.4	0.4
273	Set 2	0.8	3-OPT	0	0
274	Set 2	0.8	IP	0	0
275	Set 3	0.2	PI	0	0
276	Set 3	0.2	2-OPT	0	0
277	Set 3	0.2	3-OPT	0	0
278	Set 3	0.2	IP	0	0
279	Set 3	0.4	PI	0	0
280	Set 3	0.4	2-OPT	0	0
281	Set 3	0.4	3-OPT	0	0
282	Set 3	0.4	IP	0	0
283	Set 3	0.6	PI	0	0

ลำดับผลการทดลอง	ปัญหา	วิธี Local Search		Ratio of Non-Dominated Solution	
		ร้อยละการรันเมมเมติก	หลังการมิวเตชั่น	ทดลองครั้งที่ 1	ทดลองครั้งที่ 2
284	Set 3	0.6	2-OPT	0	0
285	Set 3	0.6	3-OPT	0.3846	0.3846
286	Set 3	0.6	IP	0	0
287	Set 3	0.8	PI	0.0476	0.0476
288	Set 3	0.8	2-OPT	0	0
289	Set 3	0.8	3-OPT	0.8	0
290	Set 3	0.8	IP	0.0526	0.0526
291	Garment	0.2	PI	0.3333	0.3333
292	Garment	0.2	2-OPT	0.8	0.8
293	Garment	0.2	3-OPT	0.6667	0.6667
294	Garment	0.2	IP	0.75	0.75
295	Garment	0.4	PI	1	1
296	Garment	0.4	2-OPT	1	1
297	Garment	0.4	3-OPT	1	1
298	Garment	0.4	IP	1	1
299	Garment	0.6	PI	1	1
300	Garment	0.6	2-OPT	1	0.875
301	Garment	0.6	3-OPT	1	1
302	Garment	0.6	IP	1	1
303	Garment	0.8	PI	1	1
304	Garment	0.8	2-OPT	1	1
305	Garment	0.8	3-OPT	0.8333	0.8333
306	Garment	0.8	IP	1	1

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ง

การทดสอบความถูกต้องของโปรแกรม

ในงานวิจัยได้นำวิธีการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึมมาประยุกต์ใช้ในการจัดลำดับเข้าสายการประกอบลักษณะตัวยู ที่มีการผลิตผลิตภัณฑ์ผสม ในระบบการผลิตแบบทันเวลาพอดี โดยนำมาเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์โดยใช้โปรแกรม MATLAB Version 7.0 จากคอมพิวเตอร์ CPU 1.83 GHz./1.99 GB of RAM ดังนั้นเพื่อให้เกิดความถูกต้องของโปรแกรมที่สร้างขึ้นสามารถให้คำตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงต้องทำการตรวจสอบความถูกต้องของโปรแกรมที่ใช้ในการแก้ปัญหาการทดลองในงานวิจัย ซึ่งได้ทำการทดสอบความถูกต้องของโปรแกรมในเรื่องการทำงานในแต่ละขั้นตอนของวิธีอัลกอริทึมการบรรจวบร่วมกับเมมเมติกอัลกอริทึม โดยจะทำการรันโปรแกรมทีละขั้นตอน จากนั้นนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับการคำนวณค่าด้วยมือ เพื่อพิจารณาความถูกต้องและความเป็นไปได้ของผลลัพธ์ที่ได้

1. ปัญหาการทดลองที่ใช้ในการทดสอบความถูกต้องของโปรแกรม

ตัวอย่างการแก้ปัญหาผลิตภัณฑ์ผสมของปัญหา ARCUS 10 ซึ่งมีจำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ 5 ชนิด ได้แก่ A, B, C, D และ E มีจำนวน Minimum Part Set (MPS) คือ [5 3 2 1 1] ความยาว (Length) ของ MPS คือ 12 โดยที่ขั้นงานแต่ละแบบผลิตภัณฑ์ใช้เวลาในการประกอบดังตารางที่ 5.2

1.1 พารามิเตอร์ของอัลกอริทึมการบรรจวบ ที่เลือกใช้เพื่อแสดงตัวอย่างคือ

- จำนวนประชากรเบื้องต้น 5 ตัว
- จำนวนสตริงคำตอบที่ถูกคัดเลือกในการปรับปรุงตารางความน่าจะเป็นเท่ากับ 0.2
- ค่าให้รางวัล(Reward)และค่าลงโทษ(Punish)เท่ากับ 0.15
- วิธีการครอสโอเวอร์แบบ mod OX
- วิธีการมิวเตชั่นแบบ Reciprocal Exchange Mutation
- ความน่าจะเป็นในการครอสโอเวอร์ 0.5
- ความน่าจะเป็นในการมิวเตชั่น 0.05

- ความน่าจะเป็นในการค้นหาเฉพาะที่ 0.6

2. การทดสอบความถูกต้องของโปรแกรม

2.1 การทดสอบความถูกต้องของโปรแกรมในการทำงานแต่ละขั้นตอน

1) การสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น

การสร้างประชากรเบื้องต้นโดยใช้ตัวดำเนินการคือตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) โดยทำการนำจำนวนแบบผลิตภัณฑ์ทั้งหมด นำมาสร้างตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม ดังนี้

จำนวนชนิดของผลิตภัณฑ์ 5 ชนิด ได้แก่ A, B, C, D และ E มีจำนวน Minimum Part Set (MPS) คือ [5 3 2 1 1] สามารถแปลงได้เป็นสัญลักษณ์ดังนี้ $A_1A_2A_3A_4A_5B_1B_2B_3C_1C_1DE$ โดยสัญลักษณ์ที่ใช้หลังจากการสุ่มอธิบายได้ดังนี้

โดยสัยลักษณ์ A_1 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 1
โดยสัยลักษณ์ A_2 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 2
โดยสัยลักษณ์ A_3 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 3
โดยสัยลักษณ์ A_4 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 4
โดยสัยลักษณ์ A_5 แสดงผลิตภัณฑ์ A ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 5
โดยสัยลักษณ์ B_1 แสดงผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 1
โดยสัยลักษณ์ B_2 แสดงผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 2
โดยสัยลักษณ์ B_3 แสดงผลิตภัณฑ์ B ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 3
โดยสัยลักษณ์ C_1 แสดงผลิตภัณฑ์ C ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 1
โดยสัยลักษณ์ C_2 แสดงผลิตภัณฑ์ C ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 2
โดยสัยลักษณ์ D แสดงผลิตภัณฑ์ D ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 1
โดยสัยลักษณ์ E แสดงผลิตภัณฑ์ E ผลิตภัณฑ์ชิ้นที่ 1

ซึ่งมีจำนวนความยาวของ MPS (Length of MPS) หรือจำนวนผลิตภัณฑ์ทั้งหมด คือ 12 หน่วย ดังนั้นขนาดของตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมคือ 12 x 12 โดยการกำหนดค่า

ความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์เริ่มแรก เริ่มต้นค่าความน่าจะเป็นในการถูกสุ่มเลือกเท่ากันทั้งหมดซึ่งมีค่าเท่ากับ $\frac{1}{n-1} = \frac{1}{11} = 0.091$ เมื่อ n คือ จำนวนผลิตภัณฑ์ทั้งหมด

ตารางที่ ง.1 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมด้วยมือ

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_2	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_3	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_4	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_5	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_1	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_2	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_3	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091
C_1	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091
C_2	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091
D	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091
E	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ง.2 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมด้วยโปรแกรม

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_2	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_3	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_4	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
A_5	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_1	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_2	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091
B_3	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091	0.091
C_1	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091	0.091
C_2	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091	0.091
D	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0	0.091
E	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	0

จากตารางที่ ง.1 และ ตารางที่ ง.2 ตารางความน่าจะเป็นร่วมมีขนาดเท่ากับ $n \times n = 12 \times 12$ โดยเส้นทแยงมุมของตารางมีค่าเท่ากับ 0 เพราะว่าไม่มีโอกาสของการถูกสุ่มเลือกแล้วเจอผลิตภัณฑ์ตัวเดิมที่ถูกสุ่มเลือกไปก่อนหน้านี้แล้ว ตัวอย่างเช่น ในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์เข้าสายการประกอบ ในการสุ่มครั้งแรกได้ผลิตภัณฑ์ A_4 แสดงว่าในการสุ่มเลือกครั้งต่อไปผลิตภัณฑ์ A_4 ไม่มีโอกาสของการถูกสุ่มเลือกอีกครั้ง ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นในคู่อันดับ (A_4, A_4) เท่ากับ 0 แต่ค่าที่เหลือในแถวที่ A_4 จะมีโอกาสในการถูกสุ่มเลือกหลังจากสุ่มเลือกได้ผลิตภัณฑ์ A_4 โดยการสุ่มครั้งที่สองอาจสุ่มเจอผลิตภัณฑ์ A_1, A_2, A_3, A_5, B_1, B_2, B_3, C_1, C_1, D, E ดังนั้นค่าค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์ในครั้งแรกในแถวของ A_4 เท่ากับ $\frac{1}{n-1} = \frac{1}{11} = 0.091$ เท่ากันหมดในคู่อันดับ (A_4, A_1), (A_4, A_2), …, (A_4, E) ในตารางความน่าจะเป็นร่วม โดยผลรวมของค่าความน่าจะเป็นในแต่ละแถวเท่ากับ 1

ตัวอย่างในการสุ่มเลือกสตริงคำตอบ ซึ่งมีขนาดความยาวของสตริงคำตอบคือ 12 บิท ดังนั้นต้องทำการสุ่มทั้งหมด 12 ครั้ง จึงได้สตริงคำตอบ 1 ตัว โดยสุ่มแบบไม่ใส่คืน สุ่มจากจำนวนผลิตภัณฑ์ที่จะเข้าสายประกอบคือ $A_1A_2A_3A_4A_5B_1B_2B_3C_1C_2DE$ ตัวอย่างในการสุ่มเลือกสตริงคำตอบที่ 1 แสดงดังนี้

สุ่มครั้งแรกได้	C_2	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 1 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ C
สุ่มครั้งสองได้	A_5	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 2 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งสามได้	D	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 3 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ D
สุ่มครั้งสี่ได้	B_3	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 4 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ B
สุ่มครั้งห้าได้	B_1	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 5 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ B
สุ่มครั้งหกได้	A_1	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 6 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งเจ็ดได้	B_2	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 7 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ B
สุ่มครั้งแปดได้	C_1	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 8 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ C
สุ่มครั้งเก้าได้	A_3	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 9 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งสิบได้	A_2	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 10 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A
สุ่มครั้งสิบเอ็ดได้	E	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 11 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ E
สุ่มครั้งสิบสองได้	A_4	ดังนั้นในตำแหน่งที่ 12 ของลำดับผลิตภัณฑ์คือ A

โดยตัวของผลิตภัณฑ์และชิ้นที่ของผลิตภัณฑ์ ต่อไปนี้จะอ้างอิงตามสัญลักษณ์ที่กล่าวข้างต้น ดังนั้นสตริงคำตอบตัวที่ 1 ที่สุ่มได้คือ $C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$ ส่วนสตริงคำตอบที่เหลืออีก 4 ตัว นั้นใช้หลักการวิธีการสุ่มเลือกเดียวกันเหมือนกับการสุ่มสตริงคำตอบที่ 1 ได้สตริงคำตอบจากการสุ่มเลือกทั้งหมดดังนี้

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
สตริงคำตอบที่ 2 คือ $C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$
สตริงคำตอบที่ 3 คือ $A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$
สตริงคำตอบที่ 4 คือ $A_3B_2A_5A_2EC_2B_3DB_1A_4C_1A_1$
สตริงคำตอบที่ 5 คือ $A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$

3) การประเมินค่าสตริงคำตอบ

เมื่อได้สตริงคำตอบที่แสดงถึงลำดับงานเรียบร้อยแล้ว จึงทำการคำนวณหาค่าตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ในงานวิจัยนี้จะทำการหาวัตถุประสงค์ทั้งหมด 2 วัตถุประสงค์ในเวลาเดียวกันคือ เพื่อให้ค่าความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด และเพื่อให้เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุด

$$Minimize f_1(x) = \sum_{i=1}^{N} (\sum_{k=2}^{L_i} s_{ik} \times t_{ik}) + t_{i0} \quad \text{(ง.1)}$$

$$Minimize f_2(x) = \sum_{j=1}^{J} \sum_{s=1}^{S} \left| \; T_{js} - \overline{T} \; \right| \quad \text{(ง.2)}$$

โดยที่กำหนดให้

$f_1(x)$ คือ เวลาในการปรับตั้งเครื่อง (Setup time)

$f_2(x)$ คือ ความผันแปรของภาระงาน (Absolute Deviation of Workload; ADW)

MPS_i คือ Minimum part set สำหรับงาน (task) i

MS_i คือ ลำดับแบบงาน (Model sequencing) ของงาน i

s_{ik} คือ 1, ถ้าแบบงาน (โมเดล) ที่ตำแหน่ง k ของ MS_i แตกต่างจากแบบงานที่ตำแหน่ง k-1 ของ MS_i ; 0, ที่อื่น

t_{ik} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานที่ i สำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

t_{i0} คือ เวลาปรับตั้งเครื่องจักรของงานเริ่มต้นสำหรับหนึ่งการผลิต MPS_i

L_i คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่ง MPS_i

N คือ จำนวนผลรวมของงานทั้งหมด

J คือ จำนวนสถานีงาน (Work station)

S คือ จำนวนผลรวมของแบบงานสำหรับหนึ่งการผลิต MPS

T_{js} คือ จำนวนของงานที่มอบหมายไปสู่สถานีงาน j รอบ (Cycle) ที่ s

$\overline{T}$ คือ รอบเวลาการผลิต (Cycle time)

n คือ จำนวนของผลิตภัณฑ์ใดผลิตภัณฑ์หนึ่งที่ถูกผลิต

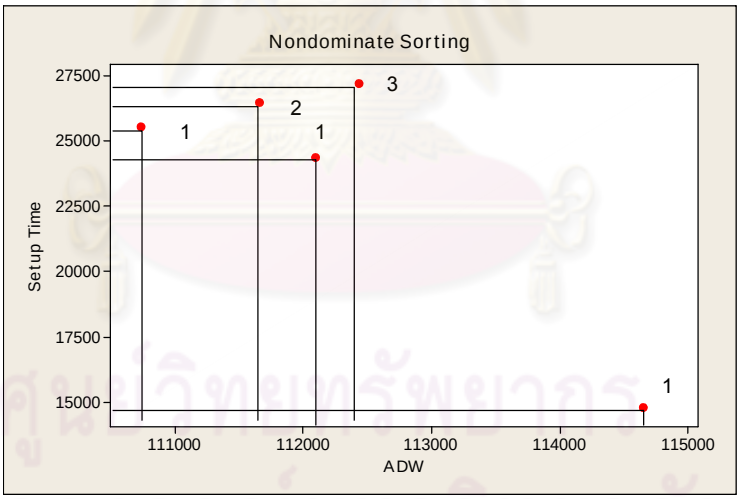
d_i คือ ความต้องการผลิตผลิตภัณฑ์ *i* เมื่อ $i = 1, 2, \ldots, n$

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ง.3 ค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์

String No.	Program		Manual	
	Setup time	ADW	Setup time	ADW
1	25,520	110,730	25,520	110,730
2	24,340	112,100	24,340	112,100
3	14,780	114,650	14,780	114,650
4	26,460	111,660	26,460	111,660
5	27,180	112,430	27,180	112,430

ตารางที่ ง.3 แสดงค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ และในการกำหนดค่าความแข็งแรง (Fitness Value) ให้แก่สตริงคำตอบ จะใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg โดยค่าอันดับที่ได้นี้จะเป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) โดยขั้นตอนนี้จะได้เส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดี (Frontier) ออกมาหลายกลุ่มตามค่า Dummy Fitness จะได้ค่าดังรูปที่ ง.1 และตารางที่ ง.4



รูปที่ ง.1 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg

ตารางที่ ง.4 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness)

String No.	Program	Manual
	Dummy Fitness	Dummy Fitness
1	1	1
2	1	1
3	1	1
4	2	2
5	3	3

4) การคัดเลือกสตริงคำตอบ

สตริงคำตอบที่มีการกำหนดค่าความแข็งแรงเรียบร้อยแล้ว นำมาทำการคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีคำตอบดี (Good Solution) และสตริงคำตอบที่มีคำตอบไม่ดี (Bad Solution) โดยสตริงคำตอบที่ดีนั้นคัดเลือกเฉพาะสตริงคำตอบที่อยู่ใน Dummy Fitness แรก เท่านั้นในที่นี้คือ สตริงคำตอบที่ 1 และ 3 ส่วนสตริงคำตอบที่ไม่ดีนั้นจะคัดเลือกเฉพาะสตริงคำตอบที่อยู่ใน Front สุดท้าย เท่านั้นในที่นี้คือ สตริงคำตอบที่ 4 เลือกสตริงคำตอบทั้งสองชุดมาเพื่อทำปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม ดังนั้นสตริงคำตอบที่ทำการเลือกในตัวอย่างนี้เมื่อเรียงตามค่าความแข็งแรงจากน้อยไปมากดังตารางที่ ง.5

ตารางที่ ง.5 แสดงการเรียงค่าความแข็งแรงจากน้อยไปมาก

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Selection
1	25,520	110,730	1	Good Solution*
2	24,340	112,100	1	Good Solution*
3	14,780	114,650	1	Good Solution*
4	26,460	111,660	2	
5	27,180	112,430	3	Bad Solution*

5) ปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นในตารางความน่าจะเป็น

การปรับปรุงความน่าจะเป็นในตารางความน่าจะเป็นร่วมเป็นขั้นตอนที่สำคัญที่สุด เพื่อให้รางวัล (Reward) หรือเพิ่มโอกาสค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์เป็นสตริงคำตอบให้กับสตริงคำตอบที่ดีในรอบต่อไป ในทางกลับกันเพื่อลงโทษ (Punish) หรือลดค่าความน่าจะเป็นในการสุ่มเลือกผลิตภัณฑ์เป็นสตริงคำตอบให้กับสตริงคำตอบที่ไม่ดีในรอบต่อไป เพื่อกำหนดแนวทางในการสุ่มเลือกสตริงคำตอบในอนาคตให้มีโอกาสสุ่มเลือกเจอสตริงคำตอบที่ดีและหลีกเลี่ยงการสุ่มเลือกเจอสตริงคำตอบที่ไม่ดีเช่นกัน

จากสตริงคำตอบที่คัดเลือกในตาราง สตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี (Good Solution) เป็นสตริงคำตอบที่ 1 และ 3 ส่วนสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ไม่ดี (Bad Solution) เป็นสตริงคำตอบที่ 4

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$ เป็นคำตอบที่ดี

สตริงคำตอบที่ 2 คือ $C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$ เป็นคำตอบที่ดี

สตริงคำตอบที่ 3 คือ $A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$ เป็นคำตอบที่ดี

สตริงคำตอบที่ 5 คือ $A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$ เป็นคำตอบที่ไม่ดี

โดยนำสตริงคำตอบทั้ง 3 ตัวมาปรับปรุงค่าตารางความน่าจะเป็นร่วมดดยแยกเป็น 2 กรณีดังนี้

5.1) กรณีสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี (Good Solution)

พิจารณา สตริงคำตอบที่ 1 คือ $C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$ ทำการปรับปรุงตารางความน่าจะร่วมจากการเลือกผลิตภัณฑ์อันดับแรก (First Walk Matrix Probability) ซึ่งผลิตภัณฑ์อันดับแรกที่ทำถูกเลือกลง สตริงคำตอบที่ดีตัวที่หนึ่ง คือ ผลิตภัณฑ์ C_2 และผลิตภัณฑ์ลำดับสองที่ทำถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ดีตัวที่หนึ่ง คือ ผลิตภัณฑ์ A_5 ทำการให้รางวัล (Reward) หรือเพิ่มค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวแรกที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ) คือคู่ลำดับ (C_2, A_5) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม โดยเพิ่มค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ

$$\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$$ (เมื่อ k คือค่าพารามิเตอร์ในการให้รางวัลที่กำหนดไว้เบื้องต้น)

และลดค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับทั้งหมด (รวมทั้งคู่ลำดับ (C_2, A_5)) ในแถวเดียวกันคือ (C_2, A_1), (C_2, A_2)… (C_2, E) โดยลดค่าความน่าจะเป็นคู่ลำดับละ

$\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$ (เมื่อ k คือค่าพารามิเตอร์ในการถูกลงโทษที่กำหนดไว้เบื้องต้น)

ซึ่งมีคู่ลำดับในการถูกลดค่าความน่าจะเป็นทั้งหมด 11 คู่ลำดับ ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นทั้งหมดในการถูกลดเท่ากับ

$$11x\frac{k}{(n-1)^2} = 11x\frac{0.1}{121} = 0.0091$$

ซึ่งค่าดังกล่าวจะมีค่าเท่ากับค่าความน่าจะเป็นที่จะเพิ่มให้คู่ลำดับ (C_2, A_5) นั้นเอง โดยเริ่มแรกค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับต่างๆ อ้างอิงจากตารางที่ 1 ดังนั้นการคำนวณการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นแบ่งเป็น 2 กรณีดังนี้

กรณีคู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (C_2, A_5) มีการเพิ่มค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 + 0.0091 = 0.1001$

กรณีคู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (C_2, A_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, A_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, A_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, A_4) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, A_5) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1001 - 0.00083 = 0.09927$

ตำแหน่งที่ (C_2, B_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, B_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, B_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, C_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, D) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (C_2, E) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ต่อจากนั้นผลิตภัณฑ์อันดับสามที่ถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ดีตัวแรกต่อจากผลิตภัณฑ์ A_5 คือ ผลิตภัณฑ์ D ดังนั้นจะทำการให้รางวัล (Reward) หรือเพิ่มค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่

สามที่สุ่มเจอ) ก็คือคู่ลำดับ (A_5, D) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม เท่ากับ $\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$ และลดค่าความน่าจะเป็นคู่ลำดับในตำแหน่ง (A_5, A_1), (A_5, A_2)… (A_5, E) คู่ลำดับละ $\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$ มีค่าดังนี้

คู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (A_5, D) มีการเพิ่มค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 + 0.0091 = 0.1001$

คู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (A_5, A_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 A_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 A_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 A_4) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 B_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 B_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 B_3) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 C_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 C_2) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ตำแหน่งที่ (A_5 D) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1001 - 0.00083 = 0.09927$

ตำแหน่งที่ (A_5 E) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.091 - 0.00083 = 0.09017$

ต่อมาทำการพิจารณาคู่ลำดับที่เหลือที่ถูกสุ่มเจอในสริงคำตอบที่ดีตัวที่ 1 คือ (D, B_3), (B_3, B_1), (B_1, A_1), (A_1, B_2), (B_2, C_1), (C_1, A_3), (A_3, A_2), (A_2, E) และ(E, A_4) ตามลำดับ ทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมตามตัวอย่างคู่ลำดับข้างต้นจนครบคู่ลำดับของสตริงคำตอบที่ดีตัวแรก ($B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$) สตริงคำตอบตัวที่ดีตัวสอง ($A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$) และสตริงคำตอบตัวที่ดีตัวสาม $A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$ ทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมโดยใช้ค่าความความน่าจะเป็นหลังจากปรับปรุงด้วยสตริงคำตอบแรกแล้ว จนครบคู่ลำดับของสตริงคำตอบโดยวิธีการคำนวณการปรับค่าความน่าจะเป็นเหมือนสตริงคำตอบที่ดีตัวแรก ซึ่งค่าความน่าจะเป็นร่วมหลังทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมโดยใช้สตริงคำตอบที่ดีทั้ง 2 ตัวได้ผลดังตารางที่ ค.6 และ ตารางที่ ค.7

ตารางที่ ง.6 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีด้วยมือ

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872
A_2	0.1033	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033
A_3	0.0884	0.1157	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884
A_4	0.0884	0.1033	0.1033	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884
A_5	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1157	0.1033
B_1	0.1033	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872
B_2	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0	0.1033	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872
B_3	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.1157	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872
C_1	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.1033
C_2	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.1157	0	0.0872	0.0872
D	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.1157	0.0872	0.0872	0	0.0872
E	0.0884	0.0884	0.0884	0.1033	0.0884	0.0884	0.1033	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ง.7 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีด้วยโปรแกรม

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872
A_2	0.1033	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033
A_3	0.0884	0.1157	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884
A_4	0.0884	0.1033	0.1033	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884
A_5	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1157	0.1033
B_1	0.1033	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872
B_2	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0	0.1033	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872
B_3	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.1157	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872
C_1	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.1033
C_2	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.0872	0.1157	0	0.0872	0.0872
D	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.0872	0.1157	0.0872	0.0872	0	0.0872
E	0.0884	0.0884	0.0884	0.1033	0.0884	0.0884	0.1033	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

5.2) กรณีสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ไม่ดี (Bad Solution)

พิจารณา สตริงคำตอบที่ 5 คือ $A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$ เป็นคำตอบที่ไม่ดีจึงทำการปรับปรุงตารางความน่าจะร่วมจากการเลือกผลิตภัณฑ์อันดับแรก (First Walk Matrix Probability) ซึ่งผลิตภัณฑ์อันดับแรกที่ทำถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ไม่ดีตัวที่หนึ่งคือ ผลิตภัณฑ์ A_2 และผลิตภัณฑ์อันดับสองที่ทำถูกเลือกลงสตริงคำตอบคือ ผลิตภัณฑ์ D ในสตริงคำตอบที่ไม่ดี ทำการลงโทษ (Punishment) หรือลดค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวแรกที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ) คือคู่ลำดับ (A_2, D) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม โดยลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ

$$\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$$

และเพิ่มค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับทั้งหมด (รวมทั้งคู่ลำดับ (A_2, D)) ในแถวเดียวกันคือ (A_2, A_1), (A_2, A_2)… (A_2, E) คู่ลำดับละ

$$\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$$

ซึ่งมีคู่ลำดับในการถูกเพิ่มค่าความน่าจะเป็นทั้งหมด 11 คู่ลำดับ ดังนั้นค่าความน่าจะเป็นทั้งหมดในการถูกเพิ่มเท่ากับ

$$11x\frac{k}{(n-1)^2} = 11x\frac{0.1}{121} = 0.0091$$

ซึ่งค่าดังกล่าวจะมีค่าเท่ากับค่าความน่าจะเป็นที่ลดจากคู่ลำดับ (A_2, D) นั้นเอง โดยค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับต่างๆ อ้างอิงจากตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมหลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดี ตารางที่ 6 ดังนั้นการคำนวณการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นแบ่งเป็น 2 กรณีดังนี้

กรณีคู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (A_2, D) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 - 0.0091 = 0.0781$

กรณีคู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (A_2, A_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1033 + 0.00083 = 0.10413$

ตำแหน่งที่ (A_2, A_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, A_4) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, A_5) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, B_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1033 + 0.00083 = 0.10413$

ตำแหน่งที่ (A_2, B_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, B_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, C_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, C_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (A_2, D) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0781 + 0.00083 = 0.09013$

ตำแหน่งที่ (A_2, E) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1033 + 0.00083 = 0.10413$

ต่อจากนั้นผลิตภัณฑ์อันดับสามที่ถูกเลือกลงสตริงคำตอบที่ดีตัวที่ 1 คือ ผลิตภัณฑ์ A_1 ดังนั้นจะทำการลงโทษ (Punish) หรือลดค่าความน่าจะเป็นในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมที่ตำแหน่ง (ผลิตภัณฑ์ตัวที่สองที่สุ่มเจอ, ผลิตภัณฑ์ตัวที่สามที่สุ่มเจอ) ก็คือคู่ลำดับ (D, A_1) ในตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม เท่ากับ $\frac{k}{n-1} = \frac{0.1}{12-1} = 0.0091$ ซึ่งนำมาเพิ่มค่าความน่าจะเป็นของคู่ลำดับในตำแหน่ง (D, A_1), (D, A_2)... (D, E) คู่ลำดับละ $\frac{k}{(n-1)^2} = \frac{0.1}{121} = 0.00083$ โดยมีการปรับค่าความน่าจะเป็นดังนี้

คู่ลำดับที่มีการถูกลงโทษ

ตำแหน่งที่ (D, A_1) มีการลดค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 - 0.0091 = 0.0781$

คู่ลำดับที่มีการให้รางวัล

ตำแหน่งที่ (D, A_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0781 + 0.00083 = 0.07893$

ตำแหน่งที่ (D, A_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, A_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, A_4) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, A_5) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1033 + 0.00083 = 0.10413$

ตำแหน่งที่ (D, B_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, B_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, B_3) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, C_1) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.1157 + 0.00083 = 0.11653$

ตำแหน่งที่ (D, C_2) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ตำแหน่งที่ (D, E) มีการเพิ่มความน่าจะเป็นเท่ากับ $0.0872 + 0.00083 = 0.08803$

ต่อมาทำการพิจารณาคู่ลำดับที่เหลือที่ถูกสุ่มเจอในสริงคำตอบที่ไม่ดีตัวที่ 1 (A_1, E) (E, B_2) (B_2, C_1), (C_1, B_1) (B_1, A_5) (A_5, A_4), (A_4 , A_3) (A_3, C_2), และ (C_2, B_3) ตามลำดับ ทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมตามตัวอย่างคู่ลำดับข้างต้นจนครบคู่ลำดับของสตริงคำตอบที่ไม่ดี ($A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$) ซึ่งค่าความน่าจะเป็นร่วมหลังทำการปรับปรุงตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมโดยใช้สตริงคำตอบที่ไม่ดีได้ผลดังตารางที่ ง.8 และตารางที่ ง.9

ตารางที่ ง.8 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้วด้วยมือ

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0748
A_2	0.1045	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0748	0.1045
A_3	0.0897	0.1169	0	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.076	0.0897	0.0897
A_4	0.0897	0.1045	0.0909	0	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897
A_5	0.0884	0.0884	0.0884	0.0748	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.1169	0.1045
B_1	0.1045	0.0884	0.1045	0.0884	0.0748	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884
B_2	0.1045	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0	0.1045	0.0909	0.0884	0.0884	0.0884
B_3	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.1157	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872
C_1	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.0748	0.1045	0.0884	0	0.0884	0.0884	0.1045
C_2	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.0748	0.1169	0	0.0884	0.0884
D	0.0748	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.1169	0.0884	0.0884	0	0.0884
E	0.0897	0.0897	0.0897	0.1045	0.0897	0.0897	0.0909	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0

ตารางที่ ง.9 ตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม (Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้วด้วยโปรแกรม

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	D	E
A_1	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0748
A_2	0.1045	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0748	0.1045
A_3	0.0897	0.1169	0	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.076	0.0897	0.0897
A_4	0.0897	0.1045	0.0909	0	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897
A_5	0.0884	0.0884	0.0884	0.0748	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.1169	0.1045
B_1	0.1045	0.0884	0.1045	0.0884	0.0748	0	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884
B_2	0.1045	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0	0.1045	0.0909	0.0884	0.0884	0.0884
B_3	0.0872	0.0872	0.0872	0.1033	0.0872	0.1157	0.0872	0	0.0872	0.0872	0.0872	0.0872
C_1	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.0748	0.1045	0.0884	0	0.0884	0.0884	0.1045
C_2	0.0884	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.0748	0.1169	0	0.0884	0.0884
D	0.0748	0.0884	0.0884	0.0884	0.1045	0.0884	0.0884	0.1169	0.0884	0.0884	0	0.0884
E	0.0897	0.0897	0.0897	0.1045	0.0897	0.0897	0.0909	0.0897	0.0897	0.0897	0.0897	0

แล้วนำตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วม(Matrix Join Probability) หลังการปรับปรุงจากสตริงคำตอบที่มีคำตอบที่ดีและไม่ดีแล้ว ไปเป็นตารางเมทริกซ์ความน่าจะเป็นร่วมในการสุ่มหาสตริงคำตอบในรอบต่อไปโดยอาศัยความน่าจะเป็นในการสุ่มตามตารางที่ 7 นี้

6) การเก็บค่าที่ดีที่สุด

ในการเก็บค่าที่ได้ในรอบนี้จะนำสตริงคำตอบทั้งหมดในรอบนี้คือ 5 ตัว ที่เข้ามาเก็บค่าไว้ นำมารวมกับสตริงคำตอบที่ทำการจัดเก็บในรอบก่อนหน้า (Previous Best String) และหาคำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ เพื่อทำการกำหนดค่าเชิงกลุ่ม หาค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) โดยใช้วิธีแบบ Goldberg หรือ Non-dominated Sorting เรียงลำดับค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงจากค่าน้อย (สตริงตัวดี) ไปหาค่ามาก (สตริงตัวไม่ดี) คัดเลือก 5 อันดับแรก (เท่ากับจำนวนประชากรเริ่มต้นที่กำหนด) เป็นสตริงคำตอบที่มีค่าที่ดีที่สุดในปัจจุบัน(Current

Best String) ซึ่งสตริงคำตอบที่มีค่าที่ดีที่สุดในปัจจุบันจะกลายไปเป็นสตริงคำตอบที่มีค่าที่ดีที่สุดในรอบก่อน(Previous Best String) ในการพิจารณารอบถัดไป

ในตัวอย่างนี้สมมติให้สตริงคำตอบในรอบก่อนหน้าที่ถูกจัดเก็บไว้ มีจำนวนสตริงคำตอบทั้งหมด 5 สตริงคำตอบ คือ

สตริงคำตอบที่ 1คือ $B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$

สตริงคำตอบที่ 2คือ $DB_2A_4C_1B_1A_5C_2B_3EA_3A_2A_1$

สตริงคำตอบที่ 3คือ $A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$

สตริงคำตอบที่ 4คือ $A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$

สตริงคำตอบที่ 5คือ $B_2C_1A_3A_5D\ B_3A_4B_1EA_1\ C_2$

ตารางที่ ง.10 แสดงค่าฟังก์ชันวัตถุประสงคจากสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้าด้วยมือ

String No.	Program		Manual	
	Setup time	ADW	Setup time	ADW
1	24,310	112,460	24,310	112,460
2	28,430	113,800	28,430	113,800
3	20,680	114,650	20,680	114,650
4	31,690	116,030	31,690	116,030
5	30,180	113,860	30,180	113,860

ตารางที่ ง.11 แสดงค่าฟังก์ชันวัตถุประสงคจากสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้าด้วยโปรแกรม

String No.	Program		Manual	
	Setup time	ADW	Setup time	ADW
1	24,310	112,460	24,310	112,460
2	28,430	113,800	28,430	113,800
3	20,680	114,650	20,680	114,650
4	31,690	116,030	31,690	116,030
5	30,180	113,860	30,180	113,860

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ง.10 และ ตารางที่ ง.11 แสดงค่าฟังก์ชันวัตถุประสงคจากสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า และนำสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ได้ในรอบปัจจุบัน (Current Good String) 5 สตริงคำตอบมารวมกับสตริงคำตอบที่ถูจัดเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า (Previous Best String) จำนวน 5 สตริงคำตอบ ดังตารางที่ ง.12

ตารางที่ ง.12 แสดงสตริงคำตอบที่ทำให้ได้คำตอบที่ดีในรอบปัจจุบันรวมกับสตริงคำตอบที่ถูกจัดเก็บไว้ในรอบก่อนหน้า

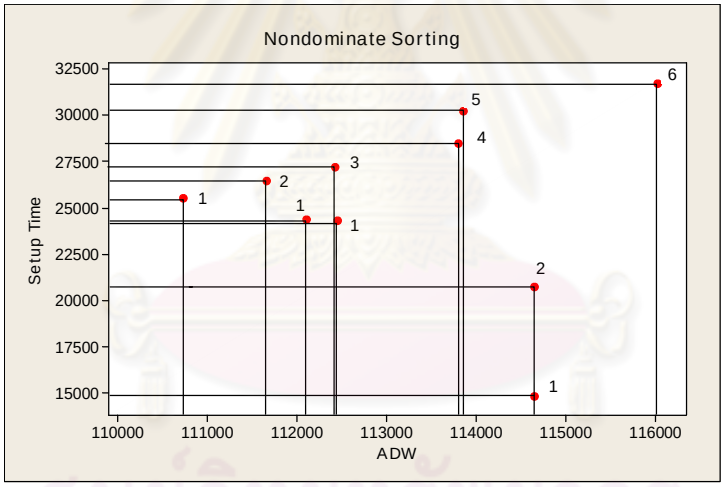
ลักษณะสตริงคำตอบ	String No.	Strings
Previous Best String	1	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$
	2	$DB_2A_4C_1B_1A_5C_2B_3EA_3A_2A_1$
	3	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$
	4	$A_4B_2A_1EB_3A_5C_1A_3B_1A_2DC_2$
	5	$B_2C_1A_3A_5D\ B_3A_4B_1EA_1C_2A$
Current Good String	6	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
	7	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$
	8	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$
	9	$A_3B_2A_5A_2EC_2B_3DB_1A_4C_1A_1$
	10	$A_2DA_1EB_2C_1B_1A_5A_4A_3C_2B_3$

คำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ทั้งหมด 4 สตริงคำตอบ เพื่อนำไปกำหนดอันดับเชิงกลุ่มวิธี Non-dominated Sorting ดังตารางที่ ง.13 รูปที่ ง.2

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ง.13 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน

ลักษณะสตริงคำตอบ	String No.	Setup Time	ADW
Previous Best String	1	24,310	112,460
	2	28,430	113,800
	3	20,680	114,650
	4	31,690	116,030
	5	30,180	113,860
Current Good String	6	25,520	110,730
	7	24,340	112,100
	8	14,780	114,650
	9	26,460	111,660
	10	27,180	112,430



รูปที่ ง.2 การกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงในการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อเก็บไว้ในรอบปัจจุบัน

ตารางที่ ง.14 การคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุด

String No.	Program				Manual			
	Setup Time	ADW	Dummy Fitness	Selections	Setup Time	ADW	Dummy Fitness	Selections
9	14,780	114,650	1	Select	14,780	114,650	1	Select
8	24,310	112,460	1	Select	24,310	112,460	1	Select
10	24,340	112,100	1	Select	24,340	112,100	1	Select
7	25,520	110,730	1	Select	25,520	110,730	1	Select
4	20,680	114,650	2	Select	20,680	114,650	2	Select
5	26,460	111,660	2		26,460	111,660	2	
2	27,180	112,430	3		27,180	112,430	3	
3	28,430	113,800	4		28,430	113,800	4	
6	30,180	113,860	5		30,180	113,860	5	
1	31,690	116,030	6		31,690	116,030	6	

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จากรูปที่ ค.2 และ ตารางที่ ค.14 เห็นได้ว่าสตริงคำตอบ 5 ตัวแรกนั้นมีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงน้อยสุด ดังนั้นจึงนำค่าสตริงคำตอบทั้งห้าตัวจัดเก็บไว้ในรอบปัจจุบัน และจะกลายไปเป็นสตริงคำตอบที่ถูกเก็บไว้ในรอบก่อนหน้าในรอบต่อไป ถ้าจำนวนรอบนี้มีค่าเท่ากับจำนวนรอบที่ตั้งไว้ในการรันของวิธีการคอยน์ สตริงคำตอบที่ทำให้ค่าดีที่สุดเป็นไปตามฟังก์วัตถุประสงค์ จะเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในการรันเมมเมติกอัลกอริทึมของปัญหาดังกล่าวต่อไป

7) การสร้างสตริงคำตอบเบื้องต้น

สตริงคำตอบเบื้องต้น ใช้สตริงคำตอบสุดท้ายของวิธีการคอยน์ ดังนั้นสตริงคำตอบเบื้องต้นทั้งหมดดังนี้

สตริงคำตอบที่ 1 คือ $A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$

สตริงคำตอบที่ 2 คือ $B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$

สตริงคำตอบที่ 3 คือ $C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$

สตริงคำตอบที่ 4 คือ $C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$

สตริงคำตอบที่ 5 คือ $A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$

8) การประเมิณและกำหนดความหนาแน่นของประชากรคำตอบ

จากสตริงคำตอบเบื้องต้นทั้ง 5 ตัว จะทำการเลือกไปทำการค้นหาเฉพาะที่ ซึ่งจำการคัดเลือกสตริงที่มีค่าความแข็งแรงสูงสุดคือที่มีอันดับน้อย

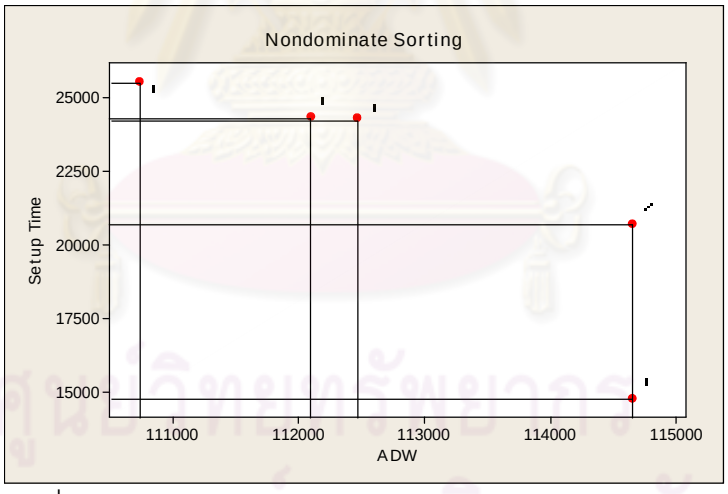
เมื่อได้สตริงคำตอบที่แสดงถึงลำดับงานเรียบร้อยแล้ว จึงทำการคำนวณหาค่าตามฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ในงานวิจัยนี้จะทำการหาวัตถุประสงค์ทั้งหมด 2 วัตถุประสงค์ในเวลาเดียวกันคือ เพื่อให้ค่าความผันแปรของภาระงานน้อยที่สุด และเพื่อให้เวลาในการปรับตั้งเครื่องจักรน้อยที่สุดตามสมการที่ (ง.1) และ (ง.2) ได้ค่าดังตารางที่ ง.15

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ ง.15 ค่าจากการคำนวณวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์

สตริงคำตอบที่	Program		Manual	
	Setup time	ADW	Setup time	ADW
1	14,780	114,650	14,780	114,650
2	24,310	112,460	24,310	112,460
3	24,340	112,100	24,340	112,100
4	25,520	110,730	25,520	110,730
5	20,680	114,650	20,680	114,650

ในการกำหนดค่าความแข็งแรง (Fitness Value) ให้แก่สตริงคำตอบ จะใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg โดยค่าอันดับที่ได้นี้จะเป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) โดยขั้นตอนนี้จะได้เส้นขอบเขตกลุ่มคำตอบที่ดี (Frontier) ออกมาหลายกลุ่มตามค่า Dummy Fitness เนื่องจากค่าจำนวนสถานีงานของสตริงคำตอบเท่ากันหมดจึงไม่ทำการพิจารณาวัตถุประสงค์นี้ จะได้ค่าดังรูปที่ ง.3 และตารางที่ ง.16



รูปที่ ง.3 ค่า Dummy Fitness วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg

ตารางที่ ง.16 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness)

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness
1	14,780	114,650	1
2	24,310	112,460	1
3	24,340	112,100	1
4	25,520	110,730	1
5	20,680	114,650	2

การคำนวณหาค่าความหนาแน่นด้วยวิธี Crowding Distance

การคำนวณจะทำหาค่าสูงสุดและต่ำสุดของค่าวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ ซึ่งกำหนดให้ $f_1^{\max}, f_2^{\min}$ คือ ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 ที่มีค่าสูงสุดสุดและต่ำสุดตามลำดับ

$f_1^{\max}, f_2^{\min}$ คือ ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ที่มีค่าสูงสุดสุดและต่ำสุดตามลำดับ

ในการคำนวณหาค่า Crowding Distance จะทำการพิจารณาทีละ Front ดังนั้นในที่นี้จะทำการพิจารณาที่ Front ที่ 1 ก่อน

จากตารางที่ ทำการหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่หนึ่ง และสองที่มีค่าสูงสุดและต่ำที่สุด จะมีค่าดังนี้ $f_1^{\max} = 25{,}520$, $f_1^{\min} = 14{,}780$, $f_2^{\max} = 114{,}650$ และ $f_2^{\min} = 110{,}730$ จากนั้นจะทำการเรียงค่าที่อยู่ใน Front ที่ 1 โดยเรียงค่าวัตถุประสงค์ที่ 2 จากน้อยไปหามากได้ดังตารางที่ ง. 17

ตารางที่ ง.17 การเรียงลำดับค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ใน Front ที่ 1

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	i
1	14,780	114,650	1	1
2	24,310	112,460	1	2
3	24,340	112,100	1	3
4	25,520	110,730	1	4

จากตารางที่สมาชิกคำตอบที่มีลำดับที่ 1 ($i=1$) หรือมีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์น้อยที่สุด และลำดับสุดท้าย ($i=4$) หรือมีค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์มากที่สุด คำตอบสองคำตอบนี้จะถือว่ามีค่า Crowding Distance เท่ากับอนันต์ (Infinity)

ส่วนลำดับที่เหลือจะทำการคำนวณหา Crowding Distance ซึ่งในที่นี้คือลำดับที่ 2 โดยคำนวณที่ลำดับที่ 2 ได้ค่าดังนี้

$$cd_1\left(x_{[2,2]}\right)=\left|\frac{f_1\left(x_{[2+1,2]}\right)-f_1\left(x_{[2-1,2]}\right)}{f_1^{\max}-f_1^{\min}}\right|$$

$$cd_1\left(x_{[2,2]}\right)=\left|\frac{24310-14780}{25520-14780}\right|=\left|\frac{9530}{10740}\right|=0.8873$$

และ

$$cd_2\left(x_{[2,3]}\right)=\left|\frac{f_2\left(x_{[2+1,3]}\right)-f_2\left(x_{[2-1,3]}\right)}{f_2^{\max}-f_2^{\min}}\right|$$

$$cd_2\left(x_{[2,3]}\right)=\left|\frac{114650-112460}{114650-110730}\right|=\left|\frac{2190}{3920}\right|=0.5587$$

ลำดับที่ 2 จะมีค่า Crowding Distance เท่ากับ $0.8873+0.5587=1.446$

และลำดับที่ 3 โดยคำนวณที่ลำดับที่ 3 ได้ค่าดังนี้

$$cd_1\left(x_{[2,2]}\right)=\left|\frac{f_1\left(x_{[2+1,2]}\right)-f_1\left(x_{[2-1,2]}\right)}{f_1^{\max}-f_1^{\min}}\right|$$

$$cd_1\left(x_{[2,2]}\right)=\left|\frac{24340-24310}{25520-14780}\right|=\left|\frac{30}{10740}\right|=0.0028$$

และ

$$cd_2\left(x_{[2,3]}\right)=\left|\frac{f_2\left(x_{[2+1,3]}\right)-f_2\left(x_{[2-1,3]}\right)}{f_2^{\max}-f_2^{\min}}\right|$$

$$cd_2\left(x_{[2,3]}\right)=\left|\frac{112100-112460}{114650-110730}\right|=\left|\frac{360}{3920}\right|=0.0918$$

ลำดับที่ 2 จะมีค่า Crowding Distance เท่ากับ $0.0028+0.0918=0.0946$

ใน Front อื่นๆ พิจารณาเหมือนกัน ดังนั้นค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบทั้ง 5 ตัว มีค่าดังตารางที่ ง.18

ตารางที่ ง.18 การเปรียบเทียบค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ

String No.	Program		Manual	
	Dummy Fitness	Crowding Distance	Dummy Fitness	Crowding Distance
1	1	Infinity	1	Infinity
2	1	1.446	1	1.446
3	1	0.0946	1	0.0946
4	1	Infinity	1	Infinity
5	2	Infinity	2	Infinity

9) การคัดเลือกสตริงคำตอบ

การคัดเลือกคำตอบรุ่นพ่อแม่จากการใช้ binary tournament selection จากการหาค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting โดยทำการสลับค่าให้ค่าจากค่า Dummy Fitness จาก ค่าน้อยเป็นค่ามากและคำนวณหาค่า pi และ qi ซึ่งค่า qi คือค่า pi สะสม จากสตริงคำตอบที่ 1 มีค่า Dummy Fitness เท่ากับ 1 เปลี่ยนเป็นค่าเท่ากับ 2 และทำการหาค่า $p_1 = 2/9 = 0.2222$ ดังตารางที่ ง.19

ตารางที่ ง.19 การแปลงค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness) ก่อนทำการผสมพันธุ์

String No.	Setup time	ADW	Fitness	แปลงค่า Fitness	Crowding Distance
1	14,780	114,650	1	2	Infinity
2	24,310	112,460	1	2	1.446
3	24,340	112,100	1	2	0.0946
4	25,520	110,730	1	2	Infinity
5	20,680	114,650	2	1	Infinity

คัดเลือกคำตอบที่จะเข้าไปสู่ Mating pool จากการใช้ binary tournament selection จากการหาค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting แบบข้างต้น ได้ตารางที่ ง.20 และตารางที่ ง.21

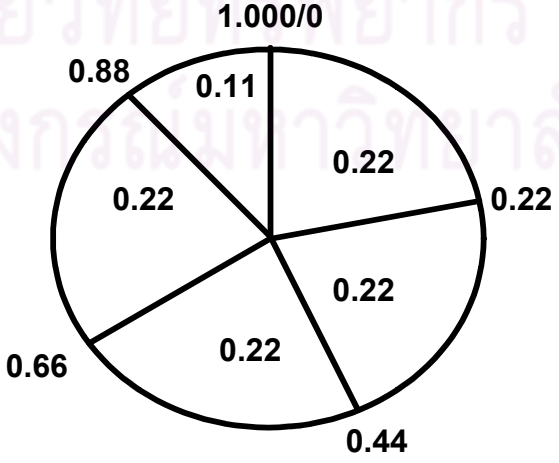
ตารางที่ ง.20 แสดงผลการคำนวณค่าคำนวณหาค่า pi และ qi ด้วยมือ

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness Value	แปลง Fitness	Crowding Distance	Pi	Qi
1	14,780	114,650	1	2	Infinity	0.22	0.22
2	24,310	112,460	1	2	1.446	0.22	0.44
3	24,340	112,100	1	2	0.0946	0.22	0.66
4	25,520	110,730	1	2	Infinity	0.22	0.88
5	20,680	114,650	2	1	Infinity	0.11	1
				9		1	

ตารางที่ ง.21 แสดงผลการคำนวณค่าคำนวณหาค่า pi และ qi ด้วยโปรแกรม

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness Value	แปลง Fitness	Crowding Distance	Pi	Qi
1	14,780	114,650	1	2	Infinity	0.22	0.22
2	24,310	112,460	1	2	1.446	0.22	0.44
3	24,340	112,100	1	2	0.0946	0.22	0.66
4	25,520	110,730	1	2	Infinity	0.22	0.88
5	20,680	114,650	2	1	Infinity	0.11	1
				9		1	

การสร้างวงล้อรูเล็ต



รูปที่ ง.4 วงล้อรูเล็ตของปัญหาก่อนเข้าสู่ Mating pool

จากรูปที่ ง.4 สุ่มเลือกสตริงคำตอบ 2 ตัวจากวงล้อรูเล็ตแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน เพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีค่า Fitness มากกว่าเข้าสู่ Mating Pool ผลการคัดเลือกจะได้สตริงทั้ง 5 ตัวคือ สตริงหมายเลข 3, 2, 1, 4, 1 ซึ่งจะกลายเป็นสตริงหมายเลข 1-5 ตามลำดับเข้าสู่ขั้นตอนต่อไป ดังตารางที่ ง.22

ตารางที่ ง.22 วิธี Binary Tournament Selection ก่อนทำการผสมพันธุ์

String No.	Population 1				Population 2				N0_String Selected
	r_1	$q_i > r_1$	String	Fitness	r_2	$q_i > r_2$	String	Fitness	
1	0.567	0.66	3	1	0.982	1	5	2	**3**
2	0.654	0.66	3	1	0.321	0. 44	2	1	**2**
3	0.145	0.22	1	1	0.738	0.88	4	1	**1**
4	0.578	0.66	3	1	0.856	0.88	4	1	**4**
5	0.664	0.88	4	1	0.004	0. 22	1	1	**1**

*<u>หมายเหตุ</u> ถ้าสตริงคู่ใดมีค่า Fitness เท่ากัน ให้พิจารณาเลือกสตริงที่มีค่า Crowding Distance มากที่สุด แต่ถ้าค่า Crowding Distance เท่ากันอีก เลือกสตริงตัวไหนก็ได้

10) การครอสโอเวอร์

ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่าสุ่ม r น้อยกว่าค่า Pc ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $Pc = 0.5$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกครอสโอเวอร์ จึงจะมีประมาณ 50% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.5 \times 5 = 2.5$ ตัว การสุ่มเลือกสตริงคำตอบแสดงได้ดังตารางที่ ง.23

ตารางที่ ง.23 แสดงผลการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการครอสโอเวอร์

String No.	Strings	r_i	$r_i < 0.5$
1	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	0.245	Selected
2	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$	0.446	Selected
3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$	0.754	-
4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	0.988	-
5	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	0.667	-

เนื่องจากสตริงที่ถูกสุ่มเลือกไปครอสโอเวอร์มีเพียง 3 ตัวคือสตริงหมายเลข 1 2 4 ซึ่งไม่สามารถจับคู่ได้จึงต้องทำการลดหรือเพิ่มสตริงคำตอบโดยสุ่มเลข 0 หรือ 1 ในที่นี้ให้สุ่มได้เลข 0 ซึ่งหมายความว่าจะต้องลดสตริงคำตอบเข้าไปอีกหนึ่งตัว โดยเลือกจากสตริงคำตอบที่เลือกเข้ามา สมมติเลือกได้สตริงหมายเลข 4 ดังนั้นจะได้สตริงตอบที่จะนำไปครอสโอเวอร์ คือสตริงหมายเลข 1 2 ซึ่งสามารถจับคู่ได้เป็น 1-2

นำสตริงคู่แรกไปครอสโอเวอร์ด้วยวิธี Modified Order Crossover (modOX) มีวิธีการดังนี้ซึ่งเป็นวิธีการครอสโอเวอร์ที่ดัดแปลงจากวิธี Order Crossover (Davis, 1985) เป็นการสุ่มสตริงพ่อแม่ 2 ตัว มาแลกเปลี่ยนสตริงกันเพื่อสร้างเป็นสตริงรุ่นลูก เริ่มต้นโดยการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัว เพื่อหาสตริงย่อย ตัวเลขสุ่มที่ที่มีค่าน้อยกว่าจะเป็นตำแหน่งเริ่มต้นของสตริงย่อย ส่วนตัวเลขสุ่มที่มีค่ามากจะเป็นตำแหน่งสุดท้ายภายในสตริงย่อย จากนั้นคัดลอกสตริงย่อยจากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 และ 2 มาใส่ในสตริงลูกในตำแหน่งเดียวกัน

สมมติว่าทำการสุ่มตัวเลขขึ้นมา 2 ตัวคือ 4 และ 6 ดังนั้นได้ว่าสตริงย่อยที่ได้จากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 1 (P1) คือ [2 2 3] และสตริงย่อยจากสตริงพ่อแม่ตัวที่ 2 (P2) คือ [1 2 3] จากนั้นคัดลอกสตริงย่อยลงในสตริงลูก (O1 และ O2) ในตำแหน่งเดียวกัน ตำแหน่งที่เหลือเป็นตำแหน่งว่างแทนด้วย *

P1 = [1 1 2 2 2 3 3 3]

O1 = [* * * 2 2 3 * * *]

O2 = [* * * 1 2 3 * * *]

P2 = [1 2 3 1 2 3 2 3 3]

ลบค่าใน P2 ที่ซ้ำกับค่าใน O1 และ ลบค่าใน P1 ที่ซ้ำกับค่าใน O2 โดยเริ่มจากตำแน่งที่ 1 จนครบจำนวนที่ซ้ำ โดยการแทนที่ด้วย x

P1 = [1 1 2 2 2 3 3 3]

O1 = [* * * 2 2 3 * * *]

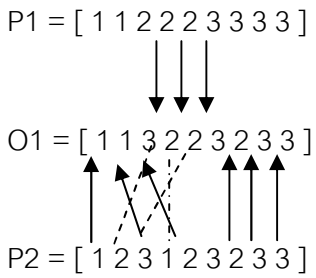
P2 = [1 x x 1 x 3 2 3 3]

P1 = [x 1 x 2 2 x 3 3 3]

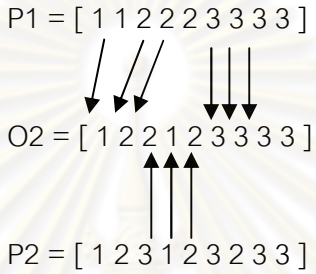
O2 = [* * * 1 2 3 * * *]

P2 = [1 2 3 1 2 3 2 3 3]

นำค่าที่เหลืออยู่ใน P2 มาแทนที่ * ใน O1 ตามลำดับเดิม



และแทนค่าที่เหลือใน P1 มาแทนที่ * ใน O2 ตามลำดับเดิม



ดังนั้นจะได้สริงรุ่นลูกคือ

O1 = [1 1 3 2 2 3 2 3 3]

O2 = [1 2 2 1 2 3 3 3 3]

ด้วยวิธีการครอสโอเวอร์แบบ ModOX ที่ได้นำเสนอไปจะได้สตริงคำตอบในรุ่นลูก (Offspring) หลังจากการทำครอสโอเวอร์วิธี modOX คือ

Offspring 1 = $A_4A_3A_2B_2C_1A_5C_2B_3B_1DA_1E$

Offspring 2 = $B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$

สตริงที่ได้จากการทำครอสโอเวอร์จะถูกนำไปทำการมิวเตชั่น

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

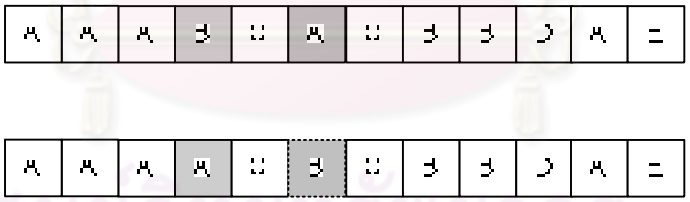
11) การมิวเตชั่น

ในที่นี้กำหนดให้ $Pm = 0.05$ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่าสุ่ม r น้อยกว่าค่า Pm ดังนั้นสตริงที่จะถูกครอสโอเวอร์ จึงจะมีประมาณ 5% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.05 \times 5 = 0.25 \approx 1$ ตัว การสุ่มเลือกสตริงคำตอบแสดงได้ดังตารางที่ ง.24

ตารางที่ ง.24 ผลการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการมิวเตชั่น

String No.	Strings	r_i	$r_i < 0.05$
1	$A_4A_3A_2B_2C_1A_5C_2B_3B_1DA_1E$	0.009	Selected
2	$B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$	0.789	-
3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$	0.468	-
4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	0.236	-
5	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	0.115	-

สตริงคำตอบตัวที่ 1 เป็นสตริงคำตอบที่ถูกเลือกให้ทำการมิวเตชั่น โดยใช้วิธี Reciprocal Exchange Mutation เป็นการสลับตำแหน่งของตัวเลข 2 ตัวภายในสตริงคำตอบ โดยเริ่มจากการทำการสุ่มตัว 2 ตัวที่ไม่ซ้ำกัน สมมติสุ่มได้เลข 4 และ 6 จากนั้นทำการสลับตำแหน่งของตัวเลขทั้งสองดังรูปที่ ง.5



รูปที่ ง.5 วิธี Reciprocal Exchange Mutation

จะได้สตริงคำตอบในรุ่นลูกทั้งหมด 5 ตัว หลังการทำมิวเตชั่นเพื่อนำไปรวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น เพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดของสตริงคำตอบไว้ ในตารางที่ ง.25

ตารางที่ ง.25 แสดงสตริงคำตอบที่รวมกันหลังจากทำการมิวเทชั่น

String No.	Strings
1	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
2	$B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$
3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$
4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
5	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$

12) การค้นหาเฉพาะที่หลังการทำมิวเตชั่น

ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่า P_{LS} ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $P_{LS} = 0.6$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกทำการค้นหาเฉพาะที่ จึงจะมีประมาณ 60% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.6 \times 5 = 3$ ตัว

จากสตริงคำตอบที่ได้หลังการทำมิวเตชั่นจะคำนวณหาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ และทำการหาค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง(Dummy Fitness) กับความหนาแน่นของสตริงคำตอบแบบ Crowding Distance

ตารางที่ ง.26 การเปรียบเทียบค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ

String No.	Program		Manual	
	Dummy Fitness	Crowding Distance	Dummy Fitness	Crowding Distance
1	1	Infinity	1	Infinity
2	1	2	1	2
3	2	Infinity	2	Infinity
4	1	Infinity	1	Infinity
5	2	Infinity	2	Infinity

ตารางที่ ง.26 แสดงค่า Crowding Distance ของสตริงคำตอบ และคัดเลือกคำตอบที่จะเข้าไปทำการค้นหาเฉพาะที่จากการใช้ binary tournament selection จากการหารค่า Fitness Value ที่ได้จากการหา Non-dominated Sorting โดยทำการสลับค่าให้ค่าจากค่า Dummy Fitness จาก ค่าน้อยเป็นค่ามากเพื่อที่จะให้มีโอกาศในการถูกคัดเลือกมากขึ้น และคำนวณหาค่า pi และ qi ซึ่งค่า qi คือค่า pi สะสม ตัวอย่างเช่นสตริงคำตอบที่ 3 มีค่า

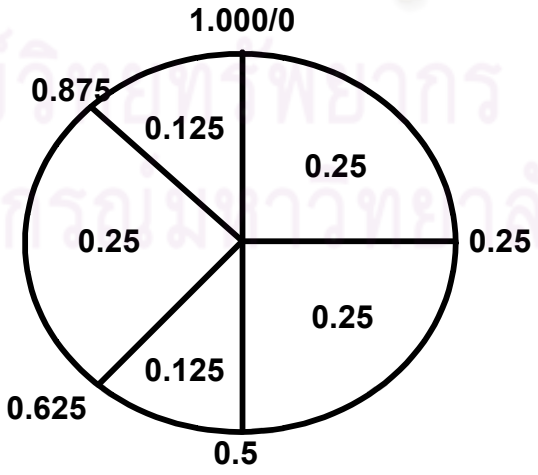
Dummy Fitness เท่ากับ 1 แปลงค่า Fitness เป็นค่าเท่ากับ 4 และทำการหาค่า $p_1 = 4/13 = 0.308$ สำหรับ สตริงคำตอบตัวอื่นๆพิจารณาเหมือนกัน ค่าที่ได้แสดงดังตารางที่ ง. 27

ตารางที่ ง.27 แสดงค่าคำนวณ pi และ qi

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness Value	แปลง Fitness	Crowding Distance	Pi	Qi
1	20366	111580	1	2	Infinity	0.25	0.25
2	24135	110810	1	2	2	0.25	0.5
3	24340	112100	2	1	Infinity	0.125	0.625
4	25520	110730	1	2	Infinity	0.25	0.875
5	20680	114650	2	1	Infinity	0.125	1
				8		1	

การสร้างวงล้อรูเล็ต

วงล้อรูเล็ต คือวงกลมที่มีพื้นที่ขนาด 1 หน่วยซึ่งพื้นที่ถูกแบ่งออกเป็นส่วนๆตามจำนวนของประชากรในแต่ละเจนเนอเรชั่น (เท่ากับ *popsize* ส่วน) พื้นที่แต่ละส่วนจะมีขนาดเท่ากับความน่าจะเป็นในการถูกเลือกของสตริงคำตอบแต่ละตัว โดยใช้ค่า pi และ qi เป็นตัวกำหนดพื้นที่ในวงกลมสามารถสร้างได้ดังนี้



รูปที่ ง.6 วงล้อรูเล็ตของปัญหา

จากรูป ง.6 ทำการสุ่มเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยพิจารณาจากสตริงคำตอบที่มีค่า P_{LS} ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ $P_{LS} = 0.6$ ดังนั้นสตริงที่จะถูกทำการค้นหาเฉพาะที่ จึงจะมีประมาณ 60% ของสตริงคำตอบทั้งหมด หรือเท่ากับ $0.6 \times 5 = 3$ ตัว

สุ่มเลือกสตริงคำตอบ 2 ตัวจากวงล้อรูเล็ตแล้วนำมาเปรียบเทียบกัน เพื่อคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีค่า Fitness มากกว่าเข้าสู่ Mating Pool ผลการคัดเลือกจะได้สตริงทั้ง 3 ตัวคือ สตริงหมายเลข 2, 3, 4 แสดงได้ดังตารางที่ 5.8 ซึ่งจะกลายเป็นสตริงหมายเลข 1, 2 และ 3 ตามลำดับเข้าสู่ขั้นตอนต่อไป ดังตารางที่ ง.28

ตารางที่ ง.28 วิธี Binary Tournament Selection สำหรับการคัดเลือกสตริงคำตอบ

String No.	Population 1				Population 2				N0_String Selected
	r_1	$q_i > r_1$	String	Fitness	r_2	$q_i > r_2$	String	Fitness	
1	0.654	0.875	4	1	0.367	0.5	2	1	**4**
2	0.134	025	1	1	0.834	0.875	4	1	**1**
3	0.985	0.154	5	2	0.004	0.25	1	1	**1**

*<u>หมายเหตุ</u> ถ้าสตริงคู่ใดมีค่า Fitness เท่ากัน ให้พิจารณาเลือกสตริงที่มีค่า Crowding Distance มากที่สุด แต่ถ้าค่า Crowding Distance เท่ากันอีก เลือกสตริงตัวไหนก็ได้ ได้สตริงคำตอบดัง

ตารางที่ ง.29 แสดงสตริงคำตอบก่อนทำการคัดเลือกเข้าทำการค้นหาเฉพาะที่

String No.	Strings
1	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
2	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$

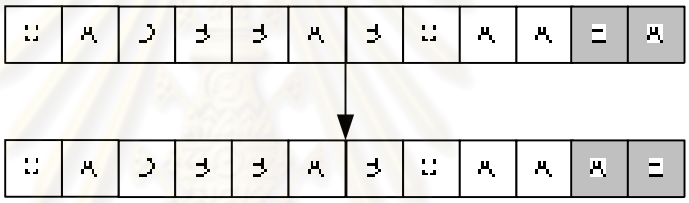
นำสตริงคำตอบที่ได้จากตารางที่ ง.29 จะทำการค้นหาเฉพาะที่ 2 ตัว ทำการเปลี่ยนเป็นค่าลำดับผลิตภัณฑ์เพื่อทำการคำนวณหาค่าวัตถุประสงค์

หลังจากคัดเลือกด้วย วิธี Binary Tournament Selection แล้วจะได้สตริงคำตอบที่จะเข้าสู่ Mating pool ดังตารางที่ ง.30

ตารางที่ ง.30 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของตัวเลือกทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือก

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	25,520	110,730
2	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$	20,366	111,580
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$	20,366	111,580

สตริงคำตอบที่ถูกคัดเลือกจะทำการค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาจากสตริงตัวหนึ่งก่อน ทำการสุ่มตำแหน่งสองตำแหน่งเพื่อทำการแลกเปลี่ยนตำแหน่งกัน สมมติสุ่มได้ตำแหน่ง [11, 12] ในสตริงที่ 1 จะทำการสลับแลกเปลี่ยนตำแหน่งกันระหว่าง 11 กับ 12 ดังรูปที่ ง.7



รูปที่ ง.7 การทำการค้นหาเฉพาะก่อนทำการคัดเลือกวิธี 2-Opt

หลังจากการทำการค้นหาเฉพาะที่ จะทำการเปรียบเทียบค่าค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ว่าตรงตามกฎการยอมรับหรือไม่

ตารางที่ ง.31 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ สตริงที่ 1 คำนวนมือ

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2\underline{EA_4}$	25,520	110,730
หลังทำ	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2\underline{A_4E}$	24,017	113,010

ตารางที่ ง.32 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของ สตริงที่ 1 คำนวนโปรแกรม

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2\underline{EA_4}$	25,520	110,730
หลังทำ	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2\underline{A_4E}$	24,017	113,010

ตารางที่ ง.31 และตารางที่ ง.32 แสดงค่าการเปรียบเทียบวัตถุประสงค์ระหว่างก่อนทำและหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ และในงานวิจัยนี้ใช้ 4 กฎในการเคลื่อนย้ายตำแหน่งเฉพาะที่ เมื่อกำหนดให้ S เป็นคำตอบก่อนทำการค้นหาเฉพาะที่ และ S' เป็นคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่ โดยจะทำการยอมรับ $(accept(S,S'))$ ว่าคำตอบที่ได้มีคุณภาพดีขึ้น ดังนี้ (Lacomme และ Prins และ Sevaux, 2005)

ตารางที่ ง.33 หลักการยอมรับ (Acceptance Rule)

กฎการยอมรับ	**เงื่อนไข**
กฎที่ 1	$(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) < 0$
กฎที่ 2	$(accept(S,S')) = f_2(S') - f_2(S) < 0$
กฎที่ 3	$(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) \le 0$ และ $f_2(S') - f_2(S) < 0$ หรือ $(accept(S,S')) = f_1(S') - f_1(S) < 0$ และ $f_2(S') - f_2(S) \le 0$
กฎที่ 4	$(accept(S,S')) = w_1 \cdot (f_1(S') - f_1(S)) + (1-w_1) \cdot (f_2(S') - f_2(S)) \le 0$

จากตารางที่ ง.33 สตริงคำตอบที่ 1 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับที่ 1 พบว่ายอมรับ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าคำตอบเดิม

ในสตริงที่ 2 ประเมินโดยการใช้การค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาเหมือนสตริงที่ 1 พิจารณาตารางที่ ง.31 และตารางที่ ง.32

ตารางที่ ง.34 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงที่ 2 คำนวณมือ

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1\underline{B_2C_2}B_3B_1DA_1E$	20,366	111,580
หลังทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1\underline{C_2B_2}B_3B_1DA_1E$	14,780	147,800

ตารางที่ ง.35 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงที่ 2 คำนวณโปรแกรม

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1\underline{B_2C_2}B_3B_1DA_1E$	20,366	111,580
หลังทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1\underline{C_2B_2}B_3B_1DA_1E$	14,780	147,800

จากตารางที่ ง.34 และตารางที่ ง.35 สตริงคำตอบที่ 2 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับที่ 1 พบว่ายอมรับ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าคำตอบเดิม

ในสตริงที่ 3 ประเมินโดยการใช้การค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-opt โดยพิจารณาเหมือนสตริงที่ 2 พิจารณาตารางที่ ง.34 และตารางที่ ง.35

ตารางที่ ง.36 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงที่ 3

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2\underline{C_2}B_3\underline{B_1}DA_1E$	20,366	111,580
หลังทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2\underline{B_1}B_3\underline{C_2}DA_1E$	17,520	112,430

ตารางที่ ง.37 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลังการทำการค้นหาเฉพาะที่ก่อนทำการคัดเลือกของสตริงที่ 3

ลักษณะคำตอบ	Strings	Setup time	ADW
ก่อนทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2\underline{C_2}B_3\underline{B_1}DA_1E$	20,366	111,580
หลังทำ	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2\underline{B_1}B_3\underline{C_2}DA_1E$	17,520	112,430

จากตารางที่ ง.36 และตารางที่ ง.37 สตริงคำตอบที่ 3 ที่ทำการเลือกมาหลังการทำค้นหาเฉพาะที่วิธี 2-Opt ก่อนทำการคัดเลือก เมื่อพิจารณาจากกฎการยอมรับที่ 1 พบว่ายอมรับ เนื่องจากค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ หนึ่งหลังทำการปรับปรุงคำตอบที่ได้มีค่าดีกว่าคำตอบ

เดิม ดังนั้นจะได้สตริงคำตอบใหม่หลังจากทำการค้นหาเฉพาะที่ด้วยวิธี 2-OPT ดังจากตารางที่ ง. 38

ตารางที่ ง.38 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบหลังทำการค้นหาเฉพาะที่

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2\underline{A_4E}$	24,017	113,010
2	$A_4A_3A_2A_5C_1\underline{C_2B_2}B_3B_1DA_1E$	14,780	114,650
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2\underline{B_1}B_3\underline{C_2}DA_1E$	17,520	112,430

สตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะที่จะมารวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้นรวมทั้งหมดเป็น 8 ตัว เพื่อมาทำการเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงเข้าสู่การผสมพันธุ์ (Mating Pool) ดังตารางที่ ง.39

ตารางที่ ง.39 แสดงค่าสตริงคำตอบหลังการทำค้นหาเฉพาะที่จะมารวมกับสตริงคำตอบเริ่มต้น

String No.	Strings
1	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2A_4E$
2	$A_4A_3A_2A_5C_1C_2B_2B_3B_1DA_1E$
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2B_1B_3C_2DA_1E$
4	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
5	$B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$
6	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$
7	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
8	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$

จากสตริงคำตอบทั้ง 8 ตัวทำการการคำนวณหาค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ เพื่อทำการคัดเลือกสตริงคำตอบที่มีความแข็งแรงสูงเท่ากับจำนวน $popsize = 5$ ตัว

ตารางที่ ง.40 ค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงและ Crowding Distance หลังการทำค้นหาเฉพาะที่

String No.	Program		Manual	
	Dummy Fitness	Crowding Distance	Dummy Fitness	Crowding Distance
2	1	Infinity	1	Infinity
1	1	1.303275	1	1.303275
4	2	1.029187	2	1.029187
3	2	0.696725	2	0.696725
8	3	Infinity	3	Infinity
5	3	Infinity	3	Infinity
7	3	2	3	2
6	4	Infinity	4	Infinity

ตารางที่ ง.40 แสดงค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงหลังการทำค้นหาเฉพาะที่ หลังจากกำหนดค่าความหนาแน่นของสตริงคำตอบเรียบร้อยแล้ว เพื่อใช้เปรียบเทียบสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงเท่ากัน

ตารางที่ ง.41 แสดงผลการเรียงค่าตามค่าความแข็งแรงจากน้อยไปหามาก

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
2	14,780	114,650	1	Infinity
3	17,520	112,430	1	1.303275
4	20,366	111,580	1	1.029187
5	24,135	110,810	1	0.696725
7	25,520	110,730	1	Infinity
8	20,680	114,650	2	Infinity
1	24,017	113,010	2	2
6	24,340	112,100	2	Infinity

จากตารางที่ ง.41 พบว่าสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากับ 1 มี 5 สตริงคำตอบ จึงทำการเลือกสตริงคำตอบทั้งหมด ดังนั้นได้สตริงคำตอบดังตารางที่ ง.42

ตารางที่ ง.42 สตริงคำตอบที่ได้รับการคัดเลือกหลังทำการค้นหาเฉพาะที่

String No.	Strings
1	$A_4A_3A_2A_5C_1C_2B_2B_3B_1DA_1E$
2	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2B_1B_3C_2DA_1E$
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
4	$B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$
7	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$

13) รวมสตริงคำตอบ

จากสตริงคำตอบเริ่มต้น (P) และสตริงคำตอบรุ่นลูก (Q) จะนำมาทำการรวมกันและทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดเท่ากับจำนวนสตริงคำตอบเริ่มต้น ในที่นี้จะทำการเก็บสตริงคำตอบไว้จำนวนเท่ากับ 5 ตัว แสดงดังตารางที่ ง.42

ตารางที่ ง.42 การรวมสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ดีที่สุดวิธี M-NSGA II

ลักษณะสตริงคำตอบ	String No.	Strings
สตริงคำตอบเริ่มต้น (P)	1	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$
	2	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$
	3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$
	4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$
	5	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$
สตริงคำตอบรุ่นลูก (Q)	6	$A_4A_3A_2A_5C_1C_2B_2B_3B_1DA_1E$
	7	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2B_1B_3C_2DA_1E$
	8	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
	9	$B_1DB_2A_1C_2C_1A_3A_2A_4B_3EA_5$
	10	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

14) การคัดเลือกสตริงคำตอบ

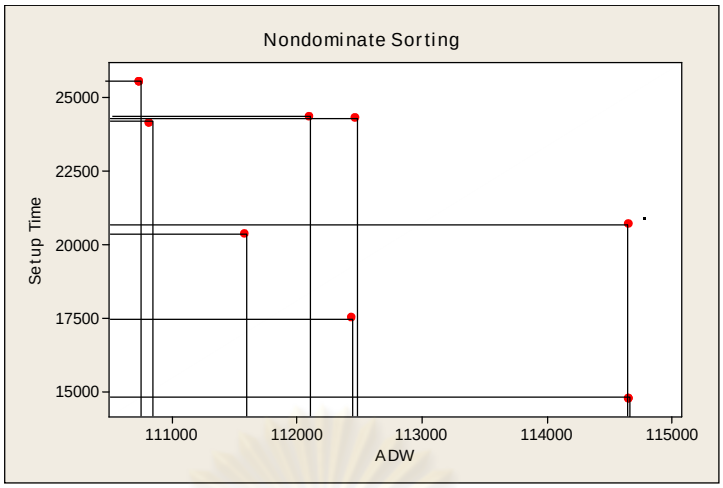
สตริงคำตอบที่ได้ทำการรวมกันแล้ว จะนำไปคำนวณหาค่าวัตถุประสงค์ทั้ง 2 วัตถุประสงค์ ซึ่งจะได้ค่าดังตารางที่ ง.43

ตารางที่ ง.43 ค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของสตริงคำตอบที่ทำการรวมกัน

String No.	Strings	Setup time	ADW
1	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$	14,780	114,650
2	$B_1DC_2B_2C_1A_5A_3A_2A_4B_3EA_1$	24,310	112,460
3	$C_2C_1EB_2A_1A_5DB_3A_4A_2B_1A_3$	24,340	112,100
4	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	25,520	110,730
5	$A_3EA_4A_5DC_1A_1A_2C_2B_1B_2B_3$	20,680	114,650
6	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2A_4E$	14,780	114,650
7	$A_4A_3A_2A_5C_1C_2B_2B_3B_1DA_1E$	17,520	112,430
8	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2B_1B_3C_2DA_1E$	20,366	111,580
9	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$	24,135	110,810
10	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$	25,520	110,730

ใช้วิธีการจัดอันดับแบบ Goldberg เพื่อกำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value) เนื่องจากมีจุดนึงที่มีค่าสูงสุดทำให้ไม่เห็นถึงความแตกต่างของจึงทำการตัดค่าของสตริงคำตอบ แล้วทำการกำหนดให้เป็นค่าความแข็งแรงไม่แท้จริงจุดสุดท้าย และทำการคำนวณ Crowding Distance ได้ดังรูปที่ ง.8 และตารางที่ ง.44

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ ง.8 กำหนดค่าความแข็งแรงไม่แท้จริง (Dummy Fitness Value)
ของสตริงคำตอบรวมกันวิธี M-NSGAII

ทำการเรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และภายใน Front ทำการเรียงค่าจามมากไปน้อยของค่า Crowding Distance ได้ดังตารางที่ ง.44 และ ตารางที่ ง.45

ตารางที่ ง.44 เรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และเรียงค่าจากมากไปน้อยของค่า Crowding Distance คำนวนมือ

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
1	14,780	114,650	1	Infinity
6	14,780	114,650	1	Infinity
7	17,520	112,430	1	1.303275
8	20,366	111,580	1	1.029187
9	24,135	110,810	1	0.696725
4	25,520	110,730	1	0.149365
10	25,520	110,730	1	0.149365
5	20,680	114,650	2	Infinity
2	24,310	112,460	2	2
3	24,340	112,100	2	Infinity

ตารางที่ ง.45 เรียงค่าจากน้อยไปมากของค่า Dummy Fitness และเรียงค่าจากมากไปน้อยของค่า Crowding Distance คำนวนโปรแกรม

String No.	Setup time	ADW	Dummy Fitness	Crowding Distance
1	14,780	114,650	1	Infinity
6	14,780	114,650	1	Infinity
7	17,520	112,430	1	1.303275
8	20,366	111,580	1	1.029187
9	24,135	110,810	1	0.696725
4	25,520	110,730	1	0.149365
10	25,520	110,730	1	0.149365
5	20,680	114,650	2	Infinity
2	24,310	112,460	2	2
3	24,340	112,100	2	Infinity

เมื่อคำการจัดเรียงเสร็จแล้ว จะทำการคัดเลือกสตริงคำตอบเพื่อทำการเก็บค่าที่ทีที่สุดของสตริงคำตอบ จะทำการพิจารณาทีละ Front จากน้อยไปมาก จากตารางที่ พบว่าสตริงคำตอบที่มีค่าความแข็งแรงเท่ากับ 1 มี 7 สตริงคำตอบ ซึ่งเป็นสตริงที่ซ้ำกัน 2 คู่จึงตัดสตริงคำตอบที่ซ้ำกันออกไป 2 สตริงคำตอบ ดังนั้นจึงเหลือสตริงคำตอบ 5 สตริงคำตอบ จึงทำการเลือกสตริงคำตอบทั้งหมด ดังนั้นจะได้สตริงคำตอบรุ่นลูกที่จะถูกพัฒนาไปเป็นสตริงคำตอบเริ่มต้นในรอบถัดไปในขั้นตอนที่ 6.5.7 ดังตารางที่ ง.46

ตารางที่ ง.46 แสดงสตริงคำตอบรุ่นลูกที่จะไปเป็นสตริงเริ่มต้นในขั้นตอนที่ 6.5.7

String No.	Strings
1	$A_4A_3A_2A_1C_2C_1B_2B_3B_1DA_5E$
2	$A_4A_3A_2A_5C_1C_2B_2B_3B_1DA_1E$
3	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2B_1B_3C_2DA_1E$
4	$A_4A_3A_2A_5C_1B_2C_2B_3B_1DA_1E$
5	$C_2A_5DB_3B_1A_1B_2C_1A_3A_2EA_4$

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นาย นพพล คำภิรมย์ เกิดเมื่อวันที่ 22 ตุลาคม พ.ศ. 2527 ที่จังหวัด สมุทรปราการ เป็นบุตรชาย ของนายอนันต์ คำภิรมย์ และนางอำไพ คำภิรมย์ สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขา สถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ประยุกต์ จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ จบการศึกษาปี พ.ศ. 2550 และได้เข้าศึกษาในระดับปริญญาโท ในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขา วิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยภายในปีเดียวกัน

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย