

การศึกษาการปรับปรุงแบบจำลองเพื่อลดการใช้ทรัพยากรในการคำนวณ สำหรับแบบจำลองการปรับระดับ
ความยากง่ายของฉากอย่างอัตโนมัติในเกมประเภทแพลตฟอร์มจากประสิทธิภาพการเล่นของผู้เล่น



นายนิรัช วัชรสถาพรพงศ์

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

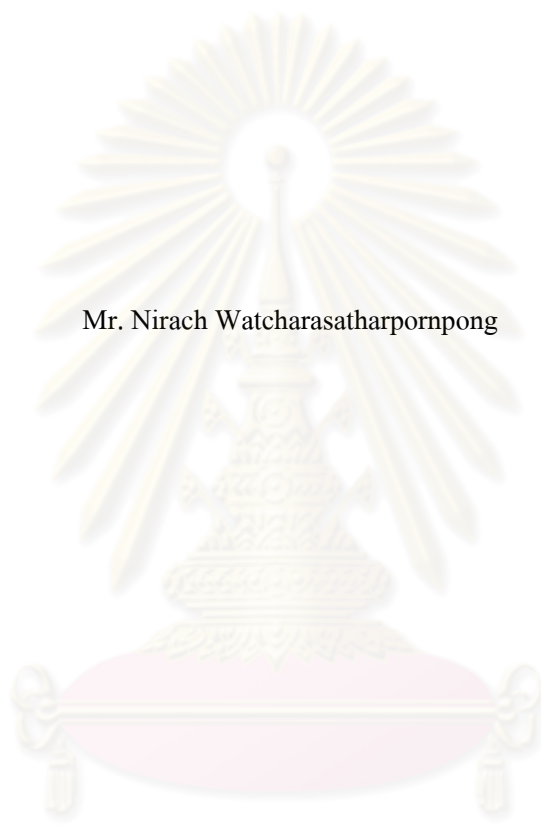
สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2551

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

MODEL IMPROVEMENT STUDY FOR COMPUTATIONAL RESOURCE REDUCTION OF
AUTOMATIC LEVEL DIFFICULTY ADJUSTMENT IN PLATFORM GAMES BASED ON PLAYER'S
PERFORMANCE



Mr. Nirach Watcharasatharponpong

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

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

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การศึกษาการปรับปรุงแบบจำลองเพื่อลดการใช้ทรัพยากรในการคำนวณ สำหรับแบบจำลองการปรับระดับความยากของเกมอย่างอัตโนมัติในเกมประเภทแพลตฟอร์มจากประสิทธิภาพการเล่นของผู้เล่น

โดย

นาย นิรัช วัชรสถาพรพงศ์


สาขาวิชา

วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์


อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วิษณุ โศตรจรัส

คณะกรรมการศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาโท

 คณบดี คณะวิศวกรรมศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร. บุญสม เลิศหิรัญวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

 ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อติวงศ์ สุขชาติ)

 อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วิษณุ โศตรจรัส)

 กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. โชติรัตน์ รัตนามหัทธนะ)

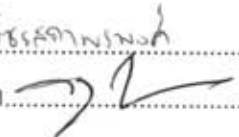
 กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุรพงษ์ เลิศสิทธิชัย)

นิรัช วัชรสถาพรพงศ์ : การศึกษาการปรับปรุงแบบจำลองเพื่อลดการใช้ทรัพยากรในการคำนวณ สำหรับแบบจำลองการปรับระดับความยากง่ายของฉากอย่างอัตโนมัติในเกมประเภทแพลตฟอร์มจากประสิทธิภาพการเล่นของผู้เล่น (MODEL IMPROVEMENT STUDY FOR COMPUTATIONAL RESOURCE REDUCTION OF AUTOMATIC LEVEL DIFFICULTY ADJUSTMENT IN PLATFORM GAMES BASED ON PLAYER'S PERFORMANCE) อ. ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก : ผศ.ดร. วิษณุ โศตรจรัส, 117 หน้า.

การสร้างฉากเกมคอมพิวเตอร์ประเภทแพลตฟอร์มนั้นเป็นงานที่ยากสำหรับผู้พัฒนา ผู้พัฒนาจะต้องออกแบบและปรับฉากแต่ละฉากให้มีความยากเหมาะสมกับผู้เล่น แต่ระดับความสามารถของผู้เล่นแต่ละคนนั้นอาจต่างกันเป็นอย่างมาก ซึ่งทำให้การออกแบบฉากด้วยมือเป็นขั้นตอนที่ต้องใช้เวลานาน งานวิจัยที่เสนอวิธีการสร้างฉากอย่างอัตโนมัติ นั้น มีการใช้หน่วยความจำเป็นจำนวนมาก งานวิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอวิธีการสองวิธีในการสร้างฉากอย่างอัตโนมัติตามความสามารถของผู้เล่น ที่มีการลดหน่วยความจำที่ใช้ลง วิธีที่หนึ่งเป็นการนำแบบจำลองจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องมาปรับปรุงการจัดเก็บข้อมูล โดยการตัดความซ้ำซ้อนที่ไม่จำเป็นออก วิธีที่สองเป็นการนำเสนอแบบจำลองใหม่ที่ใช้เทคนิคอัลกอริทึมในการสร้างฉาก ผลการทดลองพบว่า วิธีการที่นำเสนอทั้งสองวิธีนั้นสามารถใช้สร้างฉากที่มีความยากตามความสามารถผู้เล่นได้จริง และสามารถลดจำนวนหน่วยความจำที่ใช้งานได้จริงอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

ศูนย์วิทยทรัพยากร จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาควิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
สาขาวิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา 2551

ลายมือชื่อนิสิต.....นิรัช วัชรสถาพรพงศ์.....
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....

4971438921 : MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEY WORD : LEVEL DIFFICULTY ADJUSTMENT / PLAYER'S PERFORMANCES
/ HEURISTIC GENETIC ALGORITHM / PLATFORM GAMES

NIRACH WATCHARASATHARPORNONG : MODEL IMPROVEMENT STUDY
FOR COMPUTATIONAL RESOURCE REDUCTION OF AUTOMATIC LEVEL
DIFFICULTY ADJUSTMENT IN PLATFORM GAMES BASED ON PLAYERS'S
PERFROMANCE. THESIS ADVISOR : VISHNU KOTRAJARAS,Ph.D., 117 pp.

Stage generation in platform games is a difficult job for game developers. Each stage has to be designed and adjusted such that it has the right difficulty for players. But players vary a lot in skill. Therefore, manually adjusting the difficulty of a game stage is time consuming. Existing work on automatic level/stage generation utilizes a lot of memory storage. This thesis proposes two methodologies for automatically generating game stages according to a player's performance, with reduced memory requirement. The first methodology concentrates on enhancing how data is used in an existing approach by removing unnecessary challenges. The second methodology introduces a new stage generation model which uses genetic algorithm. Our result shows that both methodologies can be used to produce game stages suitable for players. The methodologies also statistically reduce the amount of utilized memory.

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Department: Computer Engineering

Field of study: Computer Science

Academic year 2008

Student's signature นิชช วิชสารพจน์
.....

Advisor's signature Vishnu Kotrajaras
.....

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณบิดา มารดา ผู้ซึ่งเป็นที่เคารพของข้าพเจ้า ญาติพี่น้อง ที่ให้กำลังใจ
ครูบาอาจารย์ทุกท่าน ที่สั่งสอนวิชา แนะนำระบบความคิด รวมถึงการเปิดวิสัยทัศน์ในด้านต่าง ๆ
ให้แก่ข้าพเจ้า ขอขอบคุณเพื่อนๆ ในแลบเกมทุกท่านที่ให้คำแนะนำอันเป็นประโยชน์ ขอขอบคุณผู้
มีส่วนร่วมในการทดลองเล่นเกมทุกท่าน

ขอขอบพระคุณพี่เอท ที่ให้คำปรึกษา และให้ข้อเสนอแนะต่าง ๆ

ขอขอบคุณน้องฮับที่คอยให้กำลังใจเสมอมา

และท้ายที่สุดขอขอบพระคุณผศ.ดร. วิษณุ โคตรจรัส ที่คอยให้คำแนะนำและเอาใจ
ใส่ตลอดระยะเวลาในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง	ฅ
สารบัญภาพ	ญ
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ	ฐ
บทที่ 1 บทนำ	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	1
ขอบเขตของการวิจัย	2
ข้อจำกัด	3
คำจำกัดความที่ใช้ในการวิจัย.....	3
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
วิธีดำเนินการวิจัย.....	3
ลำดับการจัดเรียงเนื้อหาในวิทยานิพนธ์.....	4
ผลงานที่ตีพิมพ์จากวิทยานิพนธ์.....	4
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	5
2.1.1 ส่วนประกอบของเกม [5].....	5
2.1.2 การปรับส่วนประกอบต่างๆในขณะเล่นเกม [5]	7
2.1.3 รูปแบบของการปรับความสามารถ และความท้าทาย [5, 6].....	9
2.1.4 เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm) [7].....	10
2.2 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	12
2.2.1 การปรับระดับความยากของฉากอย่างอัตโนมัติในเกมประเภทแพลตฟอร์มจากประสิทธิภาพการเล่นของผู้เล่น : กรณีศึกษาซูเปอร์มาริโอ [1].....	12

2.2.2 การใช้เจเนติกอัลกอริทึมเพื่อปรับโปรแกรมหุ่นยนต์สำหรับเกมเดินยิงในมุมมองบุคคลที่ 1 [9].....	13
2.2.3 กลไกในการวิวัฒนาการ ความสามารถในการปรับตัว เซึ่งการทำงานเป็นกลุ่ม [10]..	14
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	16
แนวคิดของการวิจัย	16
3.1 ขั้นตอนการดำเนินงานในการสร้างความท้าทายของแต่ละกลุ่มทักษะ	18
3.1.1 การกำเนิดโครโมโซมรุ่นแรก (สำหรับฉากระดับแรก).....	18
3.2 การจำลองโครโมโซมให้เข้ากับปัญหา	20
3.3 การคำนวณค่าผลลัพธ์จากโครโมโซม	20
3.4 การสร้างความท้าทายที่จะนำมาครอสโอเวอร์	20
3.5 การครอสโอเวอร์ (Crossover)	25
3.6 ส่วนการเลือกโครโมโซม	27
เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย.....	30
บทที่ 4 ผลการทดลอง และการวิเคราะห์ผลการทดลอง	31
ขั้นตอนการเตรียมการทดลอง.....	31
ผลการทดลองและการวิเคราะห์ข้อมูล.....	32
นิยามคุณภาพสำหรับการวัดผลทดลอง.....	35
ผลจากกลุ่มตัวอย่างสำหรับทดสอบ.....	35
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ.....	46
สรุปผลการวิจัย และอภิปรายผลการวิจัย	46
ข้อเสนอแนะ	49
รายการอ้างอิง	51
ภาคผนวก	52
ภาคผนวก ก การสร้างระบบต้นแบบสำหรับสร้างฉากตามความสามารถของผู้เล่น.....	53
ภาคผนวก ข ผลการทดลอง	56
ภาคผนวก ค ผลการทดลอง	59
ภาคผนวก ง การทดสอบค่าที่	102
ภาคผนวก จ พารามิเตอร์ต่าง ๆ.....	105
ภาคผนวก ฉ ผลงานตีพิมพ์.....	107
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์	117

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1 ผลสรุปที่ได้จากแบบสอบถามสำหรับผู้เล่นเกมจากแบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากร39

ตารางที่ 2 ผลสรุปที่ได้จากแบบสอบถามสำหรับผู้เล่นเกม จากแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบ
ศึกษาสำนึก43

ตารางที่ 3 ผลการตอบคำถามจากแบบสอบถามของผู้เล่นแต่ละคน99



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญญภาพ

หน้า

รูปที่ 1 สถานการณ์แบบไม่มีการปรับ แบบทางเลือก และแบบที่นิยามการโต้ตอบของวัตถุไว้แล้ว ปล่อยให้ผู้เล่นดำเนินการเอง [5]	8
รูปที่ 2 ตัวอย่างเจเนติกอัลกอริทึม.....	11
รูปที่ 3 แสดงส่วนประกอบของเกมที่ปรับสภาวะแวดล้อมของฉากให้เหมาะสมกับทักษะของผู้เล่น [1]	12
รูปที่ 4 ตัวอย่างความท้าทายของฉากระดับแรก ของกลุ่มทักษะ JJ.....	19
รูปที่ 5 ตัวอย่างโครโมโซม	20
รูปที่ 6 ตัวอย่างโครโมโซมที่จะนำมาครอสโอเวอร์โดยกำหนดค่า $CR = 2$, $CL = 2$	23
รูปที่ 7 ผังงานการสร้างความท้าทายแบบสุ่ม	24
รูปที่ 8 การครอสโอเวอร์แบบมีรูปแบบ	25
รูปที่ 9 การครอสโอเวอร์ที่จำนวนความท้าทายต่างกัน 1 ทักษะ	25
รูปที่ 10 การครอสโอเวอร์ที่จำนวนความท้าทายต่างกัน 2 ทักษะ	26
รูปที่ 11 การครอสโอเวอร์ที่จำนวนความท้าทายต่างกัน 3 ทักษะ	26
รูปที่ 12 ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ของความท้าทายของกลุ่ม JJ.....	26
รูปที่ 13 ตัวอย่างการเลือกโครโมโซมของกลุ่มทักษะ JJ	28
รูปที่ 14 ผังงานการสร้างความท้าทายแต่ละกลุ่มโดยใช้แบบศึกษาสำนักจากหลักเจเนติกอัลกอริทึม	29
รูปที่ 15 ภาพตัดต่อจากหน้าจอของเกมที่ใช้ทดสอบ.....	32
รูปที่ 16 กราฟความยากเฉลี่ยการลบความท้าทายที่มีจำนวนการเล่น n ขึ้นไป โดย n มีค่า = 3, 5, 7 32	
รูปที่ 17 กราฟความยากเฉลี่ย การลบความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทาย ในฉากถัดไปที่น้อยที่สุด และการลบความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิด ความท้าทายในฉากถัดไปที่น้อยกว่า 51	33
รูปที่ 18 กราฟการเกิดช่วงการพักของผู้เล่น	34

รูปที่ 19 กราฟความยากเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มความท้าทายจากแบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากร
 ของผู้เล่นลำดับที่ 8.....35

รูปที่ 20 กราฟจำนวนตัวที่ใช้ในแต่ละกลุ่มความท้าทายจากแบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากร
 ของผู้เล่นลำดับที่ 8.....36

รูปที่ 21 ตารางความสัมพันธ์ระหว่างความยากและจำนวนตัวที่ใช้เล่นในกลุ่มความท้าทาย 3 จาก
 แบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากร ของผู้เล่นลำดับที่ 8.....36

รูปที่ 22 ตารางแสดงจำนวนตัวผู้เล่นที่ใช้เพื่อเล่นผ่านความท้าทายที่เกิดขึ้นในแต่ละฉากในแต่ละ
 กลุ่มความท้าทาย จากแบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากรของผู้เล่นทั้งหมด.....37

รูปที่ 23 กราฟแสดงความชันของความยากของความท้าทายกลุ่มที่ 2 ของผู้เล่นที่ 1 และ 4 จาก
 แบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากร38

รูปที่ 24 กราฟความยากเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มความท้าทาย จากแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบ
 ศึกษาสำนึก ของผู้เล่นลำดับที่ 139

รูปที่ 25 กราฟจำนวนตัวที่ใช้ในแต่ละกลุ่มความท้าทาย จากแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบ
 ศึกษาสำนึก ของผู้เล่นลำดับที่ 140

รูปที่ 26 ตารางความสัมพันธ์ระหว่างความยากและจำนวนตัวที่ใช้เล่นในกลุ่มความท้าทาย 3 จาก
 แบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก ของผู้เล่นลำดับที่ 140

รูปที่ 27 ตารางแสดงจำนวนตัวผู้เล่นที่ใช้เพื่อเล่นผ่านความท้าทายที่เกิดขึ้นในแต่ละฉากในแต่ละ
 กลุ่มความท้าทาย จากแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก ของผู้เล่นทั้งหมด .42

รูปที่ 28 กราฟแสดงความชันของความยากกลุ่มที่ 3 จากแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษา
 สำนึก ของผู้เล่นที่ 1 และ 4.....42

รูปที่ 29 กราฟความยากเฉลี่ยของความท้าทายกลุ่ม 0 โดยใช้สัมประสิทธิ์การเรียนรู้ค่าต่าง ๆ44

รูปที่ 30 กราฟการใช้ทรัพยากรโดยเฉลี่ย.....44

รูปที่ 31 กราฟการใช้ทรัพยากรโดยเฉลี่ยของผู้เล่นอุดมคติ จำนวน 60 ฉาก48

รูปที่ 32 จำนวนคุณสมบัติแบบพลวัตของทักษะของผู้เล่น54

รูปที่ 33 ค่าความยากของศัตรูชนิดต่างๆ เรียงลำดับตามค่าความยาก.....54

รูปที่ 34 จำนวนคุณสมบัติแบบพลวัตของแผนที่.....54

รูปที่ 35 ตัวอย่างลักษณะเฉพาะของฉาก.....	55
รูปที่ 36 ฉากที่หนึ่งมีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากพื้นดิน	56
รูปที่ 37 ฉากที่สองมีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากต้นไม้	56
รูปที่ 38 ฉากที่สามมีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากใต้ดิน	57
รูปที่ 39 ฉากที่สี่มีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากหิมะ	57
รูปที่ 40 ฉากที่ห้ามีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากท้องฟ้า	58
รูปที่ 41 ฉากที่หกมีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากปราสาท	58
รูปที่ 42 ตารางแสดงความท้าทายที่เกิดขึ้น และจำนวนตัวผู้เล่นที่ใช้เพื่อเล่นผ่านความท้าทายที่ เกิดขึ้นในแต่ละฉากแยกตามประเภทของแบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากร	71
รูปที่ 43 กราฟความยากเฉลี่ยและจำนวนตัวที่ใช้ในแต่ละกลุ่มความท้าทาย ของผู้เล่นแต่ละคน จาก แบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากร	78
รูปที่ 44 ตารางแสดงความท้าทายที่เกิดขึ้น และจำนวนตัวผู้เล่นที่ใช้เพื่อเล่นผ่านความท้าทายที่ เกิดขึ้นในแต่ละฉากแยกตามประเภทของแบบจำลองที่นำเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษา สำนึกมาประยุกต์ใช้.....	90
รูปที่ 45 กราฟความยากเฉลี่ยและจำนวนตัวที่ใช้ในแต่ละกลุ่มความท้าทาย ของผู้เล่นแต่ละคน จาก แบบจำลองที่นำเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึก มาประยุกต์ใช้.....	97
รูปที่ 46 แบบสอบถามสำหรับให้ผู้เล่นตอบคำถามเพื่อเปรียบเทียบผลการเล่น.....	98

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

คำย่อ	คำอธิบายความหมาย
h_{dif}	ค่าความยากของความท้าทาย
PT	จำนวนครั้งในการเล่น (Play Time)
ST	จำนวนครั้งในการเล่นผ่าน (Success Time)
RL	ระดับความสามารถ (Rank Level)
PR	ลำดับความสามารถในการเล่นสูงสุด (Play Rank)
CR	ระดับความท้าทายที่น่าจะสามารถเล่นได้ (Challenge Rank)
$CR(\tilde{c})$	ระดับความท้าทายที่น่าจะสามารถเล่นได้สำหรับความท้าทาย \tilde{c} (ความท้าทายหนึ่งที่ไม่ใช่ความท้าทาย c)
$h_{dif}(c)$	ค่าความยากของความท้าทาย c
$h_{dif}(\tilde{c})$	ค่าความยากของความท้าทาย \tilde{c} (ความท้าทายหนึ่งที่ไม่ใช่ c)
$CR^+(\tilde{c})$	ระดับความท้าทายที่น่าจะสามารถเล่นได้ของ \tilde{c} มีค่าเป็นจำนวนเต็มบวก
$CR^-(\tilde{c})$	ระดับความท้าทายที่น่าจะสามารถเล่นได้ของ \tilde{c} มีค่าเป็นจำนวนเต็มลบ
$Cv'(c)$	คะแนนของโหวตของความท้าทาย c ที่จะเกิดขึ้นในฉากถัดไป (Challenge Vote)
CL	ค่าสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ (Coefficient of Learning)
$h_{dif}(cnd)$	ค่าผลต่างความยาก
$h_{dif}(n)$	ค่าความยากของเซตความท้าทายที่สร้างขึ้นใหม่
$h_{dif}(p)$	ค่าความยากของเซตความท้าทาย ณ ปัจจุบัน
LF	ค่าปัจจัยการเรียนรู้ (Learning Factor)
$CR(n)$	ระดับความท้าทายที่น่าจะสามารถเล่นได้ ณ ปัจจุบัน

บทที่ 1

บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันการสร้างฉากเกมคอมพิวเตอร์ประเภทแพลตฟอร์มนั้นยังจำเป็นที่ผู้พัฒนาจะต้องออกแบบ และปรับฉากให้มีความต่อเนื่อง สนุกและไม่ยากจนเกินไป เมื่อผู้เล่นรู้สึกสนุกเกมก็เป็นที่นิยมและส่งผลกระทบต่อรายได้ของผู้พัฒนาไปด้วย แต่ระดับความสามารถของผู้เล่นแต่ละคนนั้นอาจต่างกันเป็นอย่างมาก ซึ่งทำให้การออกแบบและปรับปรุงฉากเป็นขั้นตอนที่ต้องใช้เวลานานและซ้ำซ้อน

จากงานวิจัยของ นางสาวจริยา กำเหนิดนนท์ [1] ซึ่งมีแนวคิดที่จะหาวิธีการสร้างฉากอย่างอัตโนมัติสำหรับเกมประเภทแพลตฟอร์ม โดยการวิจัยในเบื้องต้นนั้น ได้ใช้แนวคิดของ Sweetser [2] Spronck [3] และ Corruble [4] มาประยุกต์สร้างรูปแบบการปรับน้ำหนักสำหรับฉากภายในเกม และสร้างระบบต้นแบบในการปรับฉากขึ้น ระบบต้นแบบในการปรับฉากที่ได้สร้างขึ้นนั้นสามารถสร้างฉากได้อย่างอัตโนมัติ และสามารถปรับระดับความยากง่ายของฉากตามระดับความสามารถของผู้เล่นได้ ระบบต้นแบบนั้นได้นำเทคนิคการเรียนรู้แบบรีนฟอร์สमेंท์ และเทคนิค ไดนามิกสคริปต์ มาใช้ในการปรับสภาพฉาก ระบบต้นแบบในการปรับฉากนั้นทำงานได้ในระดับที่น่าพอใจ แต่ระบบที่ได้นั้นใช้ทรัพยากรในการจัดเก็บข้อมูลเป็นจำนวนมาก

งานวิจัยชิ้นนี้ จึงมีแนวคิดที่จะปรับปรุงแบบจำลองและระบบต้นแบบที่มีอยู่ รวมถึงพัฒนาแบบจำลองใหม่สำหรับการปรับฉากเกมประเภทแพลตฟอร์มขึ้นมา โดยเน้นการลดการใช้ทรัพยากรในการจัดเก็บข้อมูล เพื่อศึกษาแนวโน้มการนำไปใช้ของแบบจำลองเดิมและศึกษาแนวโน้มของแบบจำลองใหม่ในการใช้เป็นแบบจำลองทางเลือกของการสร้างฉากในเกมประเภทแพลตฟอร์มได้ต่อไป

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อพัฒนาและศึกษาระบบการปรับฉากอัตโนมัติซึ่งใช้ทรัพยากรหน่วยความจำในการจัดเก็บข้อมูลน้อย จากการปรับปรุงงานวิจัยการปรับระดับความยากง่ายของฉากอย่างอัตโนมัติในเกมประเภทแพลตฟอร์มจากประสิทธิภาพการเล่นของผู้เล่น: กรณีศึกษาซูเปอร์มาริโอ [1] และจากการนำเสนอแบบจำลองทางเลือก
2. เพื่อเสนอวิธีลดภาระในการสร้างฉากแก่ผู้ออกแบบเกม

3. เพื่อเสนอวิธีการปรับความยากของฉากได้ตามความสามารถของผู้เล่น โดยสำหรับผู้เล่นที่เล่นได้ดีนั้นเกมจะสร้างฉากที่ยากขึ้นได้เร็วกว่าการสร้างฉากสำหรับผู้เล่นที่เล่นได้ไม่ดี
4. เพื่อเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างผู้เล่นกับการกระทำที่มีต่อสภาพแวดล้อมในฉาก

ขอบเขตของการวิจัย

1. คิดค้นกรรมวิธีการสร้างรูปแบบจำลองที่ใช้ในระบบปรับฉากอย่างอัตโนมัติสำหรับเกมประเภทแพลตฟอร์ม (ใช้เกมซูเปอร์มาริโอเป็นกรณีศึกษา) ที่ปรับความยากได้เองตามความสามารถของผู้เล่น
2. ฉากที่เปลี่ยนนั้นจะไม่ใช่ฉากจากการเล่นในปัจจุบันของผู้เล่น แต่จะอาศัยข้อมูลของการเล่นในฉากปัจจุบันเพื่อเรียนรู้ปรับความยากสำหรับฉากต่อไป
3. เกมซูเปอร์มาริโอที่จะใช้นั้น จะเป็นเกมเลียนแบบที่สร้างขึ้น แต่จำลองวัตถุและศัตรูในเกมตามเกมต้นฉบับ
4. วิธีการทดลองที่ใช้ในการวัดผลแบบจำลอง ทำดังนี้
 - ปรับอัตราการเพิ่มขึ้น – ลดลงของความยากของระบบที่ใช้แนวคิดที่ใช้หลักการศึกษานี้จากเจเนติกอัลกอริทึมให้เท่ากับระบบที่สร้างจากแบบจำลองแบบเดิม เพื่อเป็นการปรับให้คุณภาพการเล่นทัดเทียมกัน โดยปรับจากระดับความยากที่ได้จากข้อมูลดังนี้
 - กำหนดผู้เล่นอุดมคติที่สามารถผ่านได้ทุกความท้าทายจำนวน 10 ฉาก 10 รอบ
 - ให้ผู้เล่น 10 คนเล่นคนละ 10 ฉาก โดยคนเดียวกัน ต้องยากขึ้นเป็นอัตราเท่า ๆ กัน
 - ทำการทดลอง และวัดผลแบบจำลองต้นแบบที่ได้ กับแนวคิดทั้ง 2 โดยวิธีทดสอบกระทำตามขั้นตอนถัดไป
 - เปรียบเทียบอัตราการใช้ทรัพยากรของแนวคิดทั้ง 2 วิธี
5. ทำการวัดผลของแบบจำลองจากระบบต้นแบบที่ได้ สำหรับแนวคิดทั้ง 2 วิธีต้องทดสอบดังนี้
 - ทำการทดลองโดยให้ผู้ทดสอบจำนวนอย่างน้อย 10 คน ที่จะถูกขอให้เล่นเกมเป็นจำนวนอย่างน้อย 10 ฉาก ทำการเล่นเกมที่มีฉากที่มีการเปลี่ยนความยากเพิ่มขึ้นแบบคงที่และเกมที่มีฉากปรับเปลี่ยนโดยใช้แบบจำลองของระบบต้นแบบนี้

สลับกันไปโดยที่ผู้เล่นไม่ทราบ และให้ผู้เล่นเปรียบเทียบผลการเล่น โดยใช้แบบสอบถาม

- ทำการบันทึกแนวโน้มของจำนวนครั้งในการเล่นผ่านและเล่นไม่ผ่าน แล้วนำไปวิเคราะห์ความสัมพันธ์กับแบบจำลองของระบบต้นแบบ โดยมีผู้ทดสอบจำนวนอย่างน้อย 10 คน ที่จะถูกขอให้เล่นเกมเป็นจำนวนอย่างน้อย 10 ฉาก
- วัดและเปรียบเทียบการเก็บข้อมูลและอัตราการประมวลผลข้อมูล ของวิธีที่ 1 และวิธีที่ 2
- ทำแบบสอบถามความนิยมของแบบจำลองแต่ละแบบ

ข้อจำกัด

1. ในการทดสอบแบบจำลองของการปรับความยากของฉากอย่างอัตโนมัติที่จะให้ผู้ทดสอบทำการเล่นเกมที่มีฉากไม่ปรับเปลี่ยนและเกมที่มีฉากปรับเปลี่ยน โดยใช้แบบจำลองของระบบต้นแบบนี้สลับกันไปนั้น ส่วนประกอบย่อยของฉากที่เป็นไปได้ทั้งหมดของทั้งเกมจะต้องเป็นชุดเดียวกัน
2. ค่าความยากของแต่ละการกระทำ เป็นค่าเดียวกับค่าที่ใช้ในแบบจำลองเดิม[1]
3. ค่าสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ เป็นค่าที่ผู้นำแบบจำลองนี้ไปใช้สามารถปรับเปลี่ยนได้

คำจำกัดความที่ใช้ในการวิจัย

การปรับระดับความยาก ความสามารถของผู้เล่น เจเจติกอัลกอริทึม เกมประเภทแพลตฟอร์ม

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ต้นแบบในการสร้างเกมที่สามารถสร้างฉากได้ด้วยตัวเองตามความสามารถของผู้เล่น ซึ่งใช้ทรัพยากรหน่วยความจำในการจัดเก็บข้อมูลน้อย สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในกระบวนการผลิตเกมในอุตสาหกรรมได้ต่อไป

วิธีดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาค้นคว้าเทคนิคต่างๆเพื่อค้นหาจุดอ่อนและจุดแข็งของวิธีการต่างๆที่มีใช้อยู่ในปัจจุบัน
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
3. ศึกษาหาวิธีการเรียนรู้เพื่อสร้างฉากที่ปรับตามความสามารถของผู้เล่นเกมโดยพัฒนาต่อจากเทคนิคที่มีอยู่เดิม

4. พัฒนารูปแบบการจัดเก็บทรัพยากรของแบบจำลองในการการจัดเก็บความท้าทาย ที่ใช้ทรัพยากรหน่วยความจำในการเก็บข้อมูลน้อยลง
5. ทดสอบและตรวจสอบอัตราการใช้ทรัพยากรหน่วยความจำในการเก็บข้อมูลและอัตราการประมวลผลข้อมูล แล้วนำไปเปรียบเทียบกับระบบปรับฉากอัตโนมัติแบบเดิม
6. วัดผลจากการเล่นของผู้เล่น
7. สรุปผลและวิจารณ์ผลที่ได้
8. จัดทำวิทยานิพนธ์

ลำดับการจัดเรียงเนื้อหาในวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์นี้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 บทดังต่อไปนี้ บทที่ 1 เป็นบทนำซึ่งกล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา รวมถึงวัตถุประสงค์ของการวิจัย บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง บทที่ 3 กล่าวถึงการออกแบบสถาปัตยกรรมระบบ บทที่ 4 กล่าวถึงการพัฒนาและการทดสอบระบบที่ได้พัฒนาขึ้น บทที่ 5 กล่าวถึงสรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

ผลงานที่ตีพิมพ์จากวิทยานิพนธ์

ส่วนหนึ่งของวิทยานิพนธ์นี้ได้รับการตอบรับให้ตีพิมพ์เป็นบทความทางวิชาการในหัวข้อเรื่อง “Automatic Level Difficulty Adjustment in Platform Games Using Genetic Algorithm Based Methodology” โดย นิรัช วัชรสถาพรพงศ์ และวิษณุ โคตรจรัส, ในงานประชุมวิชาการ Computer Games, Multimedia & Allied Technology 09 (CGAT 09), 11 - 12 พฤษภาคม 2552, ประเทศสิงคโปร์

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ส่วนประกอบของเกม [5]

เกมเป็นระบบพลวัตรูปแบบหนึ่งที่มีส่วนประกอบหลายส่วนทำงานร่วมกัน ผู้เล่นเกมจะถูกทำให้รู้สึกอยากแก้ปัญหาและติดตามผลการแก้ปัญหาที่ตนได้กระทำ ส่วนประกอบของเกมที่สำคัญคือ

- ผู้เล่น
- เนื้อเรื่องและตัวละคร
- วัตถุประสงค์ในการเล่น
- วิธีดำเนินการเพื่อบรรลุวัตถุประสงค์
- กฎ ซึ่งอธิบายถึงความสัมพันธ์ของสิ่งต่างๆ และขอบเขตของความความสัมพันธ์เหล่านั้น
- ทรัพยากรภายในเกม ซึ่งผู้เล่นสามารถใช้ช่วยให้เข้าใกล้วัตถุประสงค์ในการเล่นได้
- อุปสรรค เป็นสิ่งหรือสถานการณ์ที่กีดกันผู้เล่นให้ไม่สามารถบรรลุเป้าหมายได้
- ผลลัพธ์จากการกระทำของผู้เล่น
- ความท้าทาย

การออกแบบเกมประเภทแพลตฟอร์มนั้น ตามปกติแล้วผู้สร้างจะออกแบบให้เกมมีวัตถุประสงค์ไม่ซับซ้อน มีทรัพยากรที่ไม่หลากหลาย และผู้เล่นสามารถเล่นเพียงคนเดียวให้จบเกมได้ เกมประเภทนี้จะให้ความสำคัญกับสิ่งต่างๆดังต่อไปนี้

1. วิธีดำเนินการ (procedure) คือวิธีการเล่นเกม เช่นวิธีการใช้ปุ่มควบคุม โดยวิธีการเล่นเกมนี้แบ่งออกได้เป็น
 - การกระทำเริ่มต้น (start action) เป็นสิ่งที่ผู้เล่นต้องทำตอนเริ่มเกม
 - การกระทำที่ทำให้สามารถเล่นเกมได้ต่อไปอย่างต่อเนื่อง (progression action) นี่คือการบังคับเกมตามปกติ
 - การกระทำพิเศษ (special action) เช่นท่าพิเศษของตัวละครเมื่อได้ของวิเศษ

- การกระทำที่ต้องทำเพื่อให้จบเกม (resolving action)
2. กฎ (rule) คือสิ่งที่ผู้เล่นทำได้หรือทำไม่ได้ในเกม ซึ่งอาจเป็นการกำหนดวัตถุที่มีในเกม หรือกติกาหลักในการเล่นเกมนั้น ผู้สร้างเกมต้องพิจารณาสิ่งต่างๆต่อไปนี้เพื่อสร้างกฎที่ดี
 - วิธีที่ผู้เล่นจะเรียนรู้กฎต่างๆ
 - วิธีที่ผู้เล่นจะเรียนรู้ธรรมชาติของวัตถุและความซับซ้อนของวัตถุ
 - วิธีที่ผู้เล่นจะสามารถเรียนรู้รูปแบบของการกำหนดกฎ (ข้อนี้ไม่จำเป็นกับทุกเกม)
 - กฎจะต้องมีความชัดเจนและความแน่นอน
 - ความสัมพันธ์ระหว่างกฎกับผู้เล่น ถ้ามีกฎมากเกินไปก็จะทำให้ผู้เล่นเล่นต่อได้ยากมากเกินไป แต่ถ้ามีกฎน้อยเกินไปก็จะทำให้เกมไม่ท้าทาย
 3. อุปสรรค (conflict) คือผลจากวิธีการเล่นและกฎการเล่น อุปสรรคเป็นสิ่งที่ป้องกันไม่ให้ผู้เล่นสามารถบรรลุเป้าหมายได้โดยง่าย ผู้เล่นต้องแก้ไขอุปสรรคด้วยวิธีที่ตนถนัด ตัวอย่างของอุปสรรคที่มีในเกมมีดังนี้
 - สิ่งกีดขวาง (obstacle) สำหรับเกมประเภทแพลตฟอร์ม สิ่งกีดขวางคือสภาพทางกายภาพของฉาก
 - ศัตรู หรือคู่แข่ง (opponent)
 - สถานการณ์ที่ต้องเลือก (dilemma) เกิดขึ้นเมื่อการเล่นดำเนินมาถึงจุดที่ต้องตัดสินใจเลือกกระทำอะไรบางอย่างจากตัวเลือกหลายตัว โดยที่แต่ละตัวเลือกไม่ได้ให้ผลดีหนึ่งร้อยเปอร์เซ็นต์
 4. ความท้าทาย (challenge) คือความยากของเกมที่ผู้เล่นรู้สึกได้ถึง อุปสรรคนั้นเป็นตัวกำหนดความท้าทาย ถ้ายากจนเกินไป ผู้เล่นอาจเบื่อหน่ายไม่อยากจะเล่นอีก แต่ถ้าความท้าทายง่ายจนเกินไป ก็จะทำให้ผู้เล่นรู้สึกว่าเกมไม่สนุกและอาจเลิกเล่นไปได้เช่นเดียวกัน ดังนั้นการทำให้เกมมีความท้าทายที่สมดุลส่งผลให้ผู้เล่นเกิดความเพลิดเพลินนั้นจึงเป็นสิ่งสำคัญมาก

การออกแบบความท้าทายพื้นฐานตามทฤษฎีของโฟลว์ (Flow Theory) มีหลักการจากแนวคิดที่ว่า ถ้าผู้ใดไม่มีทักษะที่จำเป็นต้องใช้ในการทำงานหนึ่งๆให้สำเร็จแล้ว ผู้นั้นก็จะไม่รู้สึกถึงความท้าทายในงานนั้นๆเลย ทำให้ขาดความเพลิดเพลินในการทำงานนั้นๆด้วย และในทางตรงกันข้าม ถ้าผู้ใดมีทักษะที่ตรงกับสถานการณ์ที่

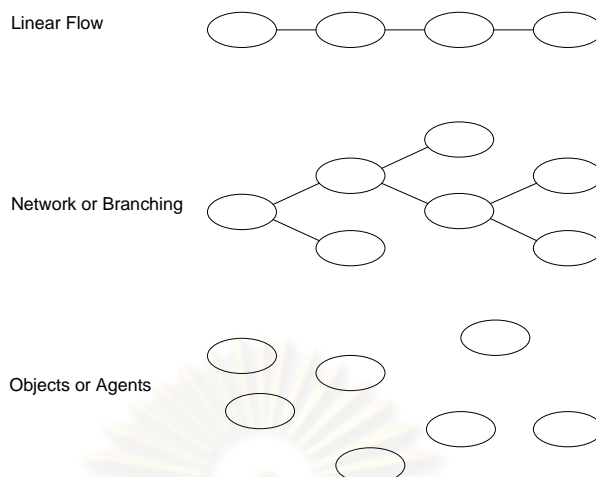
ต้องการผู้ที่มีทักษะนั้นมาจัดการแก้ไข ผู้นั้นก็จะมีความสนใจในกิจกรรมที่ทำนั้นโดยสมบูรณ์

สำหรับงานวิจัยนี้ผู้วิจัยจะใช้รูปแบบข้อมูลที่ได้จากการพิจารณาวิธีดำเนินการและกฎจากเกมประเภทแพลตฟอร์ม ซึ่งได้จากงานวิจัย [1] นำมาปรับปรุงเพื่อใช้ในแบบจำลองทางเลือกใหม่ที่น่าสนใจ

2.1.2 การปรับส่วนประกอบต่างๆในขณะเล่นเกม [5]

ในการสร้างเกมโดยทั่วไปนั้น สิ่งที่ผู้สร้างสามารถปรับสภาพได้มีดังต่อไปนี้

1. วัตถุ (object) ในเกม
2. คุณสมบัติของวัตถุ (property) เป็นคุณภาพหรือคุณลักษณะที่กำหนดทางกายภาพของวัตถุใดๆ มักจะมีค่าในรูปแบบของค่าพารามิเตอร์ที่เป็นเลขจำนวนเต็ม
3. พฤติกรรม (behavior) เป็นการกระทำต่อวัตถุ ที่อาจทำให้วัตถุเปลี่ยนแปลงสถานะไปได้
4. ความสัมพันธ์ (relationship) เป็นความสัมพันธ์ระหว่างวัตถุต่างๆ เช่นการสืบทอดเป็นลำดับชั้น (hierarchical) หรือความสัมพันธ์ระหว่างตัวละครกับวัตถุ หรือค่าใดๆที่แปรผันหรือแปรผกผันตามกัน ตัวอย่างเช่น ค่าความเสียหายในการโจมตี (damage point) เป็นจำนวนหน่วยที่ทำให้คู่ต่อสู้เสียหาย มีความสัมพันธ์กับค่าพารามิเตอร์ของอาวุธที่ตัวละครอีกฝ่ายหนึ่งใช้โจมตี
5. สถานการณ์ (situation) สำหรับเกมที่มีความซับซ้อนนั้น จะมีหนทางการเล่นที่เป็นไปได้ให้เลือกเล่นได้หลากหลาย และเมื่อการเล่นครั้งหนึ่งมีผลต่อการเลือกเล่นในครั้งต่อไปแล้ว การคำนวณให้ได้ทางเลือกที่ดีที่สุดจากทางเลือกทั้งหมดที่เป็นไปได้นั้น จะทำได้ยากมาก ดังนั้นจึงได้มีการคิดค้นวิธีการแก้ปัญหาให้ได้การคำนวณที่รวดเร็ว แทนที่การหาทางเลือกที่ดีที่สุดหรือเหมาะสมที่สุด ซึ่งวิธีการที่เป็นที่นิยมใช้ก็คือเทคนิคการรู้จำรูปแบบ โดยการสร้างสถานการณ์ที่เป็นไปได้ให้อยู่ในรูปแบบของโครงสร้างต้นไม้ ที่มีความซับซ้อนไม่มากเกินไป แต่มากพอที่จะนำไปใช้ประโยชน์ได้รูปที่ 1 แสดงการออกแบบสถานการณ์แบบต่างๆ



รูปที่ 1 สถานการณ์แบบไม่มีการปรับ แบบทางเลือก และแบบที่นิยามการโต้ตอบของวัตถุไว้แล้ว
ปล่อยให้ผู้เล่นดำเนินการเอง [5]

6. เศรษฐศาสตร์ (Economics) เช่น

- มีสิ่งของ (Item) ให้แลกเปลี่ยนกันได้ (Bartering)
- เกิดตลาดการซื้อขายเสมือนจริง (Virtual Market)
- มีระบบธนาคาร
- กำหนดการจัดสรรทรัพยากรเพื่อควบคุมการผลิต จากผู้เล่นหรือจากระบบเกม
- กำหนดกลไกตลาดเพื่อกำหนดราคาผลิตภัณฑ์ จากผู้เล่นหรือจากระบบเกม

7. กฎของความเป็นระบบแบบปล่อยให้สถานการณ์อุบัติขึ้นเอง (Emergent System) คือ การทำให้ระบบเกม แสดงพฤติกรรมที่ซับซ้อนออกมาจากการกำหนดกฎเบื้องต้น กฎที่สร้างขึ้นนั้นจะจัดการเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงสิ่งต่างๆ ในเกม ตัวอย่างเช่นกฎเกมแห่งชีวิตของ Conway ที่ใช้เปลี่ยนแปลงสถานะของเซลล์ลูอาร์อโตมาตา ดังต่อไปนี้

- กฎการเกิด: ถ้ามีอย่างน้อย 3 เซลล์รอบเซลล์หลัก เซลล์หลักนั้นจะเกิดชีวิตขึ้นในเวลาช่วงต่อไป
- กฎการเหงาตาย: ถ้ามีเซลล์รอบๆ เซลล์หลักน้อยกว่า 2 เซลล์ เซลล์หลักนั้นจะตายไปในเวลาต่อไป
- กฎการอดอาหารตาย: ถ้ามีเซลล์รอบๆ อย่างน้อย 4 เซลล์ เซลล์ที่ถูกล้อมรอบจะตายไปในเวลาช่วงต่อไป

จะเห็นว่ากฎเช่นนี้สามารถสร้างพฤติกรรมที่ซับซ้อนและคาดการณ์ล่วงหน้าไม่ได้ นิยมนำมาประยุกต์ใช้กับ NPC โดยใช้กฎที่สัมพันธ์กับค่าพารามิเตอร์ 3 ตัวต่อไปนี้

- มโนทัศน์ (Perception) ที่มีกับสิ่งรอบๆตัว
 - สถานะ (State) ความจำที่มีเกี่ยวกับศัตรู อาวุธ และสถานที่ต่างๆ
 - อารมณ์ (Emotion) เช่นรู้สึกหวาดกลัวเมื่อถูกโจมตี
8. โครงสร้างสารสนเทศ (Information Structure) มีไว้เพื่อช่วยผู้เล่นตัดสินใจ ข้อมูลในเกมมีการเปลี่ยนแปลงเสมอในระหว่างเล่นเกม ซึ่งผู้เล่นสามารถเรียนรู้ได้จากการโต้ตอบระหว่างผู้เล่น และระบบเกมที่สร้างไว้ ระบบโครงสร้างสารสนเทศจึงมีความสำคัญสำหรับเกม
 9. การควบคุมเกม (Control) ซึ่งการควบคุมเป็นประสบการณ์ระดับแรกที่ผู้เล่นได้จาก ระบบ การปรับจึงต้องการความละเอียดอ่อน
 10. ผลตอบสนอง (Feedback) คือข้อมูลข่าวสารที่ได้รับกลับมาหลังจากที่ผู้เล่นกระทำการอย่างใดอย่างหนึ่ง มีอยู่ 2 ลักษณะคือ ผลตอบสนองที่ดีกับที่ไม่ดี

สำหรับเกมประเภทแพลตฟอร์มซึ่งในที่นี้ใช้เกมรูปแบบซูเปอร์มาริโอเป็นกรณีศึกษา นั้นจะให้ความสำคัญกับวัตถุ คุณสมบัติ พฤติกรรม ความสัมพันธ์ และผลตอบสนองเป็นพิเศษ โดยพิจารณาพื้นฐานของวัตถุ ตลอดจนคุณสมบัติและพฤติกรรม งานวิทยานิพนธ์นี้จะใช้ความสัมพันธ์ของค่าความยากในลักษณะประจำต่างๆ ที่วิเคราะห์ได้จาก [1]

2.1.3 รูปแบบของการปรับความสามารถ และความท้าทาย [5, 6]

ในขณะที่เล่นเกม ตัวละครของผู้เล่นสามารถได้ความสามารถใหม่มาใช้งาน ซึ่งความสามารถใหม่นี้อาจได้รับเป็นรางวัลจากการเล่นที่ได้ผลดี ความสามารถใหม่ที่จะใช้งานได้ นี้ ผู้ออกแบบเกมจะต้องออกแบบให้สามารถใช้เข้ากันได้กับความสามารถเก่า ผู้เล่นจะต้องสามารถเล่นโดยใช้ความสามารถใหม่ของตัวละครได้ทันทีโดยไม่ติดขัด ดังนั้นการปรับความสามารถของตัวละคร โดยการให้มีความสามารถใหม่นั้น ต้องคำนึงถึงปัจจัยต่างๆหลายปัจจัย การทดสอบด้วยการเล่นซ้ำนั้นเป็นสิ่งจำเป็นอย่างยิ่ง นอกจากนี้ เพื่อให้เกมยังคงความสมดุลไว้ ความสามารถที่ได้มาอาจไม่จำเป็นต้องถาวร เช่น ความสามารถอาจหายไปเมื่อผู้เล่นตาย

การปรับความสามารถอีกทางเลือกหนึ่งคือ การใช้ความสามารถที่ไม่ใช่ความสามารถใหม่แต่เป็นความสามารถเดิมที่ปรับปรุงให้ดีขึ้น สามารถทำให้ผู้เล่นรู้สึกถึงผลตอบแทนจากการที่เล่นได้ดีได้เช่นเดียวกับการให้ความสามารถใหม่ การทดสอบเกมยังคงมีความสำคัญมากเช่นเดียวกัน

ระดับความยาก หรือความท้าทายที่เหมาะสมเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับผู้เล่นในการฝึกฝนทักษะต่างๆ ให้คล่องเพื่อให้สามารถเล่นเกมในฉากที่ยากขึ้นต่อไปได้ ดังนั้นถ้าเกมยากจนเกินไปที่จะเริ่มต้นเล่น ผู้เล่นก็จะไม่ได้รับทักษะระดับพื้นฐาน และถ้าเกมไม่เตรียมความท้าทายที่ยากขึ้นอย่างต่อเนื่องทักษะที่ควรเพิ่มขึ้นก็อาจจะหยุดอยู่เพียงเท่านั้น ทำให้ผู้เล่นเบื่อได้ ดังนั้นการที่เกมมีเส้นโค้งการเรียนรู้ที่เพิ่มขึ้นอย่างสมดุล (Smooth Learning Curve) ก็จะส่งผลให้เกิดผู้เชี่ยวชาญที่เรียนรู้อย่างพลัดพลินไปกับเกมจากการเรียนรู้ที่ต่อเนื่องไม่ติดขัด ซึ่งการปรับเส้นโค้งการเรียนรู้จะควบคุมได้โดยการใช้ระดับของฉาก (Levels) ซึ่งผู้สร้างเกมสามารถออกแบบการเปลี่ยนระดับความยากของแต่ละความท้าทายในระหว่างเล่นเกม หรือออกแบบให้เกมมีความท้าทายง่าย ๆ ก่อนแล้วเมื่อผู้เล่นมีความสามารถที่เพิ่มขึ้นตามที่ผู้สร้างได้ออกแบบฉากไว้ ความท้าทายก็จะยากขึ้นตามมา ผู้พัฒนาเกมควรออกแบบเกมให้ผู้เล่นทุกคนสามารถพัฒนาการเรียนรู้ของตนเองได้ นั่นคือการควบคุมความท้าทายให้เหมาะสมกับผู้เล่นแต่ละคน แม้ว่าผู้เล่นแต่ละคนจะมีความสามารถไม่เท่ากันก็ตาม โดยเริ่มจากการสร้างระดับความท้าทายที่เหมาะสม กำหนดค่าขีดแบ่งของความยากที่แตกต่างกันสำหรับฟังก์ชันการประเมินผลความสามารถของผู้เล่น (Evaluation Functions) เช่นการให้คะแนน ซึ่งผู้พัฒนาเกมสามารถใช้ข้อมูลคะแนนร่วมกับการทดสอบเกมเพื่อให้ได้ฉากที่ตอบสนองระดับความท้าทายของผู้เล่นกลุ่มใหญ่ที่สุด

งานวิทยานิพนธ์นี้ นำแนวคิดของทฤษฎีนี้ไปประยุกต์ใช้ร่วมกับทฤษฎีการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์สำหรับส่วนที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบค่าขีดแบ่ง เพื่อให้สามารถสร้างฉากได้เองอย่างอัตโนมัติสำหรับผู้เล่นแต่ละคน โดยไม่ต้องอาศัยผลการเล่นจากผู้เล่นกลุ่มใหญ่

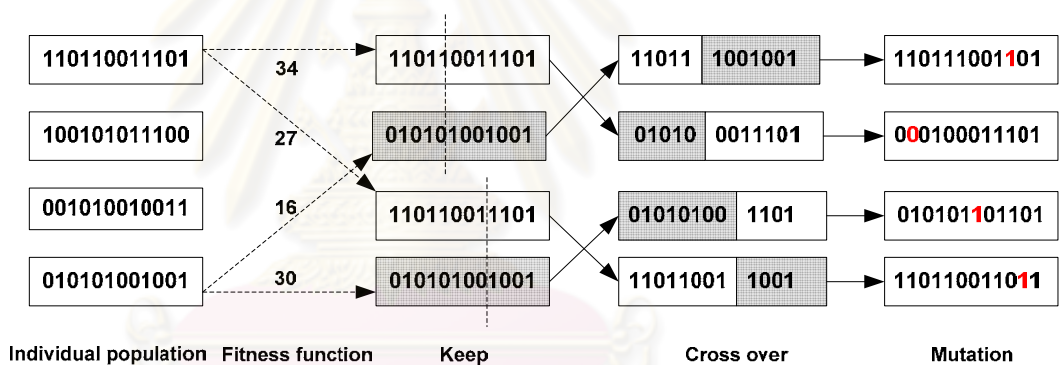
2.1.4 เจเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm) [7]

เจเนติกอัลกอริทึม เป็นอัลกอริทึมสำหรับการค้นหาคำตอบที่น่าพึงพอใจที่สุด (optimization problem) จากกลุ่มคำตอบที่สุ่มมาได้บนพื้นฐานของกลไกการคัดเลือก และการสืบพันธุ์ตามธรรมชาติ การค้นหาด้วยเทคนิคเจเนติกอัลกอริทึมเริ่มต้นด้วยการสุ่มคำตอบขึ้นมาจำนวนหนึ่ง ซึ่งเป็นกลุ่มคำตอบที่เป็นไปได้ และเป็นค่าที่สอดคล้องตามเงื่อนไขของปัญหา เป็นการเลือกคำตอบที่ดีที่สุดจากกลุ่มคำตอบที่สามารถมีชีวิตรอดอยู่ได้หรือกลุ่มคำตอบที่ได้รับการคัดเลือกสายพันธุ์มาจากกลุ่มก่อนหน้า การเลือกกลุ่มคำตอบสายพันธุ์ดีคือ การเลือกคำตอบที่มีค่าเข้าใกล้กับเป้าหมายของปัญหาที่กำลังสนใจ เมื่อมีการคัดเลือกสายพันธุ์ที่ดีได้แล้ว กลไกของเจเนติกจะทำการจับคู่กลุ่มคำตอบสายพันธุ์ดี แล้วหาดำแหน่งที่จะทำการเปลี่ยนโครงสร้างของคำตอบระหว่างคู่ที่จับกันแล้วนั้น เพื่อจะได้กำเนิดคำตอบคู่ใหม่ที่มีโอกาสพัฒนาผลลัพธ์ให้เข้าใกล้เป้าหมายที่แท้จริงมากยิ่งขึ้น

นอกจากที่กล่าวมา ยังมีการเปลี่ยนแปลงของยีน โดยไม่มีเหตุผลอธิบาย หรือที่เรียกว่าการกลายพันธุ์ ซึ่งการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวไม่ใช่สิ่งที่ได้รับอิทธิพลจากพ่อแม่ การเปลี่ยนแปลงดังกล่าวอาจจะทำให้ลูกมีลักษณะที่ดีกว่าพ่อแม่หรือให้ผลลัพธ์เข้าสู่เป้าหมายที่แท้จริงมากขึ้นก็เป็นได้

จะเห็นได้ว่าเจเนติกอัลกอริทึมเป็นวิธีการที่พยายามหาคำตอบที่เป็นไปได้ให้มากที่สุดและมีการพัฒนาคำตอบไปเรื่อย ๆ เพื่อที่จะทำให้คำตอบที่น่าพึงพอใจที่สุดที่เกิดขึ้นใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาที่กำลังสนใจ เป็นหลักการที่ง่าย แต่สามารถใช้ได้ผลดีกับปัญหาที่มีขนาดใหญ่

ในการทำเจเนติกอัลกอริทึมนั้น ข้อมูลมักจะถูกแทนด้วยสายบิต (bit string) เพื่อให้ง่ายหรือให้เข้ากับการประมวลผล แล้วนำไปคำนวณค่าความเหมาะสม (fitness) ที่ดีที่สุดโดยฟังก์ชันความเหมาะสม (fitness function) เพื่อทำการเลือกกลุ่มคำตอบที่ดีที่สุดมาทำการผสมข้ามสายพันธุ์ และ/หรือ ทำการกลายพันธุ์ รูปที่ 2 แสดงตัวอย่างการผสมพันธุ์ (cross over) และการกลายพันธุ์ (mutation)



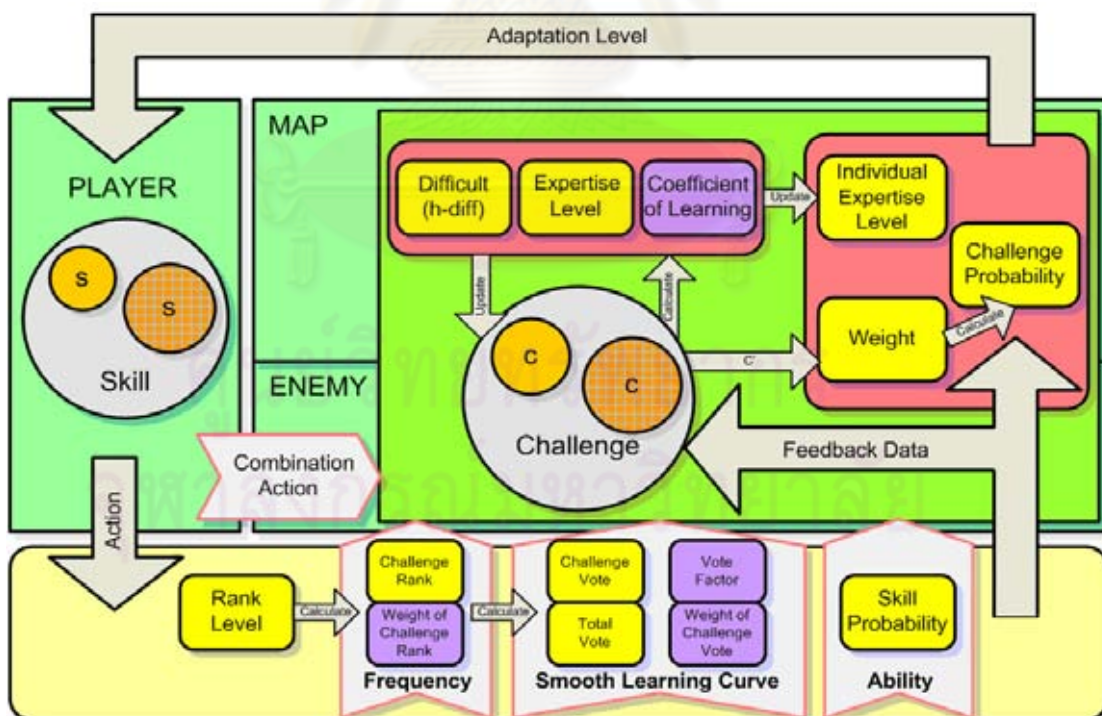
รูปที่ 2 ตัวอย่างเจเนติกอัลกอริทึม

งานวิทยานิพนธ์นี้ใช้เจเนติกอัลกอริทึมเป็นต้นแบบในการสร้างแบบจำลองใหม่สำหรับการสร้างฉาก โดยแนวคิดการผสมพันธุ์และการกลายพันธุ์ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในขั้นตอนการสร้างความท้าทายใหม่ให้กับฉาก

2.2 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.2.1 การปรับระดับความยากของฉากอย่างอัตโนมัติในเกมประเภทแพลตฟอร์มจากประสิทธิภาพการเล่นของผู้เล่น : กรณีศึกษาซูเปอร์มาริโอ [1]

สำหรับการปรับระดับความยากของฉากอย่างอัตโนมัติในเกมประเภทแพลตฟอร์มจากประสิทธิภาพการเล่นของผู้เล่น: กรณีศึกษาซูเปอร์มาริโอ ที่นำเสนอโดย นางสาวจริยา กำหนดนนท์ [1] นั้นเป็นระบบที่สามารถปรับเปลี่ยนและสร้างฉากให้เหมาะสมกับความสามารถของผู้เล่น โดยการนำข้อมูลการเล่น (รูปแบบการกระทำ) มาประยุกต์ใช้ร่วมกับทฤษฎีการออกแบบเกมของ [8] และการเรียนรู้แบบรีนฟอร์สमेंท์ เพื่อปรับฉากให้เหมาะสมกับระดับความสามารถของผู้เล่นนั้น ๆ ซึ่งเริ่มต้นพิจารณาจากทักษะ (Skill) ของผู้เล่นในการบังคับตัวละคร เพื่อนำเอาทักษะต่าง ๆ มากำหนดเป็นรูปแบบการกระทำพื้นฐาน เมื่อนำเอารูปแบบการกระทำพื้นฐานมาประกอบกันจะได้เป็นเป็นความท้าทาย (Challenge) ที่จุดหนึ่งของฉากและเมื่อนำความท้าทายที่จุดต่าง ๆ มาประกอบกันแล้วจะได้เป็นฉาก (Level) ให้ผู้เล่นทำการเล่น และผลที่ได้จากการเล่นของผู้เล่นจะถูกนำกลับมาเป็นผลป้อนกลับ (Feedback) เพื่อใช้ในการปรับค่าความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายต่างๆ ในฉากถัดไป ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 แสดงส่วนประกอบของเกมที่ปรับสภาวะแวดล้อมของฉากให้เหมาะสมกับทักษะของผู้เล่น

จากรูปแบบการกระทำพื้นฐาน และรูปแบบลำดับการกระทำต่อเนื่อง (ลำดับการกระทำต่อเนื่องคือลำดับการกระทำที่ผู้เล่นไม่สามารถเลือกหยุดพักกลางคันได้) นั้น ระบบจะทำการสร้างความท้าทายทั้งหมดที่เป็นไปได้ โดยความท้าทายแต่ละชิ้นจะมีระดับความยากเป็นของตัวเอง ระบบจะนำความท้าทายไปจัดเรียงลำดับจากระดับความยากน้อยไปมาก โดยแบ่งความท้าทายตามกลุ่มความท้าทายที่คล้ายกัน หลังจากผู้เล่นได้เล่นฉากที่สร้างขึ้นไปแล้ว ระบบจะรวบรวมข้อมูลการตายและจำนวนครั้งที่เล่นผ่านความท้าทายต่าง ๆ มาคำนวณแบบรีนฟอร์สमेंท์ เพื่อนำผลจากการเล่นไปใช้ในการปรับตัวในเกมนั้น แบบจำลองได้สร้างตัวแปรเพิ่มเข้ามาในระบบอีกหนึ่งตัวคือจำนวนครั้งที่ได้รับการโหวตให้เกิดความท้าทายอื่นๆ ในระดับที่สูงขึ้นหรือต่ำลงเมื่อเทียบกับความท้าทายที่กำลังพิจารณาอยู่ (ความท้าทายในระดับที่สูงขึ้นจะมีค่าความยากที่เพิ่มขึ้น และความท้าทายในระดับที่ต่ำลงจะมีค่าความยากที่ลดลง) ซึ่งความท้าทายหนึ่งๆสามารถโหวตให้ความท้าทายอื่นได้ในช่วงความยากตามที่คำนวณได้จากความสามารถของผู้เล่น เมื่อได้ค่าโหวตระบบจะทำการเลือกความท้าทาย โดยความท้าทายแต่ละความท้าทายจะมีความน่าจะเป็นในการเกิดแปรตามค่าโหวตกับค่าคะแนนที่ผู้เล่นทำได้ในการเล่นโดยรวม และแปรผกผันกับจำนวนครั้งที่เคยเล่นความท้าทายนั้นๆมา (เพื่อป้องกันไม่ให้ผู้เล่นเบื่อ) แล้วระบบจึงสร้างเป็นความท้าทายหนึ่งจากความท้าทายกลุ่มนั้นสำหรับฉากต่อไป เป็นเช่นนี้ไปเรื่อยๆสำหรับความท้าทายในฉากต่อไป

ระบบที่ได้สร้างขึ้นนั้นใช้ทรัพยากรในการเก็บข้อมูลเป็นจำนวนมาก ดังนั้นงานวิจัยสำหรับวิทยานิพนธ์นี้จึงศึกษาสาเหตุที่เป็นไปได้และพยายามแก้ไขการใช้ทรัพยากรจำนวนมากนี้ นอกจากนี้ วิทยานิพนธ์นี้ยังจะพัฒนาและทดลองวิธีการอีกวิธีการหนึ่งในการสร้างระบบปรับฉากแบบอัตโนมัติ เพื่อศึกษาแบบจำลองที่สามารถเป็นทางเลือกของแบบจำลองแบบเดิมได้ โดยให้แบบจำลองใหม่มีการใช้ทรัพยากรที่เหมาะสมเช่นเดียวกัน

2.2.2 การใช้เจเนติกอัลกอริทึมเพื่อปรับโปรแกรมหุ่นยนต์สำหรับเกมเดินยิงในมุมมองบุคคลที่ 1 [9]

เป็นการนำเอาเจเนติกอัลกอริทึม มาประยุกต์ใช้ในการปรับค่าตัวแปร ที่ใช้กับ โปรแกรมหุ่นยนต์ในเกมเพื่อให้มีประสิทธิภาพ สมจริงและง่ายในการพัฒนา โดยใช้เกมเคาน์เตอร์สไตรค์ (Counter Strike) ในการทดสอบ

โปรแกรมหุ่นยนต์สำหรับเกมเดินยิงในมุมมองบุคคลที่ 1 คือ ปัญญาประดิษฐ์ที่ควบคุมตัวละครซึ่งเล่นอยู่ในเกมนั้น ซึ่งตามปกติเราจะเรียกโปรแกรมชนิดนี้ว่า บอท (bots) ในการใช้งานบอทตามปกตินั้น ใช้การจัดค่าตัวแปรต่างๆ โดยค่าตัวแปรที่ต่างกันจะมีผลให้บอทมีพฤติกรรมต่างๆกัน แต่การจัดค่าตัวแปรนั้นยากและสิ้นเปลืองเวลาของผู้ผลิตเกม เนื่องจากค่าตัวแปรนั้นขึ้นต่อกันด้วยงานวิจัยนี้จึงทำการทดลองนำเจเนติกอัลกอริทึมมาจัดค่าตัวแปรของบอทเพื่อลดภาระของผู้ผลิต

ผลการทดลองปรากฏว่าสามารถปรับให้บอทเล่นได้ดีเท่าเทียมกับบอทที่เซ็ดจากประสบการณ์ของผู้เล่นที่เชี่ยวชาญภายในห้าสิบรอบการเล่น ซึ่งการใช้เจเนติกอัลกอริทึมปรับค่าตัวแปรนี้ใช้เพื่อปรับให้ค่าตัวแปรเข้าสู่ค่าที่ให้ผลโดยรวมดีที่สุด โดยจะทำออฟไลน์ก่อนที่ผู้เล่นจะได้เล่นเกมจริง

จากงานวิจัยที่กล่าวมานี้ พบว่าการใช้เจเนติกอัลกอริทึมสามารถปรับค่าตัวแปรโดยคงลักษณะที่ดีหรือที่คล้ายกันจากรุ่นสู่รุ่นได้ดีในขณะที่วิวัฒนาการหาโครโมโซมใหม่ไปในเวลาเดียวกัน ดังนั้นงานวิทยานิพนธ์นี้จะทำการนำเสนอและทดลองทางเลือกการปรับจากโดยใช้แนวคิดของเจเนติกอัลกอริทึมเข้ามาเป็นทางเลือกหนึ่งด้วย เพื่อให้สามารถคงสภาพความคล้ายกันของความท้าทายที่จะใช้ทดสอบผู้เล่นเอาไว้ได้ การปรับค่าตัวแปรของเกมในงานวิจัย [9] ใช้เวลาห้าสิบรอบการเล่น ซึ่งนับว่านานเพราะผู้เล่นที่แข่งขันด้วยจะเบื่อก่อนไปเสียก่อน ไม่สามารถทำการเรียนรู้ออนไลน์ได้ แต่โดยขอบเขตปัญหาสำหรับงานวิทยานิพนธ์นี้ สามารถทำการผสมพันธุ์คัดเลือกแบบออนไลน์ขณะที่ผู้เล่นกำลังเล่นเกมอยู่ได้ เนื่องจากปริมาณการค้นหาไม่ใหญ่มาก แนวคิดของเจเนติกอัลกอริทึมนั้นถูกนำมาใช้เพื่อคงลักษณะของความท้าทายไว้เท่านั้น

2.2.3 กลไกในการวิวัฒนาการ ความสามารถในการปรับตัว เิงการทำงานเป็นกลุ่ม [10]

เป็นงานวิจัยเกี่ยวกับการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ ของเกมคอมพิวเตอร์ในเชิงธุรกิจ ลักษณะการเล่นยึดตรงแบบเป็นทีม (capture the flag team base) จากเกมแควก 3 (QuakeIII) เนื่องจากการเล่นยึดตรงแบบเป็นทีมนี้ เป็นลักษณะการเล่นที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างสูง

ปัญญาประดิษฐ์ที่ถูกพัฒนาเพื่อการทำงานในเชิงเป็นกลุ่มนั้นถูกเรียกว่า ทีม (TEAM) ซึ่งทำการเรียนรู้ขณะเล่น (online) และการทำงานของทีมนั้นเป็นการทำงานแบบรวมอำนาจที่ศูนย์กลาง (centralised) นั่นคือ การทำงานและการติดต่อระหว่างเอเจนต์ ขึ้นกับเอเจนต์ ตัวหนึ่งที่ถูกกำหนดหน้าที่ไว้สั่งงานเอเจนต์ อื่น ๆ และ เอเจนต์ตัวอื่น ๆ ต้องติดต่อกับเอเจนต์นี้เท่านั้น และทีมมีลักษณะสำคัญ 4 อย่างดังต่อไปนี้

1. ทีมมีการทำงานแบบรวมอำนาจที่ศูนย์กลาง และจะพัฒนาพฤติกรรมของทีมให้เหมือนกันเป็นก้อนเดียว (1 เดียว)
2. ทีมจะให้ความสำคัญต่อเป้าหมายของกลุ่มในระยะยาวมากกว่าเป้าหมายระยะสั้นของแต่ละบุคคล
3. ในส่วนของการตัดสินใจตอบสนองสำหรับแต่ละสถานภาพของเกม ทีมได้ใช้อัลกอริทึม (หรือที่รู้จักกันในชื่อ เจเนติกอัลกอริทึม) เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (fitness value) ของแต่ละสถานภาพ

4. ทีมมีการจดจำสถานะก่อนหน้าเพื่อใช้ในการย้อนกลับในกรณีที่ทีมมีการทำงานผิดพลาด

จะพบว่าเกมประเภทเดินยิงในมุมมองบุคคลที่ 1 นั้นสามารถนำเอาเจเนติกอัลกอริทึมไปประยุกต์ใช้ได้ผลดีและสามารถใช้เรียนรู้ในขณะที่ทำการเล่น รวมถึงผสมผสานกับระบบปัญญาประดิษฐ์แบบอื่นได้ง่ายอีกด้วย นี่เป็นการยืนยันเพิ่มเติมว่าเจเนติกอัลกอริทึมน่าจะสามารถนำไปประยุกต์ใช้ร่วมกับเกมประเภทแพลตฟอร์มได้เช่นกัน โดยใช้การปรับสภาพจากแทนการปรับสภาพสถานการณ์ผู้เล่น



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

แนวคิดของการวิจัย

เนื่องจากมีความต้องการในการปรับปรุงขั้นตอนการจัดเก็บความท้าทายให้ใช้ทรัพยากรหน่วยความจำในการเก็บน้อย ในงานวิจัยเดิมนั้นนำข้อมูลทักษะการกระทำที่ผู้เล่นสามารถทำได้นำมาหารระดับความยากในการเล่น และทำการสร้างความท้าทายจากการกระทำที่เป็นไปได้ทั้งหมดเก็บไว้ในโครงสร้างข้อมูลก่อนที่จะทำการโหวตเลือก ซึ่งการทำเช่นนี้อาจเป็นสาเหตุสำคัญให้โปรแกรมใช้ทรัพยากรหน่วยความจำในการจัดเก็บข้อมูลมาก ดังนั้นจึงต้องให้ระบบใหม่สามารถจัดการความท้าทายให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น หรือสามารถสร้างความท้าทายที่มีคะแนนที่เหมาะสมกับผู้เล่นแต่ละคนได้ โดยไม่จำเป็นที่จะต้องสร้างความท้าทายทั้งหมดเตรียมไว้ ดังนั้นแนวทางที่จะนำมาพัฒนาต้นแบบการปรับระดับความยากง่ายมีทั้งสิ้น 2 แนวทางดังต่อไปนี้

1. ปรับปรุงการจัดการความท้าทายของแบบจำลองเดิมให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยทำการลบความท้าทายที่ไม่ต้องการใช้ออกจากหน่วยความจำ

ขั้นตอนการดำเนินงาน

- 1.1 ลบความท้าทายที่มีจำนวนการเล่นตั้งแต่ n ขึ้นไปออก เนื่องด้วยสมมติฐานที่ว่า ความท้าทายใด ๆ ที่ผู้เล่น เล่นผ่านหลาย ๆ ครั้งแล้ว ผู้เล่นนั้นน่าจะมีประสบการณ์ที่น่าจะสามารถเล่นผ่านได้ และช่วยลดการเกิดซ้ำของความท้าทาย ซึ่งอาจทำให้ผู้เล่นเบื่อได้ ความท้าทายนั้นจึงสามารถนำออกจากระบบได้ โดยในงานวิจัยนี้ได้กำหนดให้ n มีค่า = 3, 5 และ 7 ตามลำดับ ซึ่งจะต้องทดลองให้เห็นความแตกต่างระหว่างการใช้ค่าเหล่านี้ ทั้งในด้านคุณภาพในการเล่นจากความเห็นของผู้เล่น และในด้านการประหยัดทรัพยากร
- 1.2 ลบความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดในฉากถัดไป (Challenge Probability) ที่น้อยกว่า 51 เป็นจำนวนที่ไม่เกินจำนวนความท้าทายที่มีการใส่เพิ่มในเซตความท้าทาย เนื่องจากความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดในฉากถัดไปน้อยนั้นแสดงว่าโอกาสในถูกนำไปใช้เป็นการท้าทายของฉากใหม่นั้นน้อย และโอกาสที่จะเกิดในด่านต่อ ๆ ไปก็น้อยด้วยเช่นกัน ดังนั้นความท้าทายนั้นจึงน่าจะสามารถนำออกจากระบบได้โดยไม่มีผลกระทบต่อคุณภาพการเล่น ซึ่งในการนี้ต้องวัดผลทั้งในด้านคุณภาพการเล่นและในด้านการประหยัดทรัพยากรเช่นเดียวกัน สำหรับผลการทดลองการใช้แบบจำลองที่ปรับปรุงนี้ อยู่ในบทที่ 4

2. นำเสนอแบบจำลองใหม่ โดยแบบจำลองใหม่นี้นำเอาหลักการเจเนติกอัลกอริทึมมาใช้เป็นแบบศึกษาสำนึก (Heuristic) การนำแนวคิดของเจเนติกอัลกอริทึมมาประยุกต์ใช้นี้มีจุดประสงค์ที่จะสร้างฉาก เพื่อให้ความท้าทายที่สร้างขึ้นมามีความสัมพันธ์กับความท้าทายเดิม และยังมีโอกาสในการสร้างความท้าทายใหม่ ๆ ด้วยเช่นกัน โดยการเปลี่ยนความท้าทายแต่ละความท้าทายให้อยู่ในรูปของโครโมโซม การนำแนวคิดเจเนติกอัลกอริทึมมาใช้ในวิทยานิพนธ์นี้จะต่างจากการใช้งานเจเนติกอัลกอริทึมในปัญหาทั่วไปอื่นๆ ดังนี้

- ฟังก์ชันที่ใช้เป็นฟิตเนสฟังก์ชันของงานวิทยานิพนธ์นี้ เป็นฟังก์ชันที่มีค่าที่ต้องการไม่คงที่ เปลี่ยนค่าได้ในทุกรอบของการเล่นเกม (เนื่องจากเกมอาจต้องยากขึ้นหรือง่ายลงตามความสามารถของผู้เล่น ทั้งนี้ในระหว่างการเล่นเกม ผู้เล่นก็สามารถพัฒนาตนเองได้) ดังนั้นเจเนติกอัลกอริทึมจึงไม่ได้ใช้เพื่อวิวัฒนาการคุณสมบัติของความท้าทายให้ได้แบบใดแบบหนึ่ง หรือให้มีความยากค่าหนึ่ง หากแต่ใช้เพื่อพยายามคงลักษณะเดิมของความท้าทายเอาไว้ในขณะที่สร้างโครโมโซมใหม่ ที่ต้องพยายามคงลักษณะเดิมของความท้าทายเอาไว้ นั่น เพื่อที่จะมั่นใจได้ในระดับหนึ่งว่า ผู้เล่นเคยเรียนรู้จากความท้าทายที่คล้ายคลึงกันมาบ้างแล้ว
- จำนวนประชากรสำหรับนำไปใช้งานด้วยแนวคิดเจเนติกอัลกอริทึมที่จะใช้ในวิทยานิพนธ์นี้ มีจำนวนน้อย ต่างจากงานเจเนติกอัลกอริทึมอื่นที่ใช้ประชากรจำนวนมาก ทั้งนี้เนื่องจากปริมาณการค้นหาที่มีขนาดจำกัด ถูกควบคุมด้วยจำนวนการกระทำต่อเนื่องที่ผู้เล่นสามารถกระทำได้ และความเป็นไปได้ของการกระทำที่จะต้องต่อเนื่องกัน ซึ่งถูกนิยามไว้ใน [1] ดังนั้นปัญหาของงานวิทยานิพนธ์นี้แท้จริงแล้ว ไม่ใช่ปัญหาที่จำเป็นต้องแก้ด้วยเจเนติกอัลกอริทึม แต่เจเนติกอัลกอริทึมนี้ใช้เป็นแบบศึกษาสำนึกในการสร้างความท้าทายใหม่ให้คงลักษณะของความท้าทายเดิมเอาไว้ การใช้จำนวนประชากรน้อยยังเป็นการประหยัดทรัพยากรหน่วยความจำในการเก็บข้อมูลระหว่างการทำงานอีกด้วย การผสมโครโมโซมอาจไม่สามารถทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการเสมอไป ซึ่งสามารถแก้ไขได้ด้วยการสร้างบางส่วนของโครโมโซมที่ถูกเลือกขึ้นใหม่โดยอาศัยแบบศึกษาสำนึกแบบอื่นเข้ามาช่วย

การคำนวณความยากของแต่ละความท้าทายคำนวณได้จากสมการที่ (1) [1]

$$\begin{aligned}
h_{dif} &= \sum_{a_i \in \mathbf{A}} \left\{ [d_p(a_i) + \sum_{j \in \mathbf{E}} d_e(a_{ij}) + \sum_{k \in \mathbf{M}} d_m(a_{ik})] * [n_p(a_i)] \right\} \quad (1) \\
& ; n_p(a_i) = 1 \leftrightarrow a_i \neq a_{Jump} \\
\mathbf{A} &= \{a_{Fire}, a_{Move}, a_{Escape}, a_{Jump}, a_{Attack}\} \\
\mathbf{E} &= \{Move, Attack, Damage\} \\
\mathbf{M} &= \{Move, Attack, Damage, Identity\}
\end{aligned}$$

โดยที่	h_{dif}	คือค่าความยากของการทำงาน
	a_i	คือการทำงานของผู้เล่น
	d_p	คือค่าความยากของลักษณะประจำตัวของการกระทำ p ของผู้เล่น
	d_e	คือค่าความยากของลักษณะประจำตัวของศัตรู e ที่สัมพันธ์กับ a_i
	d_m	คือค่าความยากของลักษณะประจำตัวของแผนที่ m ที่สัมพันธ์กับ a_i
	n_p	คือจำนวนครั้งที่ทักษะถูกนำมาใช้เป็นการกระทำที่ต่อเนื่อง
	a_{ij}	คือคุณสมบัติของเป้าหมาย (ศัตรู) ที่สัมพันธ์กับการกระทำของผู้เล่น a_i
	a_{ik}	คือคุณสมบัติของเป้าหมาย (แผนที่) ที่สัมพันธ์กับการกระทำของผู้เล่น a_i
	\mathbf{A}	คือเซตของการกระทำพื้นฐาน
	\mathbf{E}	คือเซตของคุณสมบัติของศัตรู
	\mathbf{M}	คือเซตของคุณสมบัติของแผนที่

3.1 ขั้นตอนการดำเนินงานในการสร้างความท้าทายของแต่ละกลุ่มทักษะ

3.1.1 การกำเนิดโครโมโซมรุ่นแรก (สำหรับฉากระดับแรก)

สร้างความท้าทายของฉากระดับแรก (สำหรับระบบต้นแบบที่ได้สร้างขึ้นนั้น ใช้จำนวน 2 ความท้าทาย สำหรับความท้าทายชนิดเดียวกัน ในหนึ่งฉาก) โดยระบบจะทำการกำหนดค่าความยาก ซึ่งเป็นค่าเริ่มต้น และเป็นค่าคงที่ ซึ่งแต่ละกลุ่มทักษะอาจจะเป็นค่าเดียวกัน หรือต่างกันก็ได้ คำนวณค่า CR ซึ่งจะใช้ในการปรับความยากขึ้นหรือลดลงของฉากต่อไป จากสมการ (2) – (4) [1] แต่ค่าคะแนนที่ให้ในงานวิทยานิพนธ์นี้จะต่างจาก [1] ตรงที่ใน [1] นั้นให้คะแนน CR แต่ละความท้าทายแยกจากกัน แต่ในแบบจำลองใหม่นี้ จะให้คะแนน CR ตามกลุ่มของความท้าทายแทน ซึ่งการให้คะแนนความท้าทายตามกลุ่มความท้าทายนี้ ช่วยให้ไม่จำเป็นต้องเก็บความท้าทายหนึ่งๆ เอาไว้ในระบบ

$$RL = (PT + 2) - (ST + 1) \quad (2)$$

$$PR = (2 * RL) - 1 \quad (3)$$

$$CR = PT - PR \quad (4)$$

โดยที่	<i>PT</i>	คือจำนวนครั้งในการเล่น (Play Time)
	<i>ST</i>	คือจำนวนครั้งในการเล่นผ่าน (Success Time)
	<i>RL</i>	คือระดับความสามารถ (Rank Level) ซึ่งเป็นจำนวนของตัวละครที่ใช้ไปทั้งหมดในการผ่านความท้าทายกลุ่มนี้ ตั้งแต่เริ่มเกม
	<i>PR</i>	คือลำดับความสามารถในการเล่นสูงสุด (Play Rank) ซึ่งค่านี้เป็นค่า <i>RL</i> ที่เอามาปรับเพื่อคำนวณ <i>CR</i> ต่อไป
	<i>CR</i>	คือระดับความท้าทายที่น่าจะสามารถเล่นได้ (Challenge Rank) ค่านี้เป็นค่าที่ปรับมาจากค่า <i>RL</i> เพื่อให้มีความสำคัญกับจำนวนครั้งที่เล่นได้ผ่าน

สมการสำหรับคำนวณค่า *CR* นี้ สามารถใช้ได้ในการสร้างด่านตั้งแต่ด่านแรก หลังจากเล่นผ่านด่านที่ 5 *PT* และ *ST* จะใช้ค่าจาก 3 ด่านสุดท้ายเท่านั้น ส่วนการคำนวณค่า *CR* ในด่านแรกนั้น จะได้ค่า $CR = -1$ (เนื่องจากยังไม่มีการเล่นเกิดขึ้น ค่า *PT* และ *ST* จึงเป็น 0) ทำการใส่ทักษะที่ 1 และ 2 ตามกลุ่มของทักษะนั้นๆ (ในระบบต้นแบบ จะจัดกลุ่มความท้าทายที่ถือว่าคล้ายกัน จากความเหมือนกันของทักษะสองทักษะแรกที่ผู้เล่นต้องใช้) ทำการสุ่มคะแนนความยากให้แก่ทักษะที่ 1 และ 2 แล้วนำไปทำตามขั้นตอนที่ 3.4.4 (และทำซ้ำตามขั้นตอนที่ระบุ)

ตัวอย่างการสร้างความท้าทายของฉากระดับแรก ของกลุ่มทักษะ JJ เป็นดังนี้ กำหนดให้ค่าความยากเริ่มต้น = 22 กำหนดสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ = 2 ค่า *CR* = -1 ทำการสุ่มคะแนนความยากของทักษะ J สมมติได้คะแนนความยาก = 6 และสุ่มคะแนนความยากของ J ที่สอง สมมติได้คะแนนความยาก = 4 ดังนั้นคะแนนความยากของความท้าทาย = 20 นำไปผ่านขั้นตอนที่ 3.4.4 จะได้ $h_{dif}(cnd) = -2$ และ $LF = -2$ ถ้า $h_{dif}(cnd) = LF$ ดังนั้น ความท้าทาย JJ คะแนนระดับความยาก = 20 จะถูกนำไปใช้เป็นความท้าทายของฉากระดับแรก

ตัวอย่างความท้าทายของฉากระดับแรก ของกลุ่มทักษะ JJ ในการสร้างฉากแรก แสดงในรูปที่ 4

JJ
Challenge 1

JJE
Challenge 2

รูปที่ 4 ตัวอย่างความท้าทายของฉากระดับแรก ของกลุ่มทักษะ JJ

3.2 การจำลองโครโมโซมให้เข้ากับปัญหา

สร้างโครโมโซมจากความท้าทายที่เก็บเอาไว้ โดยเก็บข้อมูลเป็นเซตของทักษะและมีระดับความยากของทักษะนั้น ดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 ตัวอย่างโครโมโซม

โดยความยาวของโครโมโซมนั้นขึ้นกับระดับทักษะของผู้เล่น ณ เวลานั้น ๆ

3.3 การคำนวณค่าผลลัพธ์จากโครโมโซม

ใช้การคำนวณค่าความยากจากสมการที่ (1) ส่วนการคำนวณระดับความท้าทายที่น่าจะสามารถเล่นได้ นั่นคือคิดจากระดับความท้าทายของแต่ละกลุ่มความท้าทาย

3.4 การสร้างความท้าทายที่จะนำมาครอสโอเวอร์

ทำการสร้างกลุ่มความท้าทายเพิ่มขึ้นมาต่างหากจากโครโมโซมที่ใช้อยู่ เพื่อใช้ในการผสมพันธุ์โดยเฉพาะ กลุ่มความท้าทายแต่ละกลุ่มจะถูกใช้ในการสร้างโครโมโซมเพิ่มเติมแต่ละชุด ในระบบต้นแบบที่ใช้ในงานวิทยานิพนธ์นี้ โครโมโซมที่สร้างขึ้นในส่วนนี้นั้นจะมีจำนวนเท่ากับจำนวนโครโมโซมของกลุ่มความท้าทายที่ใช้สร้าง โดยค่า CR ของกลุ่มความท้าทายต้นฉบับจะถูกนำมาใช้กำหนดค่าความยากของโครโมโซมใหม่ในส่วนนี้ได้ดังนี้

3.4.1 กำหนดเงื่อนไขความยากของกลุ่มทักษะใหม่จากการสุ่ม ซึ่งสัมพันธ์กับ CR ณ ปัจจุบัน ดังนี้

3.4.1.1 ถ้าค่า CR ปัจจุบัน > 0 เงื่อนไขความยากจะต้องยากขึ้นไม่เกินจากที่ค่า CR ปัจจุบันกำหนด

3.4.1.2 ค่า CR ปัจจุบัน < 0 เงื่อนไขความยากจะไม่ยากขึ้น

ตัวอย่างการกำหนดเงื่อนไขความยาก เช่น กำหนดให้ค่า CR ณ ปัจจุบันเป็น 3 แสดงว่าความยากของความท้าทายใหม่ต้องมีค่าไม่เกินค่าของ ($hdif$ ปัจจุบัน $+ 3 * \text{coefficient of Learning}$) สมมติว่าค่า $hdif$ ในปัจจุบันเป็น 25 (ในกรณีที่ค่า $\text{coefficient of Learning}$ เป็น 1) ดังนั้นค่า $hdif$ ของความท้าทายที่จะถูกสร้างขึ้นใหม่นั้นจะมีค่าไม่เกิน 28

3.4.2 ความท้าทายที่สร้างขึ้นนั้น มีกระบวนการในการสร้างดังนี้

3.4.2.1 สร้างการกระทำพื้นฐานที่ใช้ในการจัดประเภทของกลุ่มความท้าทาย

3.4.2.2 ถ้าค่า $CR > 0$ ให้ทำการเพิ่มการกระทำพื้นฐานเข้าไปในความท้าทาย

ตัวอย่างเช่น ถ้าค่า CR เป็น 2 กำหนดให้กลุ่มทักษะ JJ มีความยาก = 20 และคะแนนความยากของความท้าทายต้นฉบับ ณ ปัจจุบัน = 25 สมมติจากการสุ่ม ได้การกระทำพื้นฐาน = A ดังนั้นจะได้กลุ่มทักษะใหม่เป็น JJA

3.4.2.3 ค่า $CR < 0$ ให้ทำการตรวจสอบค่าคะแนนความยากของ

ความท้าทายใหม่ กับ ค่าคะแนนความยากของความท้าทายต้นฉบับ ณ ปัจจุบัน หากมากกว่าให้ไปยังขั้นตอนถัดไป หากน้อยกว่าให้ทำการเพิ่มการกระทำพื้นฐานตัวอย่างเช่น ถ้า CR มีค่าเป็น -2 กำหนดให้กลุ่มทักษะ JJ มีความยาก = 20 และคะแนนความยากของความท้าทาย ณ ปัจจุบัน = 25 พบว่า คะแนนความยากของความท้าทายใหม่มีค่าน้อยกว่าคะแนนความยากของความท้าทาย ณ ปัจจุบัน ดังนั้นทำการเพิ่มการกระทำพื้นฐาน สมมติจากการสุ่ม ได้การกระทำพื้นฐาน = J ดังนั้นจะได้กลุ่มทักษะใหม่เป็น JJJ

3.4.3 สุ่มคะแนนของการกระทำพื้นฐานที่เพิ่มขึ้นมาจากขั้นตอนที่ 3.4.2

สำหรับตัวอย่างการสุ่มการกระทำพื้นฐาน จากขั้นตอนที่ 3.4.2.1 นั้น ได้การกระทำพื้นฐานใหม่ = A ทำการสุ่มคะแนนความยาก โดยใช้ค่าความยากของลักษณะประจำจากคุณสมบัติต่างๆ [1] ตามงานวิจัยเดิม สมมติให้ได้ระดับความยาก = 5 (ผู้เล่นโจมตีโดยการเหยียบศัตรู + ศัตรู (ความเร็ว = ช้า, ทิศทาง = แนวระดับ, ความแข็งแรง = น้อย))

สำหรับตัวอย่างการสุ่มการกระทำพื้นฐาน จากขั้นตอนที่ 3.4.2.2 นั้นได้การกระทำพื้นฐานใหม่ = J ทำการสุ่มคะแนนความยาก สมมติให้ได้ระดับความยาก = 6 (กระโดด (ความแม่นยำ = น้อย, ความสูง, ความกว้าง = ปานกลาง, ทิศทาง = ตามแนวโค้ง))

3.4.4 ตรวจสอบความยากของกลุ่มทักษะใหม่ว่าตรงกับเงื่อนไขความยากหรือไม่ จากความสัมพันธ์ระหว่าง CR และ h_{dif} จากสมการที่ (5) [1]

$$Cv'(c) = \sum_{\tilde{c}} |VF|; \{h_{dif}(\tilde{c}) < h_{dif}(c) \leq h_{dif}(\tilde{c}) + [CR^+(\tilde{c}) * CL]\} \quad (5)$$

$$\cup \{h_{dif}(\tilde{c}) + [CR^-(\tilde{c}) * CL] \leq h_{dif}(c) < h_{dif}(\tilde{c})\}$$

$$; CR^+(c) > 0 \wedge CR^-(c) < 0$$

โดยที่ $Cv'(c)$ คือคะแนนของความท้าทาย c ที่จะเกิดขึ้นในฉากถัดไป (Challenge Vote)

$h_{dif}(c)$ คือค่าความยากของความท้าทาย c

$h_{dif}(\tilde{c})$ คือค่าความยากของความท้าทาย \tilde{c} (ความท้าทายหนึ่งที่ไม่ใช่ c)

$CR^+(\tilde{c})$ คือระดับความท้าทาย \tilde{c} ที่น่าจะสามารถเล่นได้ซึ่งมีค่าเป็นจำนวนเต็มบวก

$CR^+(c)$ คือระดับความท้าทาย c ที่น่าจะสามารถเล่นได้ซึ่งมีค่าเป็นจำนวนเต็มลบ

โดยทางผู้วิจัย ได้นำมาประยุกต์ใช้โดยนำเอาผลต่างของคะแนนความยากของเซตความท้าทายใหม่กับเซตความท้าทายปัจจุบัน เทียบกับค่า $CR * CL$

$$h_{dif}(cnd) = h_{dif}(n) - h_{dif}(p) \quad (6)$$

$$LF = CL * CR(n) \quad (7)$$

โดยที่ $h_{dif}(cnd)$ คือค่าผลต่างความยาก

$h_{dif}(n)$ คือค่าความยากของเซตความท้าทายที่สร้างขึ้นใหม่

$h_{dif}(p)$ คือค่าความยากของเซตความท้าทายต้นฉบับ ณ ปัจจุบัน

LF คือค่าปัจจัยการเรียนรู้ (Learning Factor)

CL คือค่าสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ (Coefficient of Learning) เป็นค่าที่ใช้ปรับ CR อีกต่อหนึ่ง

$CR(n)$ คือระดับความท้าทายที่น่าจะสามารถเล่นได้ ณ ปัจจุบัน โดยถ้าค่า CR ของกลุ่มความท้าทาย กลุ่มที่กำลังใช้งานอยู่ในปัจจุบันมีค่าศูนย์แล้ว ค่า $CR(n)$ จะเป็นค่าระหว่าง CR ก่อนหน้า กับ CR ปัจจุบัน แต่หากค่า CR ปัจจุบันนั้น น้อยกว่าศูนย์แล้ว ค่า $CR(n)$ จะมีค่าเท่ากับ CR ปัจจุบัน

นำค่า $h_{dif}(cnd)$ กับ LF มาเปรียบเทียบกับดังนี้

3.4.4.1 $h_{dif}(cnd) < LF$ แสดงว่าค่าความยากของความท้าทายที่สร้างขึ้นใหม่ยังไม่ถึงความยากสูงสุดที่ผู้เล่นน่าจะสามารถเล่นผ่านได้ ดังนั้น ให้ทำซ้ำในขั้นตอน 3.4.2 – 3.4.4

3.4.4.2 $h_{dif}(cnd) > LF$ แสดงว่าค่าความยากของความท้าทายที่สร้างขึ้นมานี้ใหม่ น่าจะสูงเกินกว่าผู้เล่นจะสามารถเล่นผ่านได้ ดังนั้น ทำการตรวจสอบคะแนนของการกระทำพื้นฐานที่ละอัน หากเป็นคะแนนการกระทำพื้นฐานที่น้อยที่สุดแล้ว ให้ไปยังขั้นตอนถัดไป หากไม่ ให้ลดคะแนนของการกระทำพื้นฐานที่อยู่ด้านท้ายโครโมโซมมากที่สุด และทำซ้ำในขั้นตอนที่ 3.4.4

3.4.4.3 $h_{dif}(cnd) = LF$ แสดงว่าผู้เล่นน่าจะสามารถเล่นผ่านความท้าทายที่สร้างขึ้นมานี้ได้ ดังนั้น ไปยังขั้นตอนถัดไป

สำหรับตัวอย่างในขั้นตอนที่ 3.4.3 ที่ใช้ CR เงื่อนไข = 2 นั้น กำหนดให้กลุ่มการกระทำพื้นฐาน JJA มีคะแนนความยาก = 25 และคะแนนความยากของความท้าทาย ณ ปัจจุบัน = 25 สัมประสิทธิ์การเรียนรู้ = 2 จำนวนค่า $h_{dif}(cnd) = 0$ และ $LF = 4$ ค่า $h_{dif}(cnd) < LF$ ดังนั้น ต้องทำซ้ำในขั้นตอน 3.4.2 – 3.4.4

ส่วนตัวอย่างก่อนหน้านี้ ที่ใช้ CR เงื่อนไข = -2 กำหนดกลุ่มการกระทำพื้นฐาน JJJ มีคะแนนความยาก = 39 และคะแนนความยากของความท้าทาย ณ ปัจจุบัน = 25 สัมประสิทธิ์การเรียนรู้ = 2 จำนวนค่า $h_{dif}(cnd) = 7$ และ $LF = -4$ ค่า $h_{dif}(cnd) > LF$ ดังนั้น ทำการตรวจสอบคะแนนการกระทำพื้นฐานทุกอันจนถึงอันสุดท้าย พบว่ายังสามารถลดค่าลงได้อีก ดังนั้น ทำการลดคะแนนการกระทำพื้นฐานอันสุดท้ายลงและทำซ้ำขั้นตอนที่ 3.4.4 จะพบว่าเมื่อทำการลดคะแนนการกระทำพื้นฐานจนน้อยที่สุด (คะแนนที่น้อยที่สุดของ J คือ 4 มาจาก ความแม่นยำ, ความสูง, ความกว้าง = น้อย, ทิศทาง = ตามแนวตั้ง) ก็ไม่สามารถทำให้ค่า $h_{dif}(cnd) \leq LF$ ได้ (จะได้ $h_{dif}(n) = 36, h_{dif}(cnd) = 3$) ดังนั้นความท้าทายที่สร้างขึ้นมานี้ใหม่จะเป็น JJJ ที่มีคะแนนความยาก = 36

3.4.5 นำเอากลุ่มทักษะที่ได้ไปเป็นกลุ่มความท้าทายที่เกิดจากการสุ่ม
รูปที่ 6 แสดงโครโมโซมในกลุ่มความท้าทาย JJ ที่ถูกสร้างขึ้นสองโครโมโซม เพื่อใช้ในการครอสโอเวอร์กับโครโมโซมต้นฉบับสองโครโมโซมต่อไป

J (4)	J (4)	E (2)	E (3)
-------	-------	-------	-------

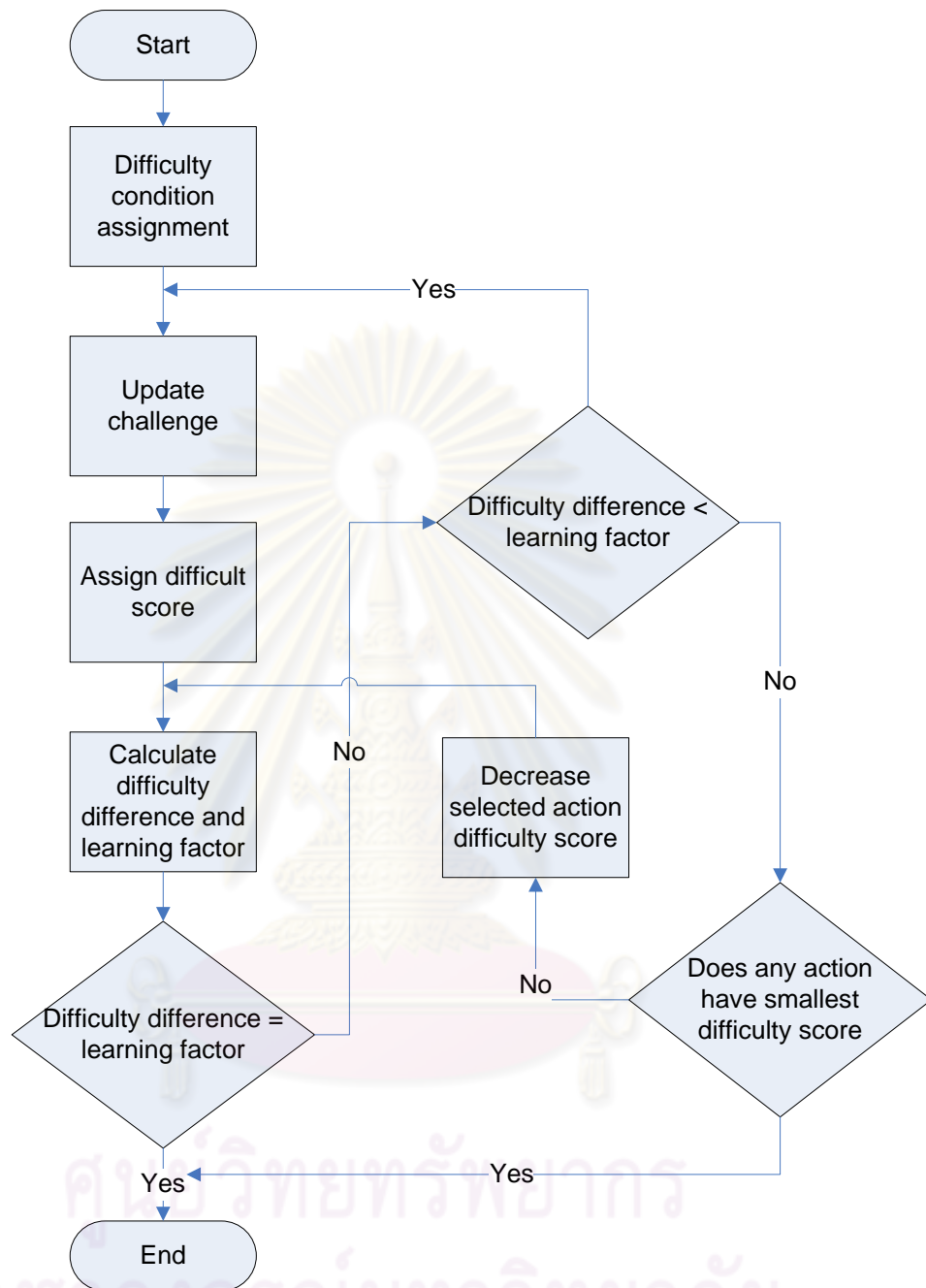
Challenge 1

J (5)	J (5)	A (5)
-------	-------	-------

Challenge 2

รูปที่ 6 ตัวอย่างโครโมโซมที่จะนำมาครอสโอเวอร์โดยกำหนดค่า CR = 2, CL = 2

ผังงานแสดงขั้นตอนการสร้างความท้าทาย เพื่อนำมาใช้ครอสโอเวอร์ แสดงในรูปที่ 7



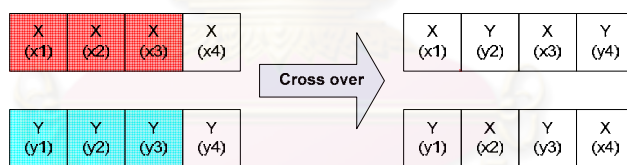
รูปที่ 7 ผังงานการสร้างความท้าทายแบบสุ่ม

3.5 การครอสโอเวอร์ (Crossover)

ครอสโอเวอร์โครโมโซมจากขั้นตอนที่ 3.4 กับโครโมโซมที่เก็บเอาไว้ ซึ่งการครอสโอเวอร์สามารถมีรูปแบบการผสมดังนี้

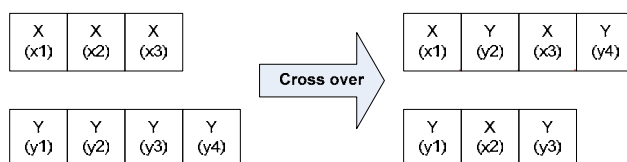
- 3.5.1 การครอสโอเวอร์แบบหนึ่งจุด (One-point Crossover)
- 3.5.2 การครอสโอเวอร์แบบสองจุด (Two-points Crossover)
- 3.5.3 การครอสโอเวอร์แบบมีรูปแบบ (Uniform Crossover)

จากการทดลองเล่นการครอสโอเวอร์แบบต่าง ๆ จำนวน 20 ดำน 2 รอบ ผู้เล่นไม่มีความรู้สึกว่าแต่ละแบบนี้มีความแตกต่างกัน และทั้ง 3 แบบนั้นก็เป็นที่ไปตามนิยามคุณภาพ (นิยามคุณภาพแสดงในบทที่ 4) เมื่อพิจารณาอัตราการครอสโอเวอร์ที่ไม่สำเร็จนั้นอัตราการครอสโอเวอร์ที่ไม่สำเร็จแบบหนึ่งจุด = 2.48 % แบบสองจุด = 0.83% และแบบมีรูปแบบ = 0.15% การครอสโอเวอร์แบบมีรูปแบบ นั้นมีอัตราการครอสโอเวอร์ที่ไม่สำเร็จน้อยที่สุด แสดงว่าโอกาสที่ความท้าทายจะมีความหลากหลาย ควรจะมีมากกว่าแบบอื่น ดังนั้น ในงานวิจัยนี้ใช้การครอสโอเวอร์แบบมีรูปแบบ เนื่องจากการครอสโอเวอร์ที่ทำให้เกิดความหลากหลายได้มาก และ จากการทดลองเบื้องต้นนั้น ให้ผลลัพธ์เป็นที่น่าพอใจ ซึ่งรูปแบบที่ใช้ในการครอสโอเวอร์นั้น เป็นดังแบบในรูปที่ 8



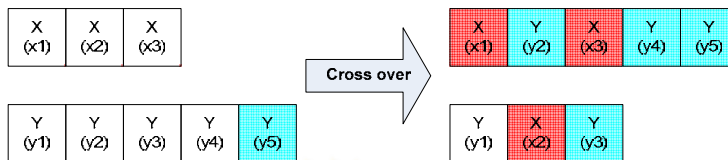
รูปที่ 8 การครอสโอเวอร์แบบมีรูปแบบ

สำหรับการครอสโอเวอร์ของโครโมโซมที่มีความยาวไม่เท่ากันนั้น ที่จำนวนความท้าทายต่างกัน 1 ทักษะรูปแบบการผสมพันธุ๋จะได้ดังรูปที่ 9



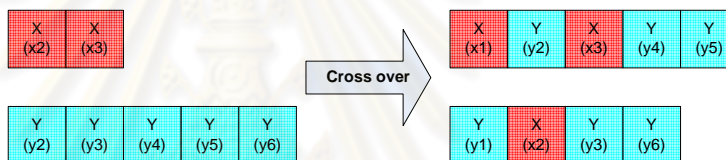
รูปที่ 9 การครอสโอเวอร์ที่จำนวนความท้าทายต่างกัน 1 ทักษะ

การครอสโอเวอร์ที่จำนวนความท้าทายต่างกัน 2 ทักษะรูปแบบการครอสโอเวอร์จะได้
 ดังรูปที่ 10



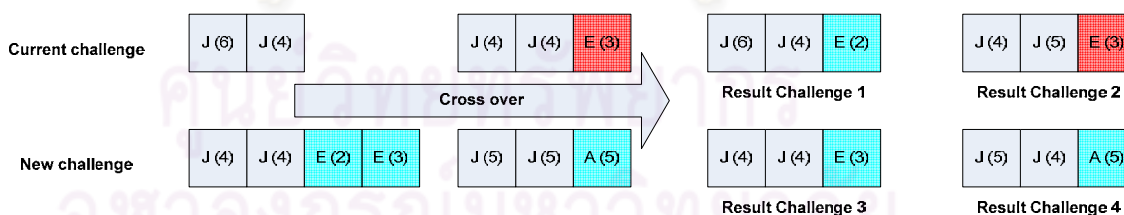
รูปที่ 10 การครอสโอเวอร์ที่จำนวนความท้าทายต่างกัน 2 ทักษะ

การครอสโอเวอร์ที่จำนวนความท้าทายต่างกัน 3 ทักษะรูปแบบการครอสโอเวอร์จะได้
 ดังรูปที่ 11



รูปที่ 11 การครอสโอเวอร์ที่จำนวนความท้าทายต่างกัน 3 ทักษะ

ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ของความท้าทายของกลุ่ม JJ ที่ใช้โครโมโซมต้นฉบับสอง
 โครโมโซมนั้นแสดงในรูปที่ 12



รูปที่ 12 ตัวอย่างการครอสโอเวอร์ของความท้าทายของกลุ่ม JJ

เมื่อได้โครโมโซมผลลัพธ์ออกมาแล้ว จะต้องมีการตรวจสอบว่า ความต่อเนื่องของทักษะ
 แต่ละอย่างที่ได้ออกมาสำหรับแต่ละ โครโมโซมนั้น เป็นไปได้จริงหรือไม่ เมื่อตรวจสอบแล้วพบว่า

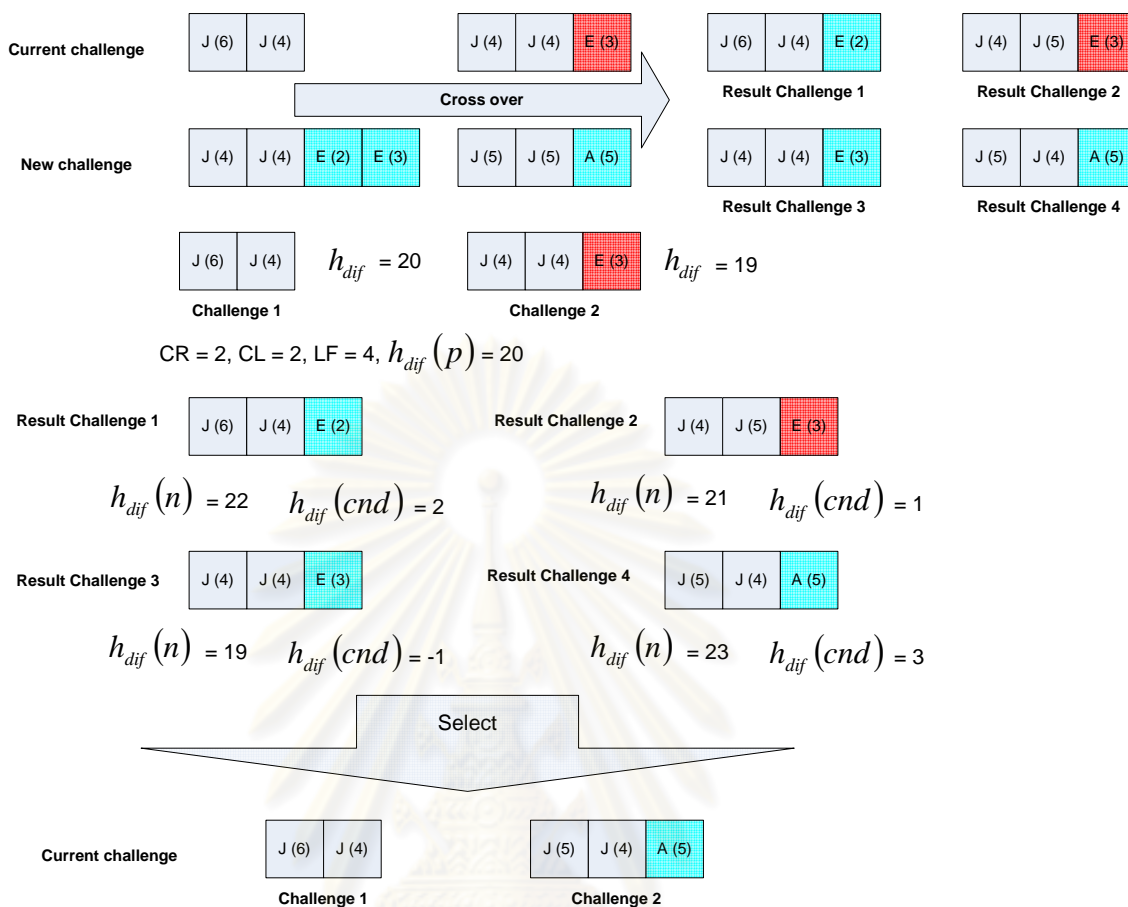
ไม่ได้ จะต้องมีการทำการครอสโอเวอร์ใหม่เพื่อให้มีจำนวนโครโมโซม 4 โครโมโซม เวลาที่จะเลือกโครโมโซม

3.6 ส่วนการเลือกโครโมโซม

เลือกจากโครโมโซมที่ได้จากการครอสโอเวอร์ โดยคำนวณค่า $h_{dif}(cnd)$ และ LF ของแต่ละโครโมโซมจากสมการที่ (6),(7) แล้วเลือกโครโมโซมที่มีค่า $|h_{dif}(cnd) - LF| = \{0,1,\dots,n\}$ ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดค่า $n = 1$ โดยจะทำการเลือกค่าน้อยที่สุดจากเซต ซึ่งจะทำได้ระดับความยากใกล้เคียงกับระดับทักษะของผู้เล่น หากไม่มีโครโมโซมที่ระดับความยากใกล้เคียงจะเลือกโครโมโซมที่ใกล้เคียงในลำดับถัดไปในเซต หากมีค่าที่ใกล้เคียงกันมากกว่า 1 ค่า จะเลือกโครโมโซมที่มีค่า $h_{dif}(cnd)$ มากที่สุด และหากยังมีโครโมโซมที่ $h_{dif}(cnd)$ ที่มีค่าเท่ากันมากกว่า 1 โครโมโซม จะทำการเลือกโดยการสุ่ม (จากโครโมโซมที่มีค่า $h_{dif}(cnd)$ เท่ากัน) แล้วนำโครโมโซมที่เลือกมาแทนที่ โครโมโซมที่เก็บไว้ โดยเลือกแทนโครโมโซมที่มีคะแนนความยากต่างกับระดับทักษะของผู้เล่นมากที่สุด

จากตัวอย่างในขั้นตอนที่ 3.5 คำนวณค่าความยากของความท้าทาย ณ ปัจจุบันของความท้าทายที่ 1 (JJ) และ 2 (JJE) ได้ 20 และ 19 คะแนนตามลำดับ ดังนั้นนำคะแนน 20 ไปใช้เป็นการยากของความท้าทาย ณ ปัจจุบัน การคำนวณค่า $h_{dif}(cnd)$ และ LF ของแต่ละโครโมโซม เป็นดังแสดงในรูปที่ 13

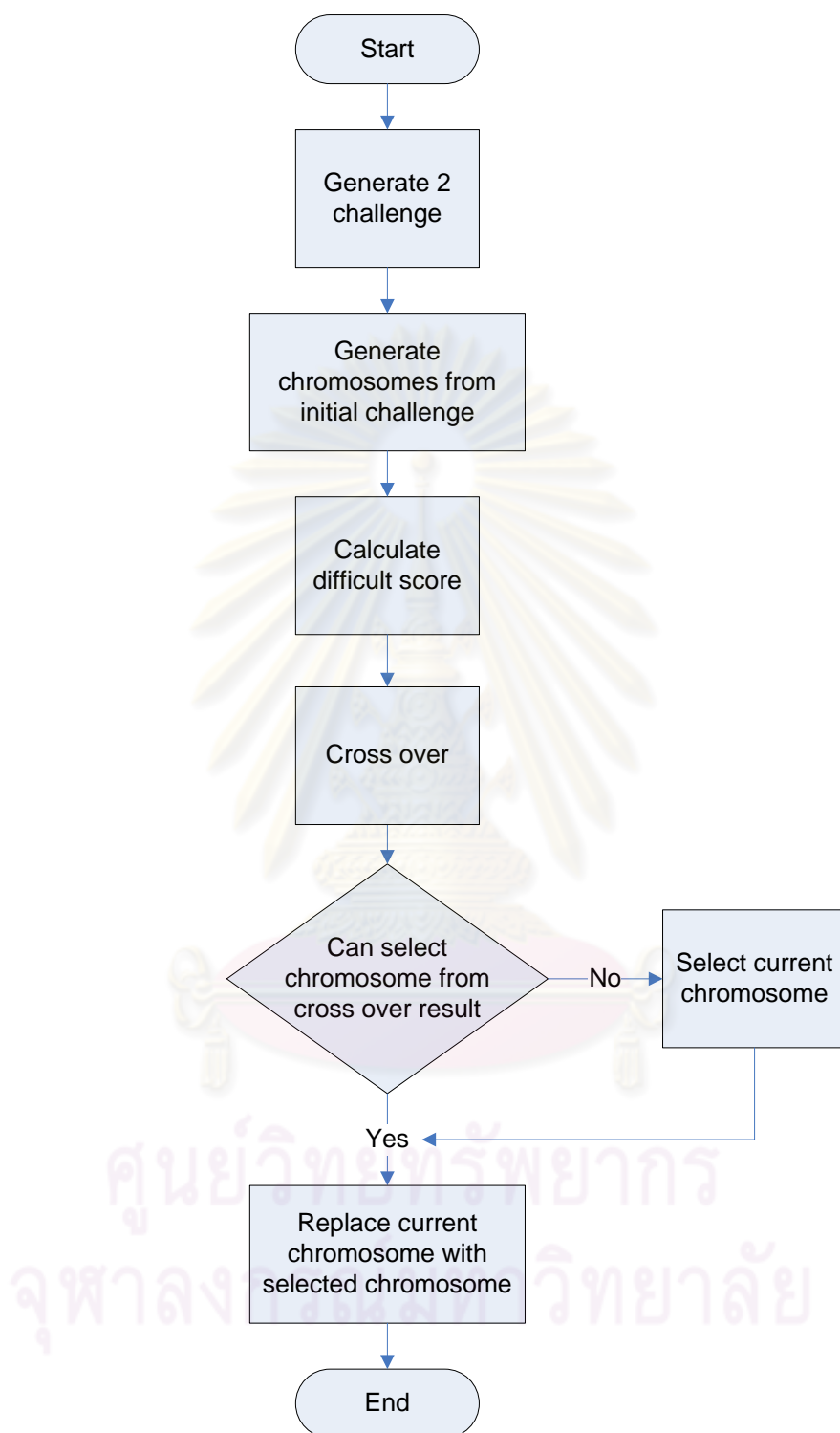
ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 13 ตัวอย่างการเลือกโครโมโซมของกลุ่มทักษะ JJ

จากรูปที่ 13 โครโมโซมที่เกิดจากการครอสโอเวอร์ที่มีความยากใกล้เคียงกับระดับผู้เล่นมากที่สุดคือ J(5)J(4)A(5) ดังนั้นนำไปแทนโครโมโซมในปัจจุบันที่มีคะแนนความยากต่างกับระดับทักษะของผู้เล่นมากที่สุด

ผังงานแสดงการสร้างเซตของความท้าทายแต่ละกลุ่มโดยใช้แนวคิดเจเนติกอัลกอริทึมที่นั่นแสดงในรูปที่ 14



รูปที่ 14 ผังงานการสร้างความท้าทายแต่ละกลุ่มโดยใช้แบบศึกษาสำนึกจากหลักเจเนติกอัลกอริทึม

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

- Microsoft Visual Studio.NET 2005
 - ใช้ในการสร้างโปรแกรมต้นแบบขึ้นมา โดยใช้ภาษา C++
- Direct X 9.0 SDK
 - ใช้ฟังก์ชันจากไลบรารีช่วยสร้างส่วนแสดงภาพกราฟิกส์
- Microsoft Office 2003 (Word, Excel and Visio)
 - ใช้โปรแกรมประยุกต์ช่วยในการวาดกราฟ และแผนภาพต่างๆ



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 4

ผลการทดลอง และการวิเคราะห์ผลการทดลอง

ขั้นตอนการเตรียมการทดลอง

- 1) สร้างแบบจำลองใหม่ 2 แบบ
 - a. แบบจำลองที่มีขั้นตอนวิธีในการเลือกความท้าทายตามแบบจำลองเดิม และเพิ่มขั้นตอนการลดทรัพยากร โดยการลบความท้าทายที่ไม่ต้องการใช้ออกไป โดยใช้ผู้เล่นในอุดมคติเพื่อหาว่า การลบความท้าทายที่จำนวนเท่าใด และ ความท้าทายที่มีความน่าจะเป็นเท่าใด ให้ผลออกมาดีที่สุด
 - b. แบบจำลองที่นำเอาเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึก มาใช้เป็นขั้นตอนวิธีในการเลือกความท้าทาย โดยใช้ผู้เล่นทดสอบการครอสโอเวอร์แบบต่าง ๆ ว่าแบบใดให้ผลออกมาดีที่สุด
- 2) สร้างฟังก์ชันสำหรับเก็บรวบรวมข้อมูลการใช้ทรัพยากร
- 3) กำหนดค่าที่เกี่ยวข้องต่าง ๆ ดังนี้
 - a. แบบจำลองที่มีขั้นตอนวิธีในการเลือกความท้าทายตามแบบจำลองเดิม และเพิ่มขั้นตอนการลดทรัพยากร กำหนดให้สัมประสิทธิ์การเรียนรู้เท่ากับ 8 หน่วย ค่าโหวตแพกเตอร์เท่ากับค่าสัมบูรณ์ของระดับความท้าทายที่น่าจะสามารถเล่นได้ ค่าน้ำหนักของระดับความท้าทายที่น่าจะสามารถเล่นได้เท่ากับ 1 หน่วย และค่าน้ำหนักของอัตราการโหวตคะแนนเท่ากับ 4 หน่วย
 - b. แบบจำลองที่นำเอาเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึก มาใช้ กำหนดให้สัมประสิทธิ์การเรียนรู้เท่ากับ 0.36 หน่วย
- 4) กำหนดกลุ่มตัวอย่างสำหรับทดสอบ และจุดมุ่งหมายที่ต้องการตรวจสอบ โดยกำหนดให้มีผู้เล่นเกมอย่างน้อยจำนวน 10 คน (ในที่นี้ใช้จำนวน 12 คน) เล่นเกมที่ไม่มีลักษณะเฉพาะของฉากจำนวน 20 ฉากติดต่อกัน เป็นจำนวน 1 รอบ ทั้ง 3 แบบจำลอง เพื่อตรวจสอบแนวโน้มของค่าความยากรวมของฉากและอัตราการใช้ทรัพยากร
- 5) สร้างแบบสอบถาม เพื่อให้ผู้ที่เล่นเกม เสร็จแล้วทำการตอบคำถามจากแบบสอบถาม (ตัวอย่างแบบสอบถามแสดงในภาคผนวก ค)

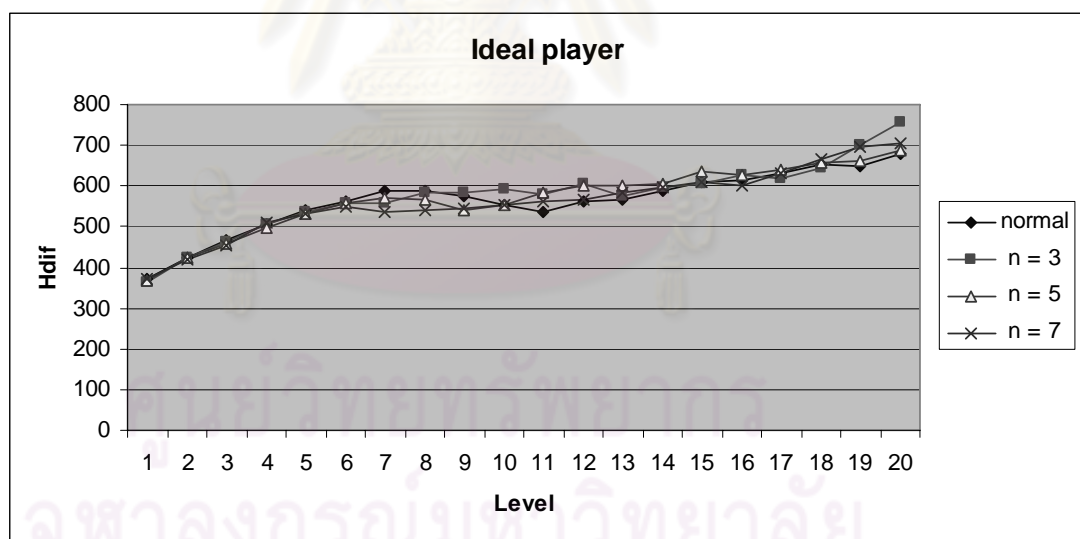
รูปที่ 15 แสดงลักษณะของเกมที่ใช้ทดลอง ซึ่งใช้การเล่นแบบเกมซูเปอร์มาริโอ



รูปที่ 15 ภาพตัดต่อจากหน้าจอของเกมที่ใช้ทดสอบ

ผลการทดลองและการวิเคราะห์ข้อมูล

แบบจำลองที่เพิ่มขึ้นตอนการลดทรัพยากรนั้น ในการลบความท้าทายที่มีจำนวนการเล่นตั้งแต่ n ขึ้นไป โดย n มีค่า = 3, 5 และ 7 ที่ $n = 3$ นั้นอัตราการลบความท้าทายนั้นมีโอกาสมากกว่าอัตราการสร้างความท้าทายใหม่ ทำให้เกิดโอกาสที่แบบจำลองไม่สามารถเลือกความท้าทายขึ้นได้ ดังนั้นที่ $n = 3$ จึงไม่สามารถนำมาใช้ได้ สำหรับ $n = 5$ และ 7 นำข้อมูลความยากเฉลี่ยจากผู้เล่นอุดมคติ (จำนวน 20 คน 5 รอบ) มาสร้างกราฟ ได้ดังรูปที่ 16



รูปที่ 16 กราฟความยากเฉลี่ยการลบความท้าทายที่มีจำนวนการเล่น n ขึ้นไป โดย n มีค่า = 3, 5, 7

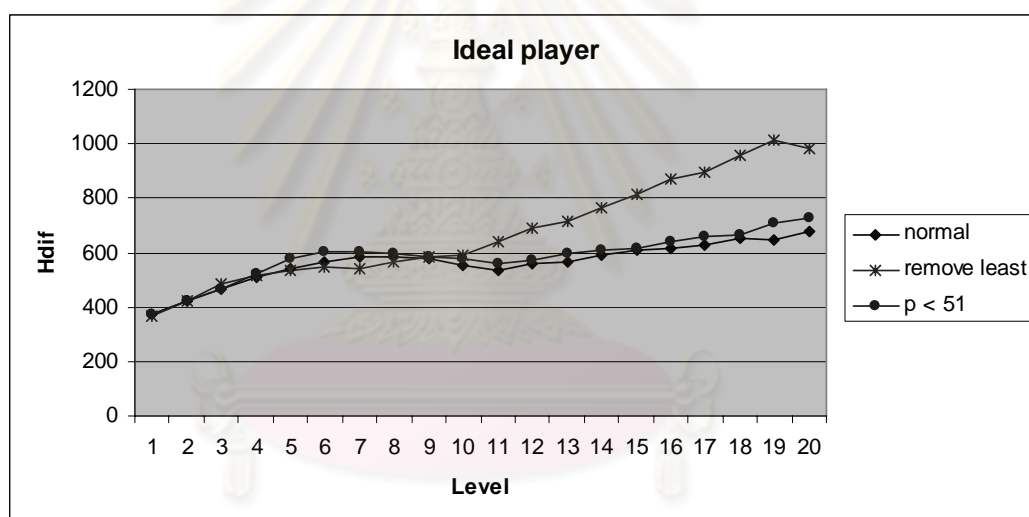
พบว่าที่ $n = 5$ และ 7 นั้นความยากออกมาใกล้เคียงกับแบบจำลองเดิมเมื่อนำมาผ่านขั้นตอนการหาระยะทางแบบยูคลิด พบว่าที่ $n = 5$ ระยะทางแบบยูคลิด = 93.354 ที่ $n = 7$ ระยะทางแบบยูคลิด = 103.033 ค่าระยะทางแบบยูคลิดที่ $n = 5$ ให้ผลออกมาน้อยกว่าเล็กน้อย

ให้ผู้เล่นทำการทดสอบลองเล่นแบบจำลองที่ $n = 5$ และ $n = 7$ จำนวน 2 ครั้ง ครั้งละ 20 ค่าน พบว่าผู้เล่นรู้สึกว่ แบบจำลองที่ $n = 7$ ยากกว่า $n = 5$ เล็กน้อยในช่วงแรก ๆ

ผลจากการใช้ทรัพยากรเฉลี่ยพบว่า ที่ค่าน 20 แบบจำลองที่ $n = 5$ ใช้ทรัพยากร = 13234176 ไบต์ และแบบจำลองที่ $n = 7$ ใช้ทรัพยากร = 13314048 ไบต์ จากค่าคะแนนความยากและอัตราการใช้ทรัพยากรนั้น แบบจำลองที่ $n = 5$ จึงเหมาะกับการใช้ทำการทดลอง เนื่องจากความยากออกมาใกล้เคียงกับแบบจำลองเดิม และใช้ทรัพยากรที่น้อยกว่า

ในส่วนการลบความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายในฉากถัดไปที่น้อยที่สุดเป็นจำนวนที่ไม่เกินจำนวนความท้าทายที่มีการใส่เพิ่มในเซตความท้าทายนั้น จากการทดสอบโดยผู้เล่นอุดมคติ (จำนวน 20 ฉาก 5 รอบ) นำข้อมูลความยากเฉลี่ยมาสร้างกราฟ ได้ดังรูปที่

17



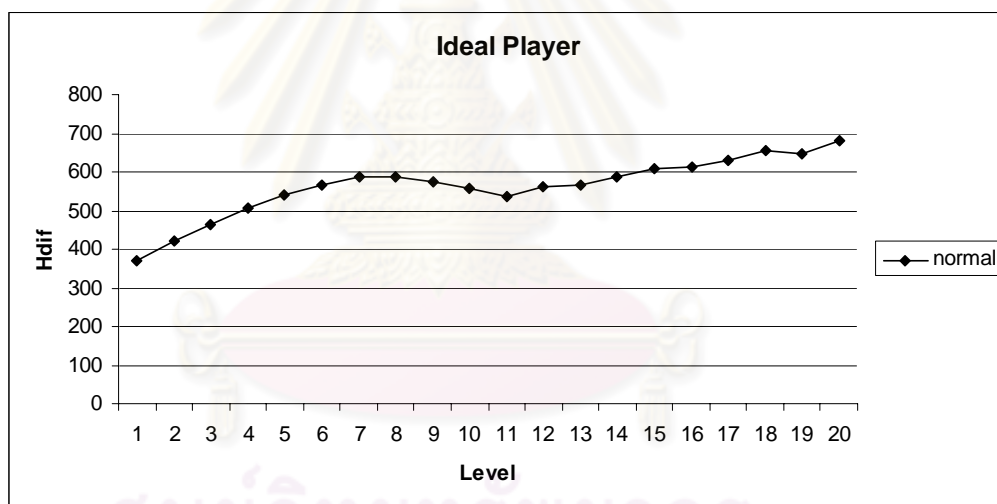
รูปที่ 17 กราฟความยากเฉลี่ย การลบความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายในฉากถัดไปที่น้อยที่สุด และการลบความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายในฉากถัดไปที่น้อยกว่า 51

จะพบว่าความยากเฉลี่ยตั้งแต่ค่านที่ 10 เป็นต้นไปนั้น ความยากสูงขึ้นอย่างรวดเร็วและไม่สอดคล้องกับแบบจำลองเดิม เนื่องจากความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายในฉากถัดไปที่น้อยที่สุดนั้น ส่วนใหญ่เป็นความท้าทายที่มีความยากที่น้อย เมื่อความท้าทายที่มีความยากที่น้อยถูกลบไปจึงทำให้แนวโน้มของความยากสูงขึ้น เนื่องจากการลบความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายในฉากถัดไปที่น้อยที่สุดเป็นจำนวนที่ไม่เกินจำนวนความท้าทายที่มีการใส่เพิ่มในเซตความท้าทายนั้น ไม่เหมาะสมในการนำไปใช้ปรับปรุง ดังนั้นจึง

เปลี่ยนให้แบบจำลองลบความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายในฉาก ถัดไปที่น้อยกว่า 51 เป็นจำนวนที่ไม่เกินจำนวนความท้าทายที่มีการใส่เพิ่มในชุดความท้าทายนั้น ซึ่งให้ผลข้อมูลความยากเฉลี่ย ดังกราฟรูปที่ 17 (ทดสอบโดยผู้เล่นอุดมคติ จำนวน 20 ฉาก 5 รอบ)

พบว่าการลบความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายในฉากถัดไปที่น้อยกว่า 51 นั้น ให้คุณภาพได้ใกล้เคียงกับแบบจำลองเดิม ดังนั้นจึงเลือกใช้การลบความท้าทายที่มีจำนวนการเล่นตั้งแต่ 5 ครั้งขึ้นไป และลบความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายใดๆในฉากถัดไปที่น้อยกว่า 51 มาทำการทดลอง

ในการสร้างแบบจำลองที่น่าเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึกมาประยุกต์ใช้นั้น ไม่สามารถที่จะนำเอากราฟความยาก หรือค่าความยากมาเปรียบเทียบกันได้ เนื่องจากแบบจำลองแบบเดิมนั้น สามารถเกิดช่วงการพักของผู้เล่นได้ คือช่วงที่มีระดับความยากลดลงในด้านหนึ่ง ๆ แล้วความยากค่อยกลับมาขากขึ้น ดังที่แสดงในรูปที่ 18



รูปที่ 18 กราฟการเกิดช่วงการพักของผู้เล่น

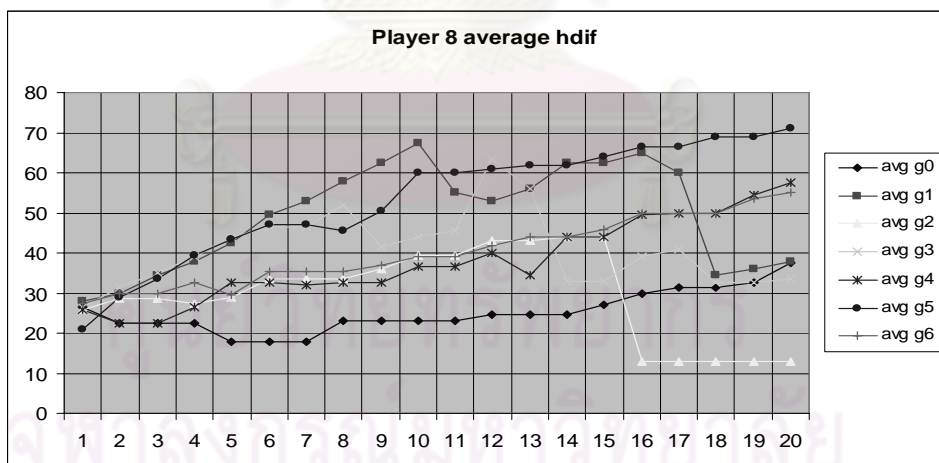
เนื่องจากช่วงการพักของผู้เล่นนั้นมีส่วนรบกวนผลการทดลอง (ผลข้อมูลความยาก) ทำให้เปรียบเทียบความยากไม่ได้ และกราฟความยากที่ได้มีความแตกต่างกัน ดังนั้นจึงต้องวัดจากความรู้สึกของผู้เล่น และตรวจสอบว่าความยากที่ได้จากการสร้างจากนั้นเป็นไปนิยามคุณภาพที่กำหนดขึ้นหรือไม่ โดยนิยามคุณภาพนั้นมีดังต่อไปนี้

นิยามคุณภาพสำหรับการวัดผลทดลอง

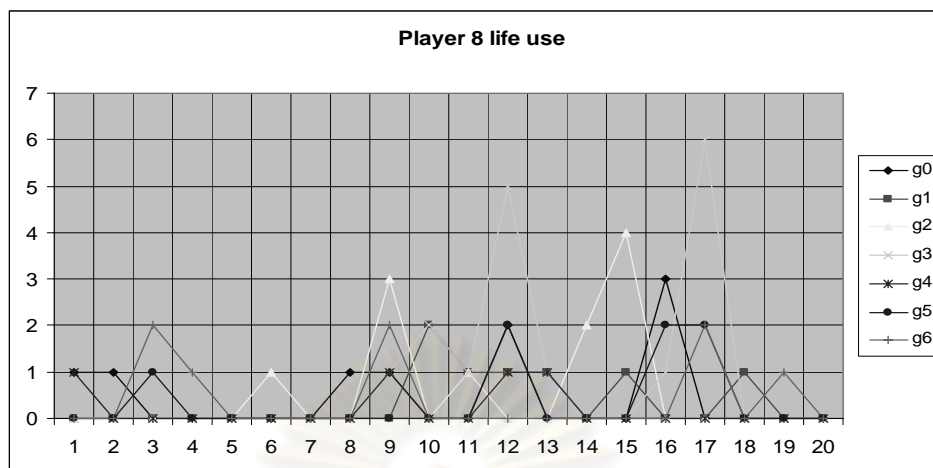
1. ถ้าใช้จำนวนตัวในการเล่นน้อย (ตายน้อย) ความยากของความท้าทายถัด ๆ ไปควรยากขึ้นเรื่อย ๆ
2. สำหรับความท้าทายกลุ่มหนึ่ง ๆ ผู้เล่นที่ใช้จำนวนตัวในการเล่นโดยเฉลี่ยมาก ควรมิกกราฟความยากชันน้อยกว่า ผู้เล่นที่ใช้จำนวนตัวในการเล่นโดยเฉลี่ยน้อย
3. ถ้าใช้จำนวนตัวในการเล่นมาก (ตายมาก) เช่นมากกว่า 5 ตัวขึ้นไป ในฉาก ๆ หนึ่ง ความท้าทายในด้านถัดไปควรจะง่ายลง
4. ผู้เล่นรู้สึกว่ายากง่ายที่ง่าย ด้านต่อไปจะยาก เจอสิ่งที่ยากมาก ต่อไปจะต้องง่ายลง

ผลจากกลุ่มตัวอย่างสำหรับทดสอบ

ข้อมูลความยาก และจำนวนตัวที่ใช้ในการผ่านด่าน(แบ่งตามกลุ่มประเภทของความท้าทาย) ที่ได้จากการเล่น ในแบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากร ของผู้เล่นทั้ง 12 คน นำมาสร้างกราฟของแต่ละผู้เล่น ได้ตัวอย่างดังเช่นรูปที่ 19 และ 20 (เป็นตัวอย่างกราฟจากผู้เล่นหนึ่งคน) และนำมาสร้างตารางความสัมพันธ์ระหว่างความยากและจำนวนตัวที่ใช้เล่นในแต่ละกลุ่มความท้าทาย ดังตัวอย่างในรูปที่ 21 (กราฟของผู้เล่นอื่น ๆ แสดงในภาคผนวก ค)



รูปที่ 19 กราฟความยากเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มความท้าทายจากแบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากรของผู้เล่นลำดับที่ 8



รูปที่ 20 กราฟจำนวนตัวที่ใช้ในแต่ละกลุ่มความท้าทายจากแบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากร
ของผู้เล่นลำดับที่ 8

		Group 3 - EJ											
		26	27	31	32	35	39	43	45	48	56	63	64
L E V E L	1												
	2												
	3												
	4												
	5												
	6												
	7												
	8												
	9			1									
	10					1						1	
	11						1						
	12											4	1
	13												1
	14												
	15												
	16							1					
	17								6				
	18												
	19												
	20												

รูปที่ 21 ตารางความสัมพันธ์ระหว่างความยากและจำนวนตัวที่ใช้เล่นในกลุ่มความท้าทาย 3 จาก
แบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากร ของผู้เล่นลำดับที่ 8

จากกราฟและตารางผลการทดลองทั้งหมด ความยากของความท้าทายนั้นมีทั้งเป็นไปตามคุณภาพ (ข้อหนึ่งและข้อสาม) ที่วางไว้ และไม่เป็นไปตามคุณภาพที่วางไว้ จากข้อมูลของผู้เล่นทั้งหมด พบว่าจำนวนที่เป็นไปตามคุณภาพนั้นมีมากกว่ามาก ด้านที่ใช้ตัวเล่นผ่านไม่มาก ความยากในด้านถัดไปจะมีแนวโน้มยากขึ้น ในด้านที่ใช้ตัวในการเล่นมาก หรือ เคยมีการใช้ตัวเล่นมากในด่านก่อนหน้านี้ ความยากในด้านถัดไปจะมีแนวโน้มลดลง และเมื่อพิจารณาความท้าทายที่เกิดขึ้นในแต่ละฉากในแต่ละกลุ่มความท้าทายพบว่า การใช้จำนวนตัวผู้เล่นเพื่อเล่นผ่านความท้าทายที่เกิดขึ้นในแต่ละฉากนั้น เมื่อผู้เล่นใช้จำนวนตัวผู้เล่นมากในฉากใดฉากหนึ่งแล้ว ในฉากถัดไปผู้เล่นจะใช้จำนวนตัวผู้เล่นลดน้อยลง แสดงดังส่วนแรกในตารางดังรูปที่ 22 จากการเปรียบเทียบจำนวนความ

ทำทนายของแต่ละกลุ่มในฉาก ๆ หนึ่ง ที่เป็นไปตามนิยามคุณภาพข้อหนึ่งและข้อสามที่กำหนดไว้ มีจำนวนมากกว่าจำนวนที่ไม่เป็นไปตามนิยามคุณภาพ (ในแต่ละฉากมีกลุ่มความทำทนาย = 7) โดยจำนวนความทำทนายของแต่ละกลุ่มในฉากฉากหนึ่งที่ไม่เป็นไปตามนิยามคุณภาพนั้น = 92 จากทั้งหมด 1680 (จากผู้เล่น 12 คน จำนวน 20 ฉาก ฉากละ 7 กลุ่มความทำทนาย = $12 \times 20 \times 7$) คิดเป็น 0.065%

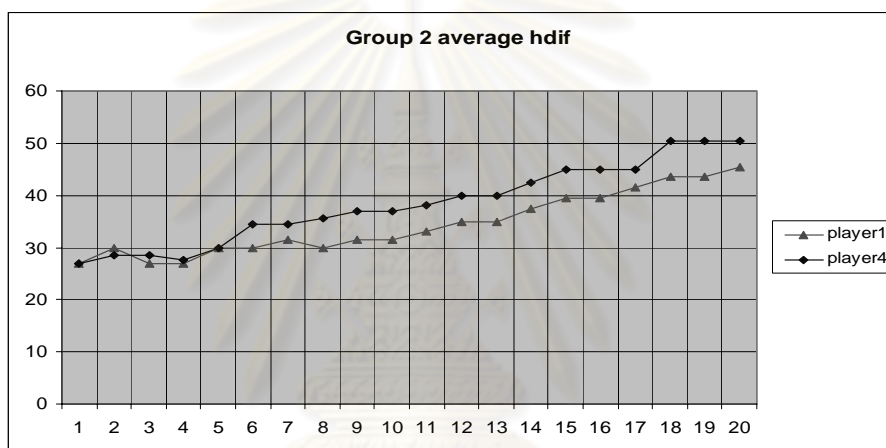
Level	Player 1						Player 2						Player 3						Player 4								
	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ
1																											
2		1		1	2				1																		
3																											
4							1				2		1			1		1			1					1	
5		3			1				1	1		1				1					1						
6		2		1			1		2		1	1															
7		1		1			2			7	3					1				4	1						
8		3					2			1						1	1										
9		2		1	1				2		1										2	1				1	
10				1						1	1			1													
11																											
12			1	1								3				2	1								15		
13		2		2		2	1	1										1	1								
14												3						2	1								
15		1				2				2				2	1	1				5		1			1	1	
16		1		1	2			2													14		1	1		1	
17			2	2		1			1		2					1				2				1		1	
18		17		1			1	1			1	1				6						1				45	
19			2		1					2			1					4	1				1	1	1		
20		1		2			1			1	1											1		1	1	2	

Level	Player 5						Player 6						Player 7						Player 8									
	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA
1		1																										
2				1													2	1	1			1	1		1			
3										2			1						8	1		1	1			1	2	
4					2						2		1	1					1							1		
5			2								1									2	2		1					
6																				1								
7		2		1					1	1						1					1		2					
8							1		1							1		1						1				
9			1	1						4			1	1		2		1	1				1	1	3	1	1	2
10			1	1							1							1				1		2		2		
11			1	1							1					2		1	1			1		1	1	1		
12			1						1					1		1			2		2		2	1	5	1	2	
13			1						1			1	1	1	1			1				1		1	1	1		
14			1		1	1				4	1	3						3				3						
15			1		3						1			1	1									1	4			
16			1		1						2	1	1	1	1				1	3	1			3		1	2	
17		1				1				3		1	1	2										3		6	2	2
18						1			2	1	1	1	1			1	1					1		1			1	
19			1			1	1		1			4						1				1						
20												1				2	1	1	1	1							1	

Level	Player 9						Player 10						Player 11						Player 12								
	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ
1		3		1	2					2																1	1
2											1		1						1	1							
3			1							4										2				2			
4			1								2									1						1	
5											1								1				1			1	1
6					2						1								1	1					1		
7		1								1											1						
8			1									1	1					1		1					1		
9			2							1										2	1			1			
10					2						1		1	1					1				1	1	1		
11										1	1									6							
12						1	1					2	3														1
13						1	1					1	1							5				1		1	
14						1	1					1											1	1	1		
15							2																1	3	4		
16			3			2					1	1							3				1				
17				12							1		1							2	1	1		3		5	
18			5			1					1								2		1	1	1			1	
19						1					1	1							1			1	1		15		
20						2						1	1	1					1		3					1	4

รูปที่ 22 ตารางแสดงจำนวนตัวผู้เล่นที่ใช้เพื่อเล่นผ่านความทำทนายที่เกิดขึ้นในแต่ละฉากในแต่ละกลุ่มความทำทนาย จากแบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากรของผู้เล่นทั้งหมด

นอกจากนี้ ตามนิยามคุณภาพข้อที่สอง จากกราฟความยากเฉลี่ยของแต่ละความท้าทาย จะพบว่าคนที่ฝีมือดีกว่าควรจะมีกราฟความยากโดยรวมของทั้งฉากชันกว่าคนที่ฝีมืออ่อนกว่า ทั้งนี้ กราฟความยากให้ผลส่วนใหญ่ออกมาตามนิยาม ตัวอย่างเช่น เมื่อนำเอากราฟความยากของผู้เล่นที่ความท้าทายกลุ่ม 2 มาเปรียบเทียบความชันระหว่างผู้เล่นลำดับที่ 1 กับผู้เล่นลำดับที่ 4 พบว่าผู้เล่นลำดับที่ 1 ซึ่งใช้จำนวนตัวในการเล่นมากกว่าผู้เล่นลำดับที่ 4 กราฟความยากของผู้เล่นลำดับที่ 1 จะมีความชันเฉลี่ยน้อยกว่ากราฟความยากของผู้เล่นลำดับที่ 4 โดยความชันของกราฟความยากของผู้เล่นลำดับที่ 1 มีค่า = 0.97 ความชันของกราฟความยากของผู้เล่นลำดับที่ 4 มีค่า = 1.24 แสดงดังรูปที่ 23



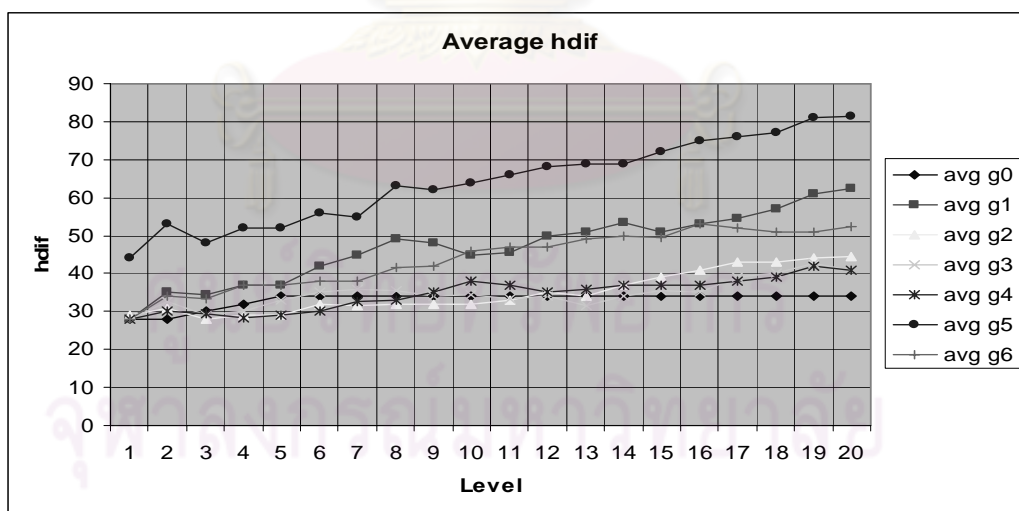
รูปที่ 23 กราฟแสดงความชันของความยากของความท้าทายกลุ่มที่ 2 ของผู้เล่นที่ 1 และ 4 จากแบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากร

ผลที่ได้จากกราฟและตารางนั้นบอกได้ว่าระบบทำงานได้ตามที่ทางผู้วิจัยคาดหวังไว้จริง แต่ผลกลับไม่สอดคล้องกับข้อมูลในการตอบแบบสอบถามของผู้เล่น โดยจำนวนของผู้เล่นที่รู้สึกว่ามีผ่านด่านที่ยาก แล้วด่านต่อไปรู้สึกว่ายากลงมีจำนวนเพียง 3 จาก 12 คน คิดเป็น 25 % ของจำนวนผู้ทดลองทั้งหมด จำนวนของผู้เล่นที่รู้สึกว่ามีผ่านด่านที่ง่าย แล้วด่านต่อไปรู้สึกว่ายากขึ้นมีจำนวน 8 จาก 12 คน คิดเป็น 66.67 % ของจำนวนผู้ทดลองทั้งหมด ผลสรุปของแบบสอบถามนี้แสดงไว้ดังตารางที่ 1

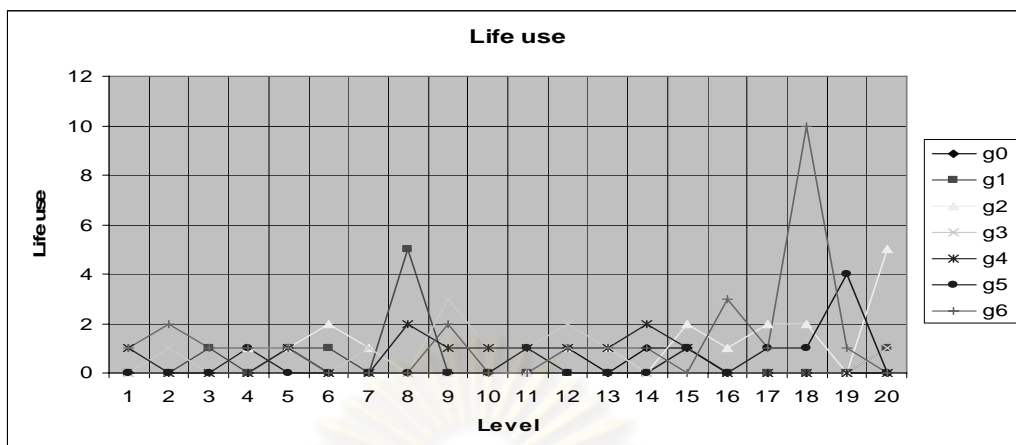
ตารางที่ 1 ผลสรุปที่ได้จากแบบสอบถามสำหรับผู้เล่นเกมจากแบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากร

เมื่อเล่นผ่านจุดที่ยากไปแล้ว จะมาเจอจุดที่ยากกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไป	9
เมื่อเล่นผ่านจุดที่ยากไปแล้ว จะมาเจอจุดที่ง่ายลงในด่านถัดไป	3
เมื่อเล่นผ่านจุดที่ง่ายไปแล้ว จะมาเจอจุดที่ง่ายกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไป	4
เมื่อเล่นผ่านจุดที่ง่ายไปแล้ว จะมาเจอจุดที่ยากขึ้นในด่านถัดไป	8

ส่วนแบบจำลองที่นำเจเน็ติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึกมาประยุกต์ใช้ หลังจากผู้เล่นได้เล่นเกมเสร็จแล้ว จะได้ข้อมูลผลการเล่นของผู้เล่น นำข้อมูลความยากและจำนวนตัวที่ใช้ระหว่างการเล่นของผู้เล่นทั้งหมด(แบ่งตามกลุ่มประเภทของความท้าทาย) นำมาสร้างกราฟของแต่ละผู้เล่น ตัวอย่างเช่นรูปที่ 24 และ 25 และนำมาสร้างตารางความสัมพันธ์ระหว่างความยากและจำนวนตัวที่ใช้เล่นในแต่ละกลุ่มความท้าทาย ดังตัวอย่างในรูปที่ 26 (กราฟของผู้เล่นอื่น ๆ แสดงในภาคผนวก ก)



รูปที่ 24 กราฟความยากเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มความท้าทาย จากแบบจำลองเจเน็ติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก ของผู้เล่นลำดับที่ 1



รูปที่ 25 กราฟจำนวนตัวที่ใช้ในแต่ละกลุ่มความท้าทาย จากแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก ของผู้เล่นลำดับที่ 1

		Group 3 - EJ																					
hdif		24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43		
L E V E L	1																						
	2																						
	3																						
	4																						
	5																						
	6																						
	7																						
	8																						
	9																						
	10																						
	11																						
	12																						
	13																						
	14																						
	15																						
	16																						
	17																						
	18																						
	19																						
	20																						

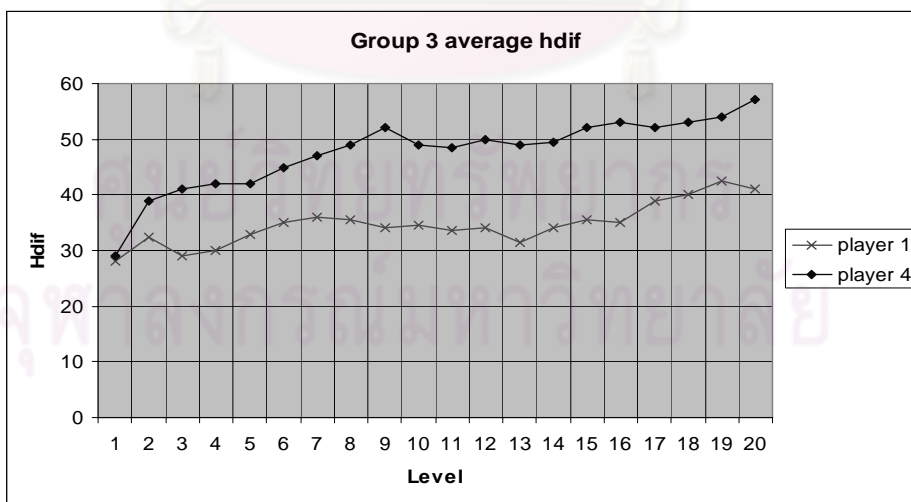
รูปที่ 26 ตารางความสัมพันธ์ระหว่างความยากและจำนวนตัวที่ใช้เล่นในกลุ่มความท้าทาย 3 จากแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก ของผู้เล่นลำดับที่ 1

จากกราฟและตารางผลการทดลองทั้งหมด ความยากของของความท้าทายนั้นมีทั้งเป็นไปตามคุณภาพข้อหนึ่งและสามที่วางไว้ และไม่เป็นไปตามคุณภาพข้อหนึ่งและสามที่วางไว้ จากข้อมูลของผู้เล่นทั้งหมด พบว่าจำนวนที่เป็นไปตามคุณภาพนั้นมีมากกว่ามาก ด้านที่ใช้ตัวเล่นผ่านไม่มาก ความยากในด่านถัดไปจะมีแนวโน้มยากขึ้น ในด่านที่ใช้ตัวในการเล่นมาก หรือ เคยมีการใช้ตัวเล่นมากในด่านก่อนหน้านี้ ความยากในด่านถัดไปจะมีแนวโน้มลดลง และเมื่อพิจารณาความท้าทายที่เกิดขึ้นในแต่ละฉากในแต่ละกลุ่มความท้าทายพบว่า การใช้จำนวนตัวผู้เล่นเพื่อเล่นผ่านความ

Level	Player 9						Player 10						Player 11						Player 12								
	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ	JA	EE	ME	JE	EJ	MJ	JJ
1								1		1																	
2					1																	1		1	1		
3			1												1		1	1								1	
4		1			1				1				1			1				1		1					
5									1	1	1					2											
6			2		1													1	1							1	
7																1											
8					1						2																
9	1			2																			1	1			
10		1							1	1		1			1		1						1	1			
11								1				1				1	1			2							
12				2						1						1											
13										1						1	1									2	
14		1		1	1				1	1					1	2	1	1						1			
15	1		1				2		3				1	2		1		1				2	1				
16			3	1												3	1	1									
17						2	1	1		1			1	1	1			1		1	2	3	1		2		
18	1			4	1	3	1					1	2	1		1	1							1			
19			1	1					2		2							1	1				2	10	1		
20				15	2		1	1		3								1	1		2	1					

รูปที่ 27 ตารางแสดงจำนวนตัวผู้เล่นที่ใช้เพื่อเล่นผ่านความท้าทายที่เกิดขึ้นในแต่ละฉากในแต่ละกลุ่มความท้าทาย จากแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก ของผู้เล่นทั้งหมด

คุณภาพอีกอย่างหนึ่งคือ คนที่มีฝีมือดีกว่าควรมีกราฟความยากโดยรวมของทั้งฉากชั้นกว่าคนที่ฝีมืออ่อนกว่า ทั้งนี้กราฟความยากให้ผลส่วนใหญ่ออกมาตามนิยาม ตัวอย่างเช่น เมื่อนำเอากราฟความยากของผู้เล่นที่ความท้าทายกลุ่ม 3 มาเปรียบเทียบกับความชันระหว่างผู้เล่นลำดับที่ 1 กับผู้เล่นลำดับที่ 4 พบว่าผู้เล่นลำดับที่ 1 ซึ่งใช้จำนวนตัวในการเล่นมากกว่าผู้เล่นลำดับที่ 4 กราฟความยากของผู้เล่นลำดับที่ 1 จะมีความชันเฉลี่ยน้อยกว่า กราฟความยากของผู้เล่นลำดับที่ 4 โดยความชันของกราฟความยากของผู้เล่นลำดับที่ 1 มีค่า = 0.68 ความชันของกราฟความยากของผู้เล่นลำดับที่ 4 มีค่า = 1.47 แสดงดังในรูปที่ 28



รูปที่ 28 กราฟแสดงความชันของความยากกลุ่มที่ 3 จากแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก ของผู้เล่นที่ 1 และ 4

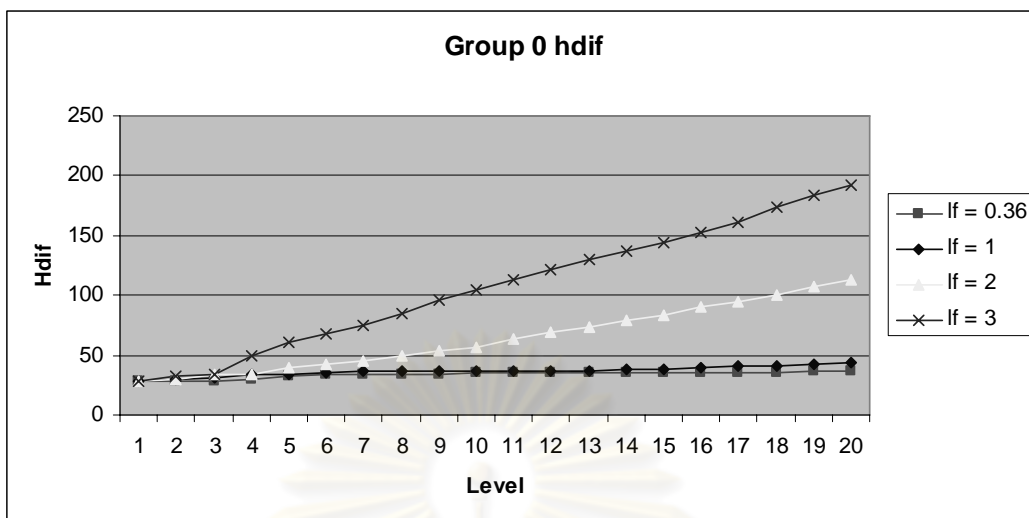
ซึ่งผลที่ได้ก็นั้นสอดคล้องกับข้อมูลในการตอบแบบสอบถามของผู้เล่น โดยจำนวนของผู้เล่นที่รู้สึกว่าการผ่านด่านที่ยาก แล้วด่านต่อไปรู้สึกว่าง่ายลงมีจำนวน 10 จาก 12 คน คิดเป็น 83.33 % จำนวนของผู้เล่นที่รู้สึกว่าการผ่านด่านที่ง่าย แล้วด่านต่อไปรู้สึกว่ายากขึ้นมีจำนวน 8 จาก 12 คน คิดเป็น 66.67 % ผลการตอบแบบสอบถามเป็นดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลสรุปที่ได้จากแบบสอบถามสำหรับผู้เล่นเกม จากแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก

เมื่อเล่นผ่านจุดที่ยากไปแล้ว จะมาเจอจุดที่ยากกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไป	2
เมื่อเล่นผ่านจุดที่ยากไปแล้ว จะมาเจอจุดที่ง่ายลงในด่านถัดไป	10
เมื่อเล่นผ่านจุดที่ง่ายไปแล้ว จะมาเจอจุดที่ยากกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไป	4
เมื่อเล่นผ่านจุดที่ง่ายไปแล้ว จะมาเจอจุดที่ยากขึ้นในด่านถัดไป	8

จากการตอบแบบสอบถาม พบว่าผู้เล่นที่รู้สึกว่าการผ่านจุดที่ง่ายไปแล้ว จะมาเจอจุดที่ง่ายกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไปนั้น ส่วนใหญ่เป็นผู้เล่นที่มีทักษะการเล่นค่อนข้างสูง ทำให้ไม่รู้สึกว่าการด่านถัดไปยากขึ้น ในทางกลับกันผู้เล่นที่รู้สึกว่าการผ่านจุดที่ยากไปแล้ว จะมาเจอจุดที่ยากกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไปนั้น เป็นผู้เล่นที่มีทักษะการเล่นไม่มากนัก ทำให้รู้สึกว่ายากขึ้นหรือใกล้เคียงเดิมในด่านถัดไป

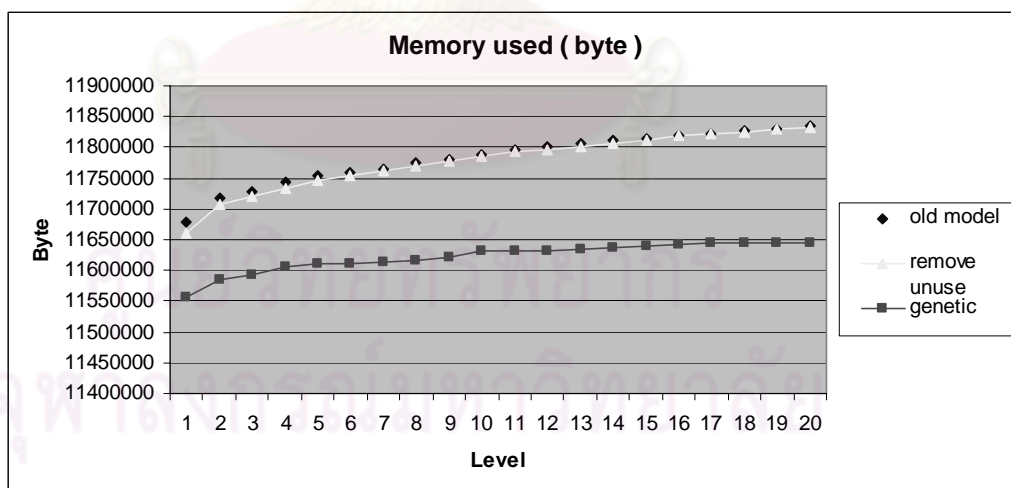
จากผลการทดลองจะพบว่า ความท้าทายกลุ่มที่ 0 (EE) นั้นผิดกับกลุ่มความท้าทายอื่น โดยเมื่อความยากถึงค่า ๆ หนึ่ง ความยากจะไม่มี的增加ขึ้นต่อไป จากการวิเคราะห์ พบว่า คะแนนความยากของกลุ่มที่ 0 จะเกิดช่วงความยากแบบกระโดดขึ้น เมื่อความยากในระดับสูง ๆ ประกอบกับการทดลองได้ตั้งค่าสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ไว้ไม่สูงมากนัก (กำหนดไว้ที่ 0.35) ทำให้โอกาสที่จะสร้างความท้าทายที่จะหลุดจากช่วงความยากแบบกระโดดมีน้อยตามไปด้วย เมื่อทดลองด้วยค่าสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ที่มากขึ้นพบว่าความยากนั้นเป็นไปตามกลุ่มความท้าทายกลุ่มอื่น ๆ (โดยเป็นผลความยากเฉลี่ยของผู้เล่นอุคมคติ จำนวน 5 รอบการเล่น) ดังรูปที่ 29



รูปที่ 29 กราฟความยากเฉลี่ยของความท้าทายกลุ่ม 0 โดยใช้สัมประสิทธิ์การเรียนรู้ค่าต่าง ๆ

จะเห็นได้ว่า เมื่อสัมประสิทธิ์การเรียนรู้มีค่าตั้งแต่ 2 ขึ้นไปนั้น อัตราการสร้างความท้าทายจะมีแนวโน้มคล้ายกับกลุ่มความท้าทายอื่น ๆ ทำให้สามารถแก้ปัญหาเรื่องความยากไม่เพิ่มขึ้นได้

สำหรับในด้านการใช้งานทรัพยากรนั้น จากข้อมูลที่บันทึกระหว่างการเล่น ทรัพยากรโดยเฉลี่ยจากผู้เล่น 12 คน จำนวน 20 ด่าน แสดงเปรียบเทียบแต่ละแบบจำลอง ดังรูปที่ 30



รูปที่ 30 กราฟการใช้ทรัพยากร โดยเฉลี่ย

จะพบว่าแบบจำลองที่นำเอาเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึกมาประยุกต์ใช้นั้น มีการใช้ทรัพยากร น้อยกว่า แบบจำลองอื่นๆ ส่วนแบบจำลองที่เพิ่มขึ้นตอนการลดทรัพยากรนั้น ไม่มีความแตกต่างกับแบบจำลองเดิมมากนัก

เมื่อนำเอาจำนวนการใช้ทรัพยากรของแบบจำลองแบบเดิม กับแบบจำลองที่เพิ่มขึ้นตอนการลดทรัพยากร มาผ่านการทดสอบค่าที ชนิดแบบคู่ ผลการทดสอบได้ค่า $t = 2.293$ ค่า p น้อยกว่า 0.05 แสดงว่าจำนวนการใช้ทรัพยากรจากแบบจำลองที่เพิ่มขึ้นตอนการลดทรัพยากรมีการใช้ทรัพยากรที่น้อยกว่า อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติอย่างมาก ด้วยความเชื่อมั่น 95%

เมื่อนำจำนวนการใช้ทรัพยากรของแบบจำลองแบบเดิม กับแบบจำลองที่นำเอาเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก มาประยุกต์ใช้ มาผ่านการทดสอบค่าที ชนิดแบบคู่ ผลการทดสอบได้ค่า $t = 55.938$ ค่า p น้อยกว่า 0.05 แสดงว่าจำนวนการใช้ทรัพยากรจากแบบจำลองที่นำเอาเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก มาประยุกต์ใช้ มีการใช้ทรัพยากรที่น้อยกว่า อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติอย่างมาก ด้วยความเชื่อมั่น 95%



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

สรุปผลการวิจัย และอภิปรายผลการวิจัย

จากผลกราฟความยากและตารางทั้งหมด สามารถสรุปได้ว่า แบบจำลองเดิมนั้น สามารถนำมาปรับปรุงการใช้ทรัพยากรได้ โดยการลดความท้าทายที่เล่นมากกว่า 5 ครั้งขึ้นไป (หรือมากกว่า) และลดความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายใดๆ ในฉากถัดไปที่น้อยกว่า 51 โดยแบบจำลองยังคงสามารถปรับสภาพฉากได้ตามความสามารถของผู้เล่น

แต่จากแบบสอบถาม มีผู้เล่นเพียง 25% ที่มีความรู้สึกว่ามีผ่านด่านที่ยากจะเจอด่านที่ง่ายลง ซึ่งจะเห็นได้ว่าขัดแย้งกับผลจากกราฟความยากอย่างชัดเจน สาเหตุที่ความคิดเห็นของผู้เล่นไม่ตรงกับกราฟนั้น อาจเนื่องมาจาก

- ความยากของความท้าทายที่สร้างขึ้น ไม่ได้สัมพันธ์กับความรู้สึกของผู้เล่นอย่างแท้จริง ซึ่งถ้าเป็นเช่นนี้ แสดงว่าค่าความยากและการคิดคะแนนต้องได้รับการปรับปรุง แต่จากผลการทดลองใน [1] และผลจากการใช้เจเนติกอัลกอริทึมสร้างแบบจำลองใหม่นั้น ค่าความยากของความท้าทายและความเห็นของผู้เล่นสอดคล้องกันอย่างชัดเจน ดังนั้น สาเหตุที่ความคิดเห็นของผู้เล่นไม่ตรงกับกราฟจึงไม่น่าเกิดจากการไม่เข้ากันของคะแนนความท้าทายกับความยากที่ผู้เล่นรู้สึกได้ แต่จากการที่แบบจำลองที่ใช้มี การลดความท้าทายที่ซ้ำและความท้าทายที่มีความน่าจะเป็นในการเกิดน้อยออกไป ผู้เล่นอาจรู้สึกได้ ทำให้ความยากของความท้าทายที่สร้างขึ้นไม่สัมพันธ์กับความรู้สึกของผู้เล่นขึ้นมาได้ ซึ่งความท้าทายที่ถูกลบไปส่วนใหญ่นั้น เป็นความท้าทายที่มีความยากน้อย ดังนั้นความท้าทายโดยรวมที่ถูกสร้างขึ้นทีหลังจะมีความยากโดยเฉลี่ยมากขึ้น (ถึงแม้จะง่ายลงตามที่ต้องการคำนวณกำหนด แต่ก็ยังยากกว่าความท้าทายที่สร้างตามปกติจาก [1]) ดังนั้นจึงเป็นไปได้ที่ผู้เล่นอย่างน้อยจะรู้สึกว่า ฉากมีความยากกว่าที่ควรจะเป็น
- ข้อมูลจากกราฟนั้นเป็นข้อมูลที่แสดงความยากแยกตามแต่ละกลุ่มความท้าทาย แต่ความรู้สึกของผู้เล่นจะเป็นความรู้สึกรวม ๆ ของทั้งฉาก ซึ่งเมื่อผู้เล่นเจอจุดที่ยากมาก ๆ ในฉาก ซึ่งอาจจะมีเพียงจุดเดียวในฉากนั้น ผู้เล่นก็อาจรู้สึกว่าด่านนั้นยากโดยปริยาย แม้จะมีความท้าทายในกลุ่มอื่นที่ง่ายลงมาจากฉากที่แล้ว แต่ผู้เล่นอาจไม่ได้สังเกต แต่ถ้าสิ่งนี้เป็นสาเหตุ ก็น่าจะเป็นความเป็นไปได้ที่จะเห็นในการทดลองอื่น แต่ผลนี้ก็กลับมีความชัดเจนในการทดลองนี้เท่านั้น ทำให้สันนิษฐานได้

ว่านี้อาจไม่ใช่สาเหตุ หรือถ้าเป็นสาเหตุ ก็ไม่ใช่เพียงสาเหตุเดียว แต่มีปัจจัยอื่นช่วย ทำให้ผลจากจุดนี้โดดเด่นขึ้นมา เช่นอาจเกิดจากการเอาความท้าทายที่ซ้ำหรือมีความน่าจะเป็นในการเกิดน้อยทิ้งไป

เพื่อให้ผู้เล่นมีความรู้สึกสอดคล้อง แบบจำลองนี้ควรมีการปรับปรุง โดยการปรับคะแนนความยากของแต่ละทักษะเสียใหม่เพื่อให้เข้ากับการเอาความท้าทายที่ไม่จำเป็นออกไป

ส่วนเมื่อนำเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึกมาใช้สร้างแบบจำลองใหม่นั้น กราฟและตารางแสดงให้เห็นว่าสามารถสร้างฉากที่เหมาะสมกับความสามารถของผู้เล่นได้จริง โดยระบบสามารถปรับสภาพฉากให้ง่ายลงถ้าผู้เล่นผ่านความท้าทายที่ต้องใช้จำนวนตัวในการผ่านมาก และปรับสภาพฉากให้ยากขึ้นถ้าผู้เล่นผ่านความท้าทายที่ใช้จำนวนตัวในการผ่านน้อยได้ จากแบบสอบถาม ผู้เล่น 83.33% มีความรู้สึกว่าการผ่านด่านที่ยากจะเจอด่านที่ง่ายลง และผู้เล่น 66.67% มีความรู้สึกว่าการผ่านด่านที่ง่ายจะเจอด่านที่ยากขึ้น ซึ่งถือว่าสอดคล้องกับผลจากกราฟและตารางเป็นอย่างดี

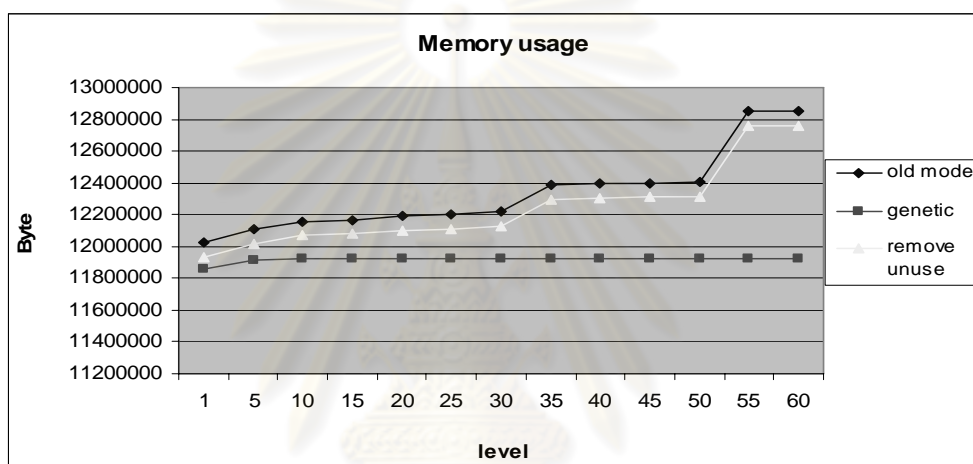
ในส่วนของการใช้ทรัพยากร แบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากรนั้น เมื่อเทียบกับแบบจำลองเดิมนั้นการใช้ทรัพยากรไม่แตกต่างกันมากนัก โดยอัตราการใช้ทรัพยากรต่างจากแบบจำลองเดิมโดยเฉลี่ยเพียง 341.33 บาท ในทางสถิติแล้ว ถือว่า มีการใช้ทรัพยากรน้อยกว่าอย่างมีนัยสำคัญ แต่ในทางปฏิบัตินั้น ถือว่ายังใช้ไม่ได้ เนื่องจากการประหยัดหน่วยความจำขึ้นมาเพียงสามร้อยบาทไม่ได้ช่วยให้โปรแกรมไปใช้งานได้ดีขึ้นแต่อย่างใด แม้ในเครื่องเล่นเกมขนาดพกพาก็ตาม ดังนั้นงานวิจัยที่ใช้แบบจำลองแบบแรกนี้ในอนาคตควรปรับปรุงการใช้หน่วยความจำขึ้นอีก

แบบจำลองที่นำเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึกมาสร้างฉาก มีอัตราการใช้ทรัพยากรน้อยกว่าแบบจำลองเดิมอย่างเห็นได้ชัดจากข้อมูลกราฟโดยอัตราการใช้ทรัพยากรแบบเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึก ต่างจากแบบจำลองเดิมโดยเฉลี่ย 187733.33 บาท ซึ่งการทดสอบทางสถิติก็ถือว่าดีกว่าแบบจำลองเดิมอย่างมีนัยสำคัญเช่นกัน แต่ในทางปฏิบัติ ผลจากการเล่น 20 ฉากพบว่าจำนวนการลดการใช้ทรัพยากรนั้นไม่มากถึงในระดับที่ควรนำไปใช้ได้จริง เพราะลดหน่วยความจำได้เพียงเกือบสองร้อยกิโลไบต์เท่านั้น

แต่การใช้งานการสร้างฉากอย่างอัตโนมัตินี้สามารถนำไปใช้สร้างฉากได้อย่างต่อเนื่องแบบจำลองเดิมต้องเก็บข้อมูลเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ ในขณะที่แบบจำลองที่ใช้เจเนติกอัลกอริทึมนั้นไม่มีการเก็บความท้าทายเก่าไว้ แต่โครโมโซมของความท้าทายใหม่อาจยาวขึ้น ดังนั้นจึงมีแนวโน้มที่จะใช้หน่วยความจำมากขึ้นเช่นกัน แต่เนื่องจากไม่มีการเก็บความท้าทายเก่าไว้ อัตราการเพิ่มของการ

ใช้งานหน่วยความจำจึงน่าจะน้อยกว่า ผลการทดลองเล่นเกมโดยให้ผู้เล่นในอุดมคติเล่นเกมที่สร้างโดยแบบจำลองทั้ง 3 แบบ จำนวน 60 ฉาก เล่นซ้ำ 5 ครั้ง เป็นดังรูปที่ 31

พบว่าเมื่อจำนวนฉากมากขึ้น อัตราการใช้ทรัพยากรของแบบจำลองเดิมจะเพิ่มขึ้นมาก ส่วนแบบจำลองที่ใช้เจเนติกอัลกอริทึมนั้นมีอัตราที่ค่อนข้างคงที่เมื่อเทียบกับแบบจำลองเดิม โดยพบว่า ในฉากที่หกสิบนั้น แบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึกสามารถช่วยประหยัดหน่วยความจำไปได้ประมาณ 7% ซึ่งอัตราการประหยัดหน่วยความจำนี้มีแนวโน้มจากกราฟว่าจะมากขึ้นเมื่อมีฉากจำนวนมากขึ้นอีก ส่วนแบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากรนั้นแตกต่างจากแบบจำลองเดิมเพียงเล็กน้อย



รูปที่ 31 กราฟการใช้ทรัพยากรโดยเฉลี่ยของผู้เล่นอุดมคติ จำนวน 60 ฉาก

ดังนั้น แบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึกที่ได้จากงานวิทยานิพนธ์นี้จึงเหมาะแก่การไปใช้กับเกมประเภทแพลตฟอร์มที่มีด่านจำนวนมาก หรือมีจำนวนด่านไม่รู้จบ (เกมควบบันทึกด่านที่กำลังเล่นในปัจจุบันได้ เพื่อไม่ให้ผู้เล่นต้องไปเริ่มต้นใหม่เมื่อเลิกเล่น) ซึ่งจะช่วยประหยัดหน่วยความจำที่ใช้ได้

ปัญหาที่พบในระหว่างการทดลองคือ ความท้าทายที่สร้างจากแบบจำลองที่ใช้เจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนึก ยังคงมีบางครั้งที่ไม่เป็นไปตามนิยามคุณภาพ ดังนั้นความท้าทายในบางครั้งจะมีความยากกว่าที่ควรจะเป็น ซึ่งเป็นผลที่เกิดจากการครอสโอเวอร์ แล้วทำให้เกิดผลลัพธ์ที่ไม่ดีเท่าที่ควร รวมถึงความยากของความท้าทายในบางที่ มีการกระโดดของค่าความยากมากเกินไป ทำให้ระบบไม่สามารถสร้างความท้าทายที่มีความยากใกล้เคียงกับความต้องการของผู้พัฒนาได้เสมอไป

ข้อเสนอแนะ

แบบจำลองที่นำมาปรับปรุงการใช้ทรัพยากร โดยการลดความท้าทายที่เล่นเป็นจำนวนหลาย ๆ ครั้ง และความท้าทายที่มีคะแนนความน่าจะเป็นในการเกิดความท้าทายในฉากถัดไปที่น้อยกว่า 51 นั้นสามารถลดการใช้ทรัพยากรได้เพียงเล็กน้อย ถ้าเราสามารถสร้างความท้าทายที่เหมาะสมใกล้เคียงผลจากการโหวตที่สุด ทำให้ระบบไม่ต้องสร้างความท้าทายเป็นจำนวนมาก น่าจะทำให้ลดการใช้ทรัพยากรได้เป็นจำนวนมาก

แบบจำลองแบบใช้เจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึกนั้น เหมาะกับการเล่นเกมที่มีจำนวนฉากมาก ถ้าจะนำมาใช้กับเกมที่ผู้พัฒนาตั้งใจให้มีจำนวนฉากไม่มาก ในทางปฏิบัตินั้น จะไม่เป็นการช่วยประหยัดการใช้งานหน่วยความจำ ต้องหาวิธีการอื่นในการประหยัดหน่วยความจำ

วิธีการหนึ่งในการช่วยประหยัดหน่วยความจำ อาจทำได้โดย ลดจำนวน โครโมโซมที่ต้องใช้ลง โดยอาจเปลี่ยนวิธีการสร้างโครโมโซม เป็นการกลายพันธุ์จากโครโมโซมต้นฉบับโดยตรง เพื่อที่จะได้ไม่ต้องสร้างโครโมโซมมาโครอสโอเวอร์ หรืออาจให้ระบบสร้างฉากเพียงแค่ส่วนหนึ่ง ส่วนที่เหลือเป็นส่วนที่ออกแบบโดยผู้พัฒนา ซึ่งจะสามารถลดจำนวนโครโมโซมที่ต้องใช้ไปได้บ้าง นอกจากนี้ผู้พัฒนายังสามารถมีส่วนในการจัดการเรื่องความสวยงามของฉากได้อีกด้วย

แบบจำลองใหม่ที่สร้างขึ้นจากงานวิทยานิพนธ์นี้ยังไม่ได้มีการแก้ไขกรอบการทำงานที่สามารถรองรับการกระทำพื้นฐานของตัวละครผู้เล่นที่มีความซับซ้อนมากขึ้น เช่น ปัญหาที่วิธีการผ่านความท้าทายวิธีหนึ่งสามารถใช้ผ่านความท้าทายอีกแบบหนึ่งได้ ของแบบจำลองเดิม ซึ่งปัญหานี้ อาจแก้ไขได้โดยเมื่อผู้เล่นผ่านความท้าทายหนึ่งๆ เกมจะต้องตรวจสอบว่า ผู้เล่นอยู่ในสถานะใด มีอาวุธหรือเครื่องมือ ที่ทำให้ผ่านไปได้อย่างง่ายดายหรือไม่ ใช้วิธีการธรรมดาหรือไม่ ถ้ามี ให้เปลี่ยนการบันทึกความท้าทายที่เล่นผ่านนั้น เป็นการผ่านความท้าทายที่ใช้เครื่องมือหรืออาวุธนั้นแทน ทั้งนี้การจัดการความท้าทายในฉากต่อไปจะได้ใช้ความท้าทายจากการผ่านด้วยอาวุธนั้นเป็นตัวตั้ง หรืออาจให้เป็นการผ่านความท้าทายเดิมที่ผู้พัฒนาตั้งใจให้ผ่าน แต่มีการปรับคะแนนในการผ่านเพิ่มเติม เพื่อให้ปรับฉากได้เหมาะสมยิ่งขึ้น

สำหรับการนำแบบจำลองเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึกไปใช้งานต่อ นั้น ควรกำหนดค่าสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ให้มีค่าที่มากกว่า 1 จะทำให้การสร้างความท้าทายสามารถสร้างความยากได้ใกล้เคียงกับความต้องการมากกว่า สัมประสิทธิ์การเรียนรู้ที่มีค่าน้อย

แนวทางอีกแนวทางหนึ่งที่สามารถทำต่อจากปัจจุบันคือ การพัฒนาให้รองรับการเล่นแบบ 2 คน ซึ่งการเล่นแบบ 2 คนนั้น แบ่งได้เป็น การเล่น 2 คนแบบผลัดกันเล่น และการเล่น 2 คนแบบช่วยกันเล่น การเล่น 2 คนแบบผลัดกันเล่นนั้นสามารถประยุกต์นำไปใช้โดยการเพิ่มชุดเก็บข้อมูล

ขึ้นอีกชุดหนึ่ง ส่วนการเล่น 2 คนแบบช่วยกันเล่นนั้น จำเป็นต้องปรับแบบจำลองในการคำนวณความยากใหม่ให้ได้ใช้ความสัมพันธ์ระหว่างผู้เล่นทั้งสองคน



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายการอ้างอิง

- [1] จริญญา กำเหนิดนนท์. การปรับความยากง่ายของฉากอย่างอัตโนมัติในเกมประเภทแพลตฟอร์มจากประสิทธิภาพการเล่นของผู้เล่น: กรณีศึกษาซูเปอร์มาริโอ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต, ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2550.
- [2] Sweetser, P., and Wiles, J. Scripting versus Emergence: Issues for Game Developers and Players in Game Environment Design. International Journal of Intelligent Games and Simulations 4 (1) (2005): 1-9.
- [3] Spronck, P., Ponsen, M., Sprinkhuizen-Kuyper, I., and Postma, E., Adaptive Game AI with Dynamic Scripting. Kluwer Academic (2005): 1-42.
- [4] Andrade, G., Ramalho, G., Santana, H., and Corruble, V. Challenge-Sensitive Action Selection: an Application to Game Balancing. IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology (IAT'05) (2005) 0-7695-2416-8/05.
- [5] Fullerton, T., Swain, C., and Hoffman, S. Game Design Workshop: Designing, Prototyping, and Playtesting Games. CMP Books, 2004.
- [6] Björk, S., and Holopainen, J. Patterns in Game Design. Charles River Media, 2005.
- [7] David E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning, Addison Wesley Longman, Inc., 1997, ISBN: 0-201-15767-5
- [10] Sykes, J., and Federoff, M. Player - Center Game Design. ACM. CHI (2006): 1731-1734.
- [8] Cole, N., Louis, S. J., and Miles, C., Using a Genetic Algorithm to Tune First-Person Shooter Bots. IEEE, (2004).
- [9] Bakkes, S., Spronck, P., and Postma, E., TEAM: The Team-oriented Evolutionary Adaptability Mechanism. ICEC. (2004): 273–282.
- [10] วีณัส พีชวณิชย์ และ สมจิต วัฒนาศยากุล. สถิติสำหรับนักสังคมศาสตร์. กรุงเทพมหานคร: สำนักพิมพ์ประกายพริก, 2537.



ภาคผนวก

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก.

การสร้างระบบต้นแบบสำหรับสร้างฉากตามความสามารถของผู้เล่น

ส่วนการรวบรวมทักษะของผู้เล่น และสร้างความท้าทายเบื้องต้น

ข้อมูลตัวละครผู้เล่น ศัตรู และแผนที่ ที่ถูกนำไปสร้างเป็นความท้าทายทั้งหมดที่เป็นไปได้ นั้นมีรูปแบบการจัดเก็บข้อมูลดังนี้

ทักษะผู้เล่น(แสดงในรูปที่ 32) มีดังนี้

- M (Move) เคลื่อนที่ในแนวระดับ
มีคุณสมบัติ 1 ชนิดคือความเร็วซึ่งมีลักษณะประจำ 2 ลักษณะคือ เร็ว หรือช้า
ดังนั้นจะมีกรณีที่เป็นไปได้อยู่ $1 * 2 = 2$ กรณี
- E (Escape) หลบหลีกการโจมตีจากศัตรู
มีคุณสมบัติ 2 ชนิดคือความคล่องแคล่วและทิศทางของศัตรู ซึ่งขึ้นตรงต่อศัตรู
ดังนั้นจะมีกรณีที่เป็นไปได้อยู่ 1 กรณี คือไม่มีค่าความยากใดๆกำกับ
- J (Jump) กระโดด
มีคุณสมบัติ 4 ชนิดคือความแม่นยำ (4) ความสูง (5) ความกว้าง (5) และทิศทางการกระโดด (3) แต่เนื่องจากการจำกัดของกฎการกระโดด 3 ข้อคือ
 - ตัวละครผู้เล่นสามารถกระโดดได้ไกลถึง 4 ช่องและสูงถึง 3 ช่อง
 - ถ้ากระโดดได้สูงถึง 5 ช่องแต่ไปได้ไกลแค่ 2 ช่อง
 - ถ้ากระโดดตามแนวตั้ง หรือขึ้นไปด้านบนจะไม่พิจารณาคุณสมบัติความกว้างดังนั้นจะมีกรณีที่เป็นไปได้อยู่ 124 กรณีดังนี้
 - $4 * 5 * 1 * 2 = 40$
 - $4 * 5 * 3 * 1 = 60$
 - $4 * 4 * 1 * 1 = 16$
 - $4 * 2 * 1 * 1 = 8$
- A (Attack) โจมตีศัตรูจากด้านบน
มีคุณสมบัติ 1 ชนิดคือการเหยียบ
ดังนั้นจะมีกรณีที่เป็นไปได้อยู่ 1 กรณี



รูปที่ 32 จำนวนคุณสมบัติแบบพลวัตของทักษะของผู้เล่น

ศัตรู มีทั้งหมด 9 ชนิดซึ่งมีคุณสมบัติแบบสถิต (Static property) ทั้งหมด ดังรูปที่ 33



รูปที่ 33 ค่าความยากของศัตรูชนิดต่างๆ เรียงลำดับตามค่าความยาก

แผนที่ มีทั้งหมด 7 ชนิดซึ่งมีทั้งคุณสมบัติแบบสถิต และคุณสมบัติแบบพลวัต ดังรูปที่ 34



รูปที่ 34 จำนวนคุณสมบัติแบบพลวัตของแผนที่

การสร้างสภาพจากจากความท้าทาย

ลักษณะเฉพาะของจกามีทั้งหมด 6 แบบคือ จกพื้นดิน จกต้นไม้ จกใต้ดิน จกหิมะ จกท้องฟ้า และจกปราสาท ซึ่งในแต่ละจกนี้จะประกอบไปด้วยแผนที่ และศัตรูที่เหมือนกันบ้าง แตกต่างกันไปบ้าง ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับการออกแบบลักษณะเฉพาะของจกต่างๆจากผู้ออกแบบเกม ดังรูปที่ 35 แสดงตัวอย่างลักษณะเฉพาะของจกแต่ละจก (ตัวอย่างหน้าจอของจกต่างๆทั้งหมดแสดงใน ภาคผนวก ข)



รูปที่ 35 ตัวอย่างลักษณะเฉพาะของจก

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ข.

ผลการทดลอง

หน้าจอของเกมที่ใช้ทดสอบ

ตัวอย่างหน้าจอของฉากพื้นดิน แสดงดังรูปที่ 36



รูปที่ 36 ฉากที่หนึ่งมีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากพื้นดิน

ตัวอย่างหน้าจอของฉากต้นไม้ แสดงดังรูปที่ 37



รูปที่ 37 ฉากที่สองมีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากต้นไม้

ตัวอย่างหน้าจอของฉากใต้ดิน แสดงดังรูปที่ 38



รูปที่ 38 ฉากที่สามมีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากใต้ดิน

ตัวอย่างหน้าจอของฉากหิมะ แสดงดังรูปที่ 39



รูปที่ 39 ฉากที่สี่มีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากหิมะ

ตัวอย่างหน้าจอของฉากท้องฟ้า แสดงดังรูปที่ 40



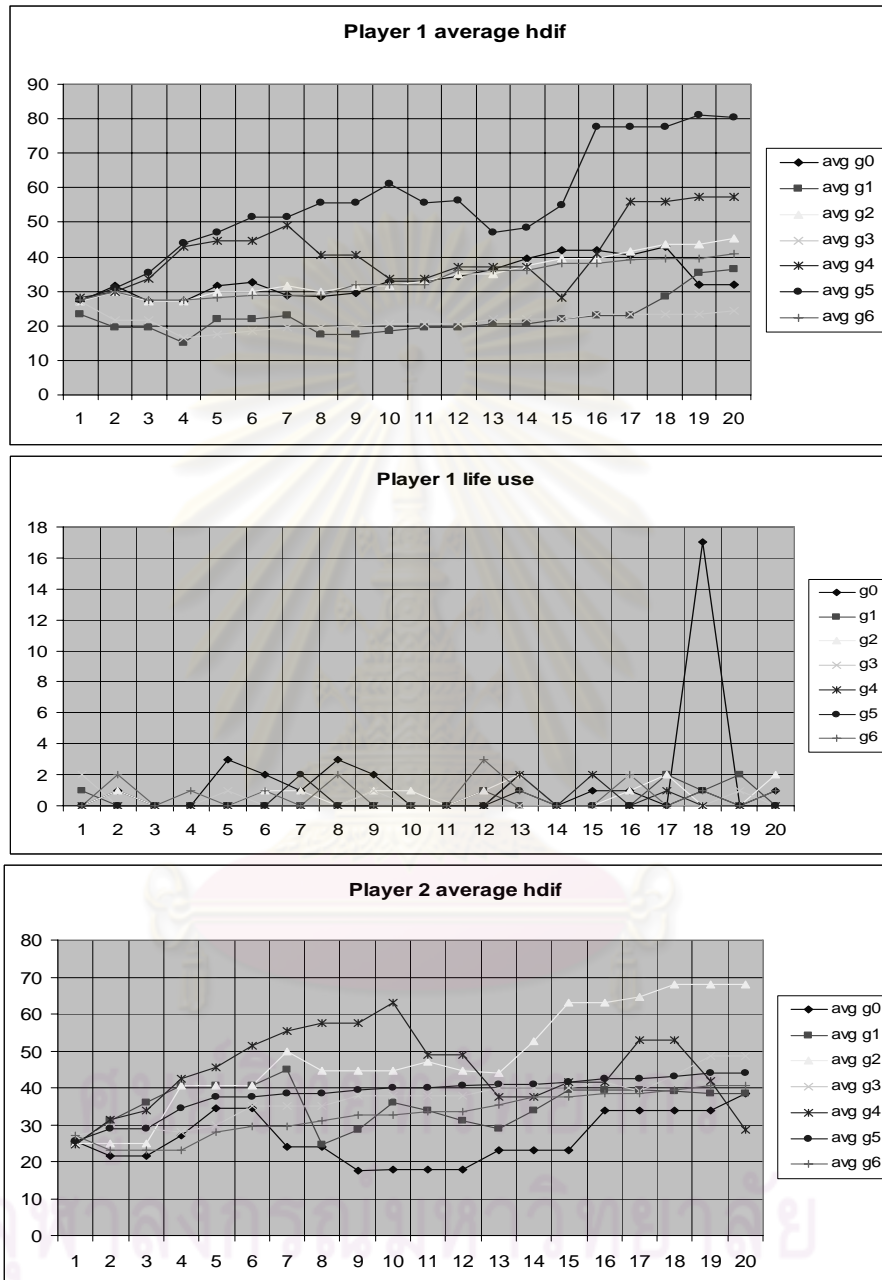
รูปที่ 40 ฉากที่ห้ามีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากท้องฟ้า

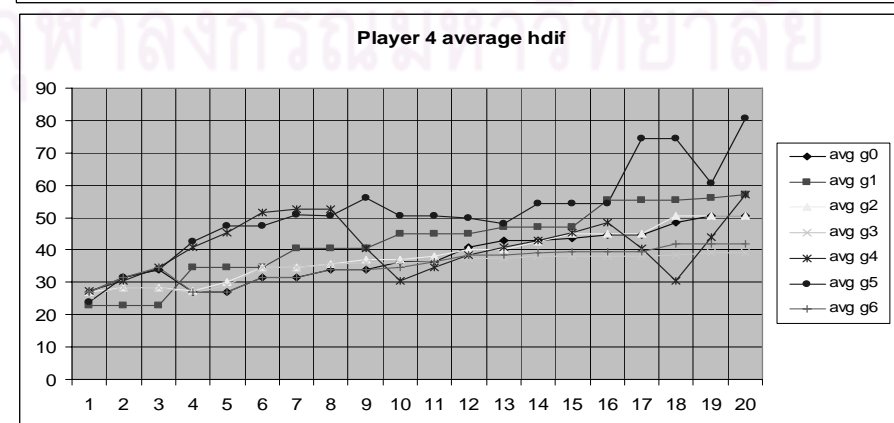
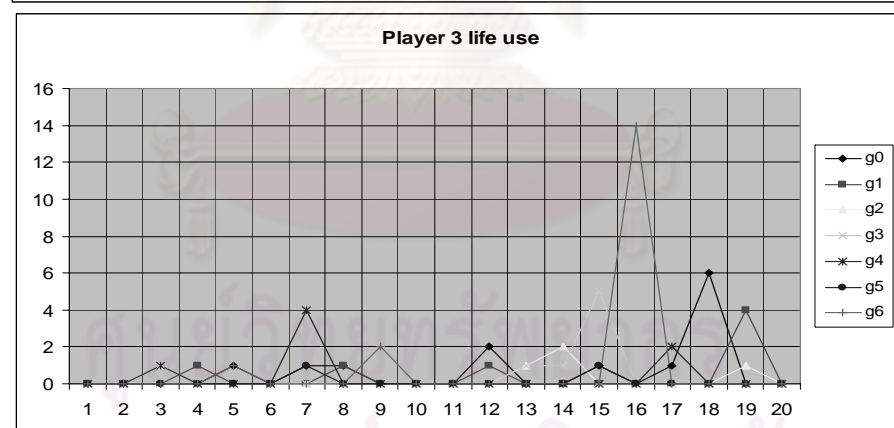
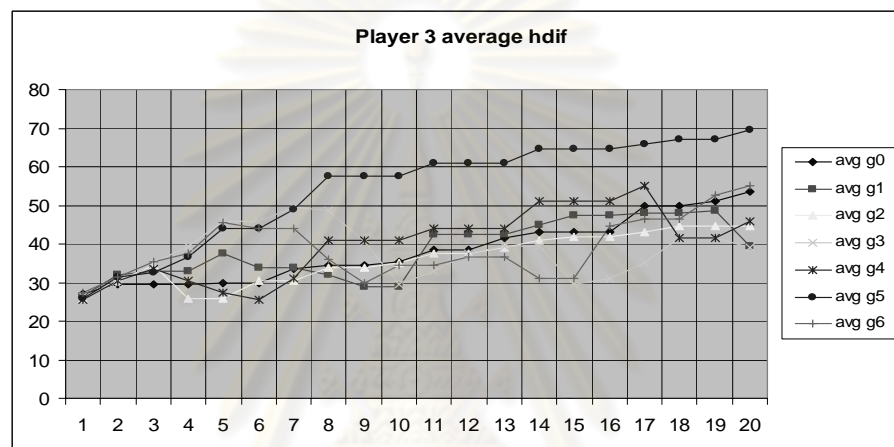
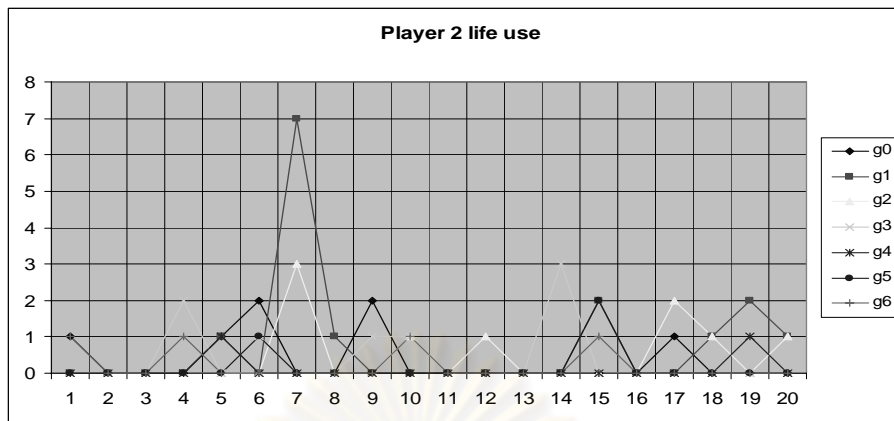
ตัวอย่างหน้าจอของฉากปราสาท แสดงดังรูปที่ 41

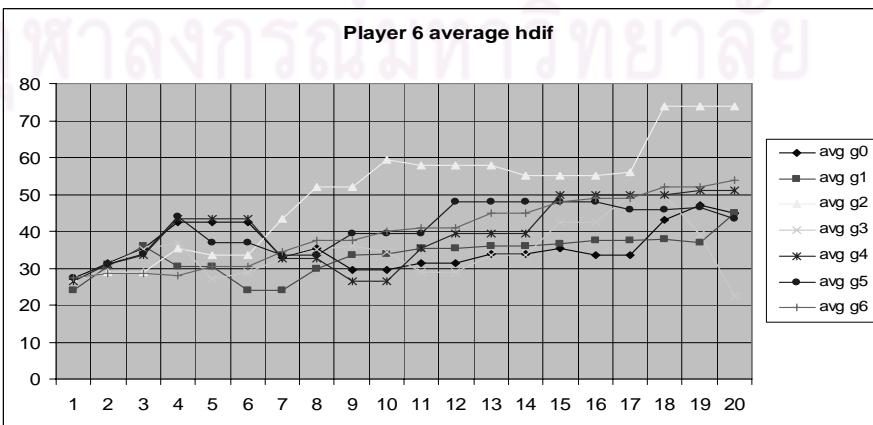
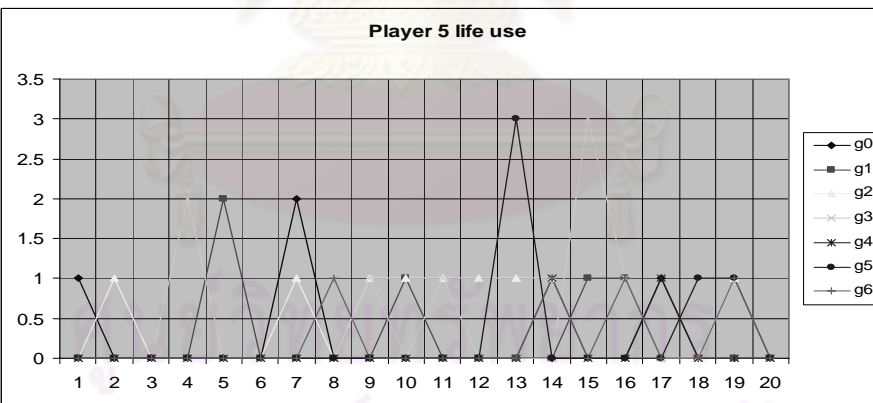
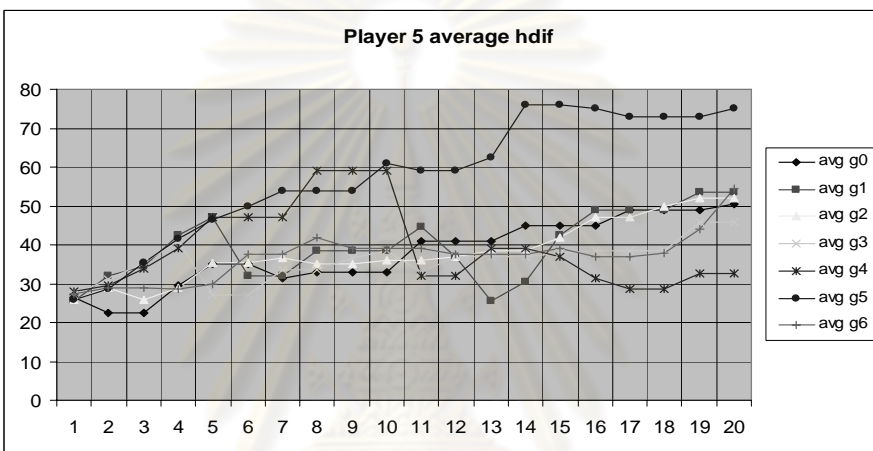
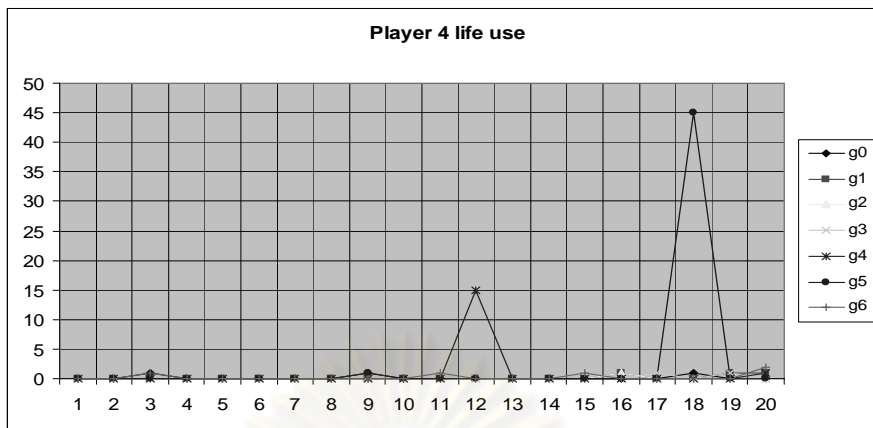


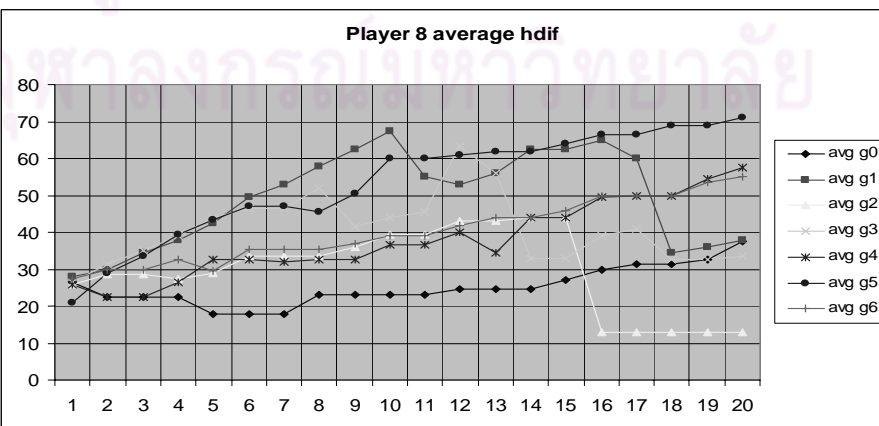
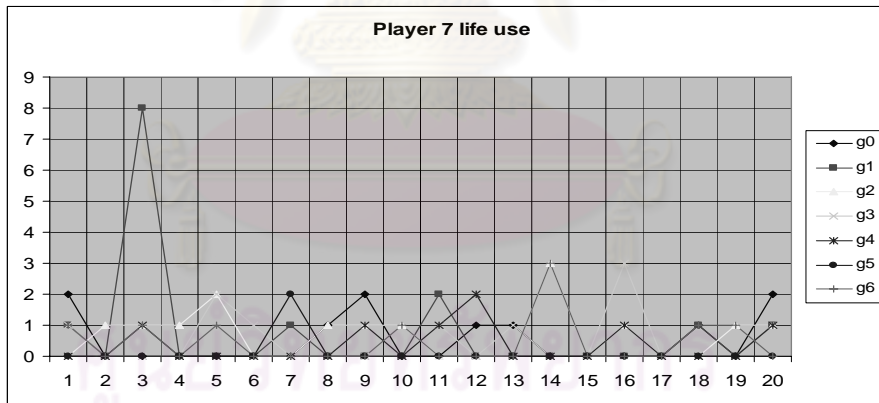
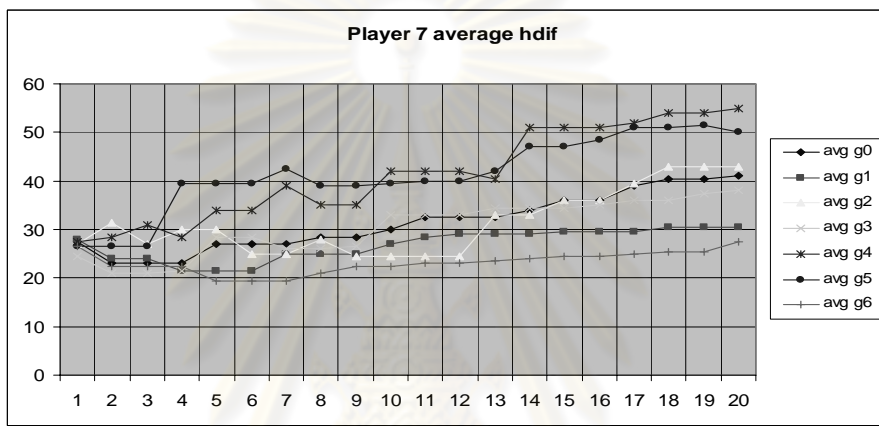
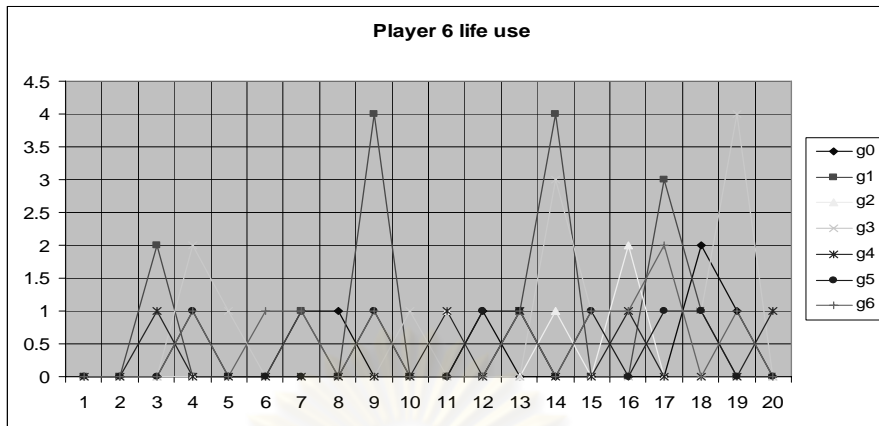
รูปที่ 41 ฉากที่หกมีลักษณะเฉพาะของฉากเป็นฉากปราสาท

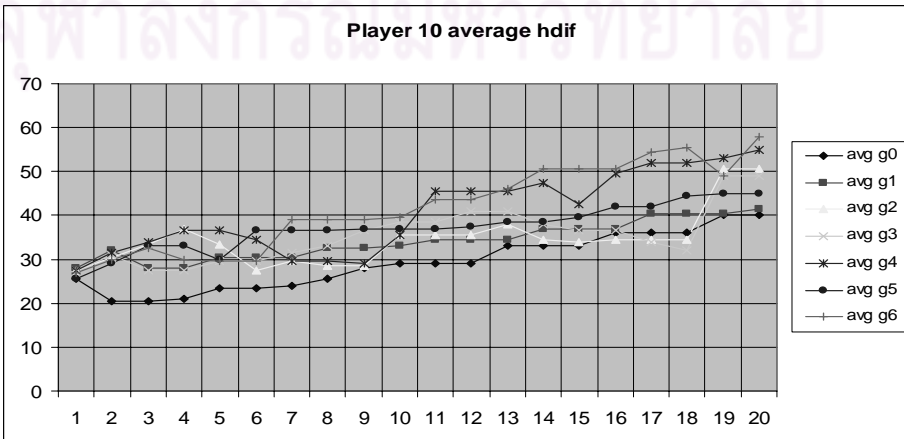
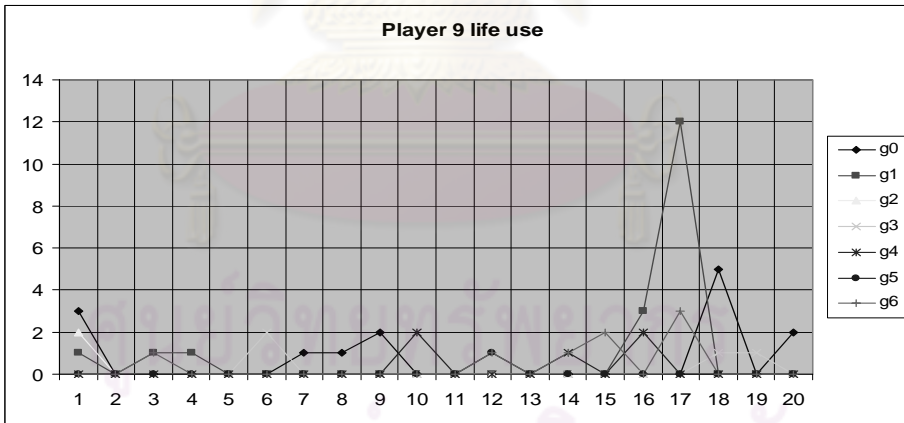
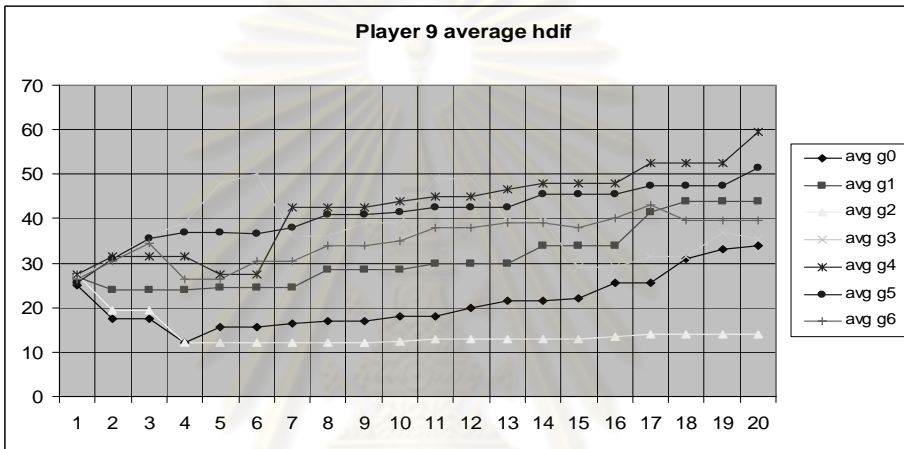
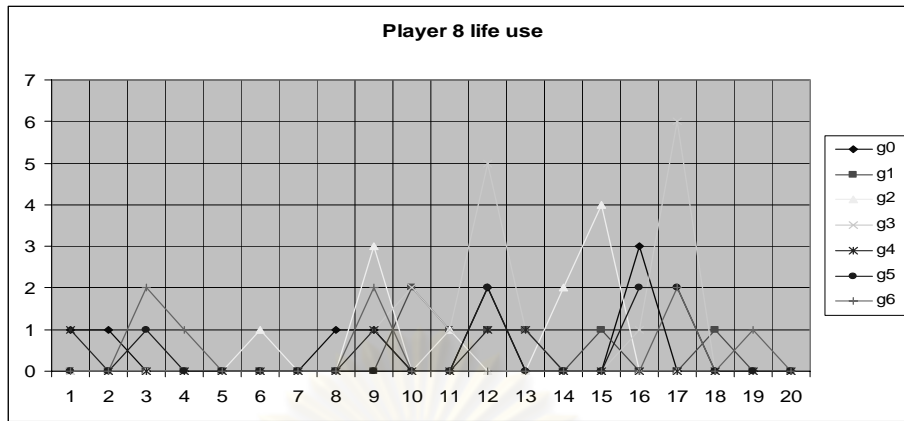
กราฟความยากเฉลี่ยและจำนวนตัวที่ใช้ในแต่ละกลุ่มความท้าทาย ของผู้เล่นแต่ละคน จากแบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากร แสดงในรูปที่ 43

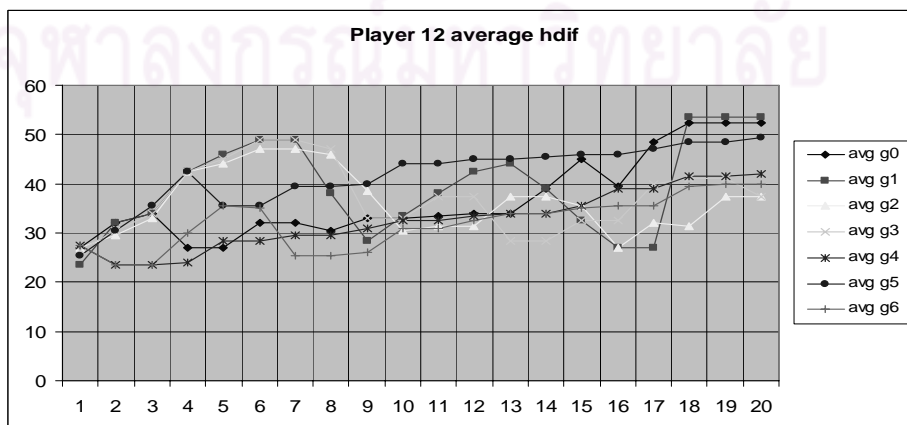
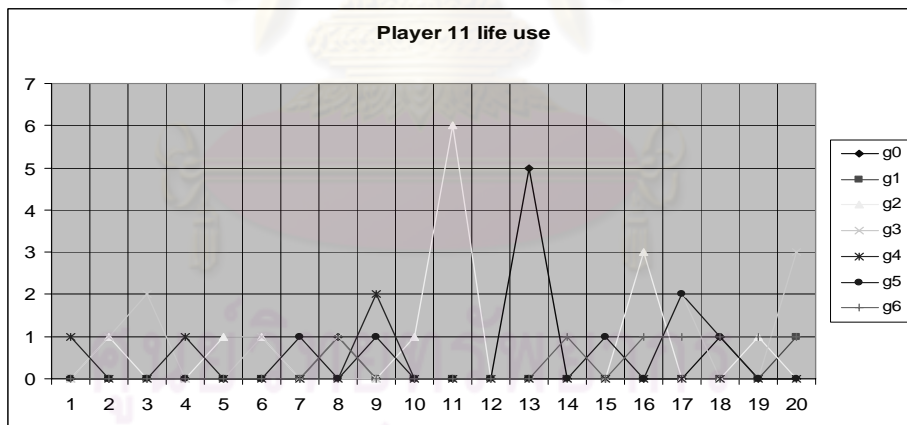
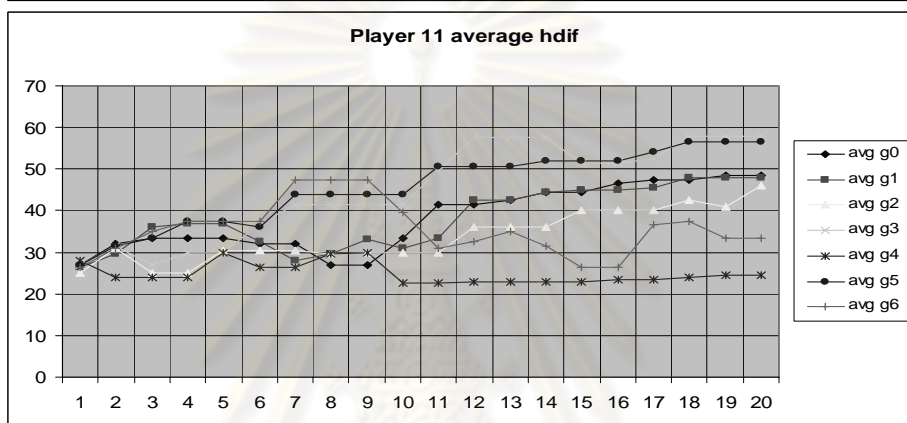
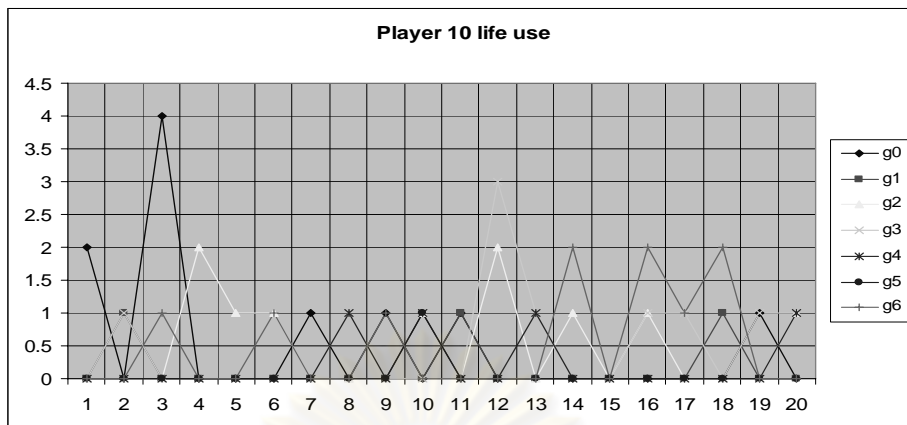


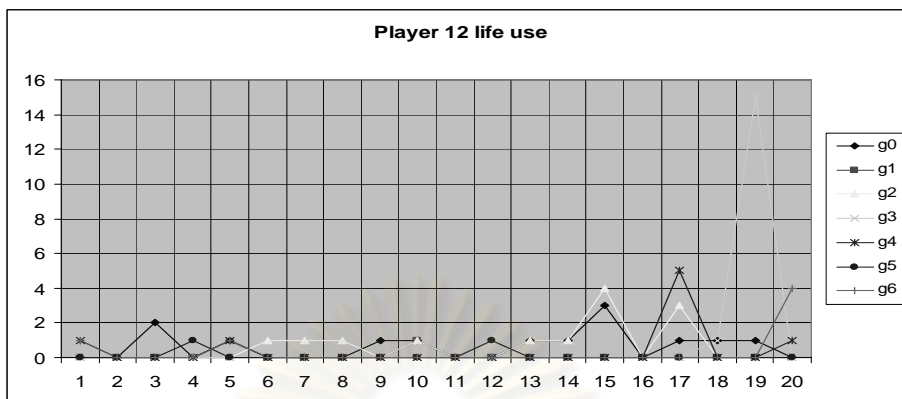












รูปที่ 43 กราฟความยากเฉลี่ยและจำนวนตัวที่ใช้ในแต่ละกลุ่มความท้าทาย ของผู้เล่นแต่ละคน จากแบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากร

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Player 12

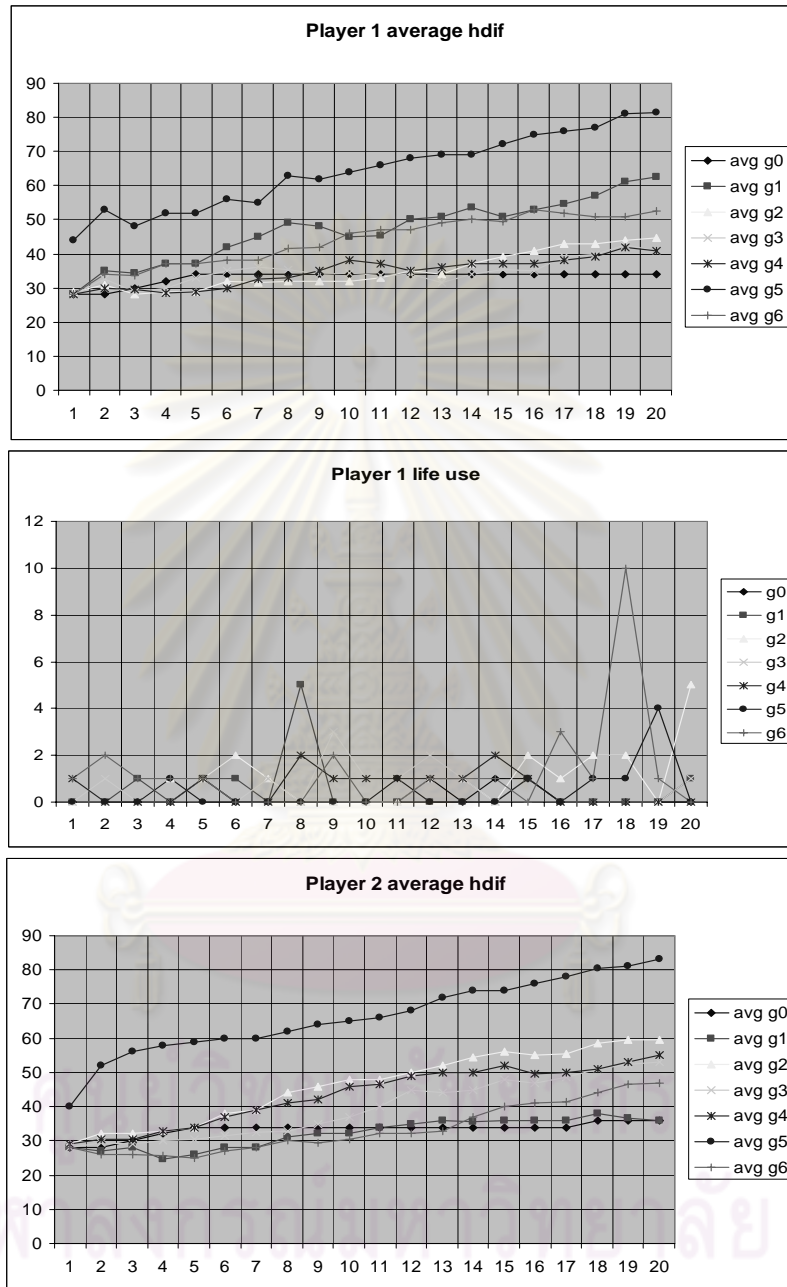
		Group 0 - EE				Group 1 - ME																				
hdif		28	30	32	34	36	28	37	38	39	42	43	46	49	50	51	52	53	55	60	62	63	65	68	69	74
1																										
2																										
3																										
4																										
5																										
6																										
7																										
8																										
9																										
10																										
11																										
12																										
13																										
14																										
15																										
16																										
17																										
18																										
19																										
20																										

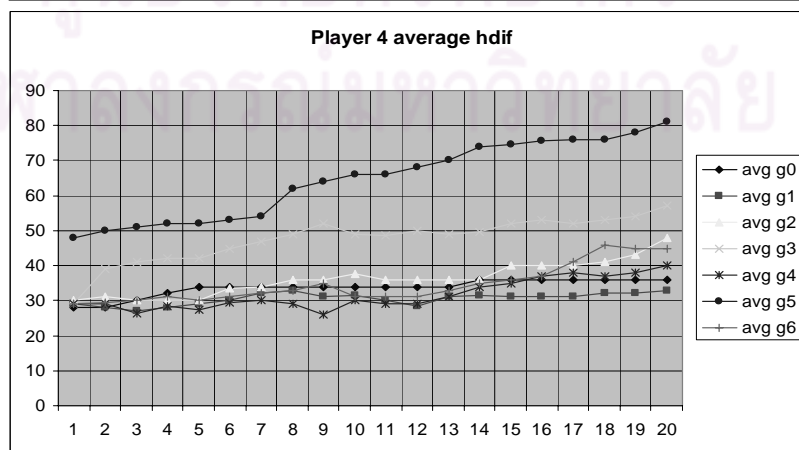
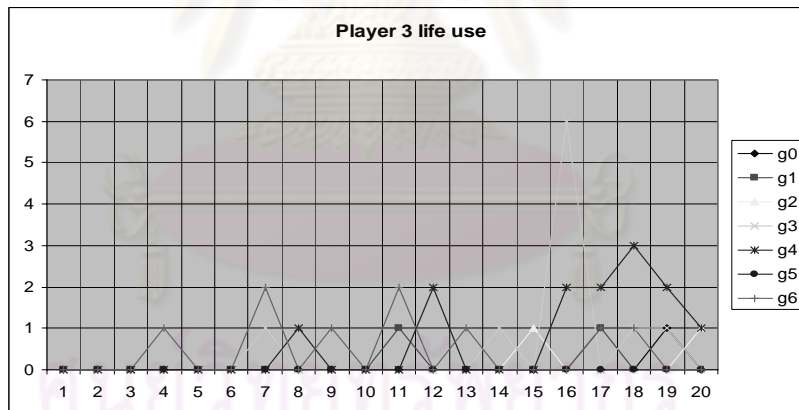
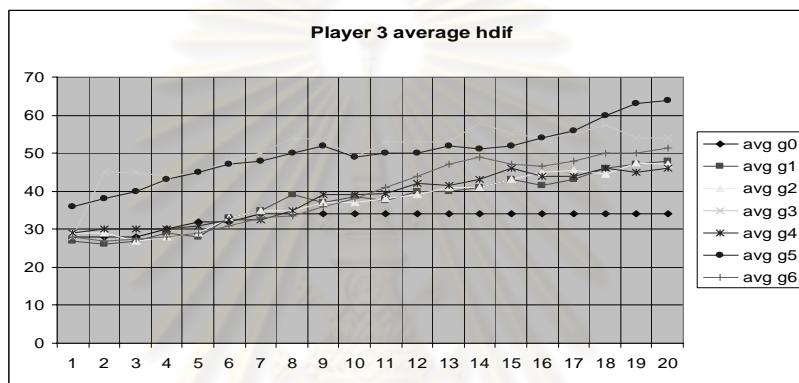
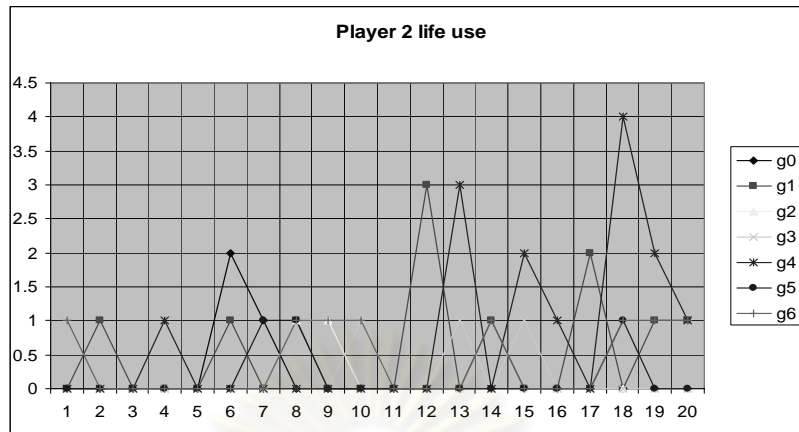
		Group 2 - JE										Group 3 - EJ																														
hdif		30	31	32	33	35	36	37	39	40	44	46	47	48	50	51	52	54	55	57	59	61	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	40	44	47	48	49	50	51	53	60	62
1																																										
2																																										
3																																										
4																																										
5																																										
6																																										
7																																										
8																																										
9																																										
10																																										
11																																										
12																																										
13																																										
14																																										
15																																										
16																																										
17																																										
18																																										
19																																										
20																																										

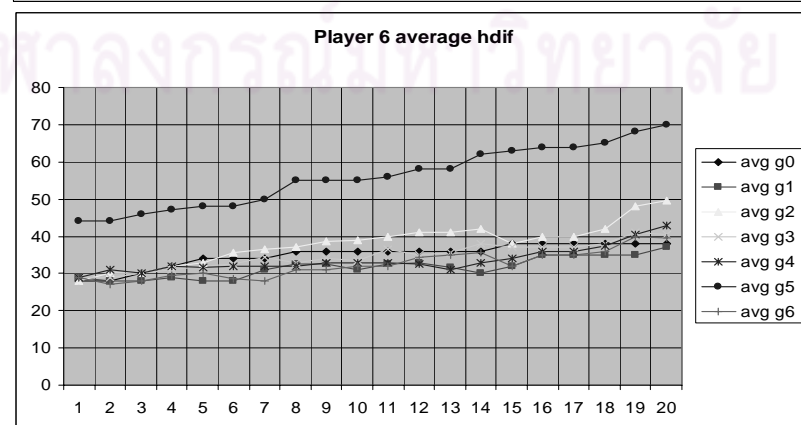
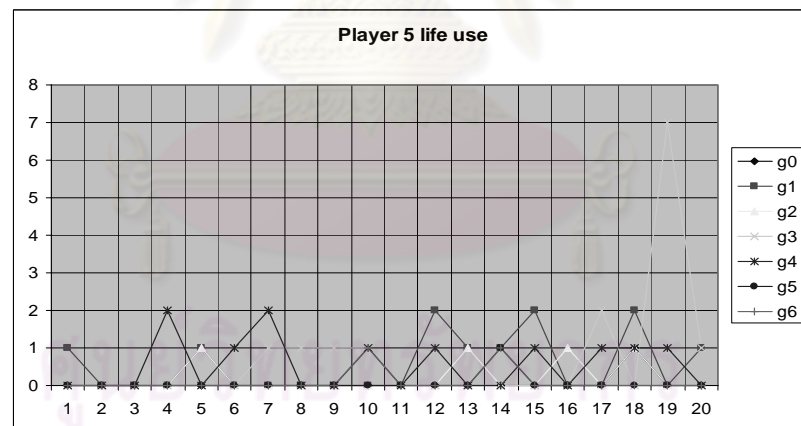
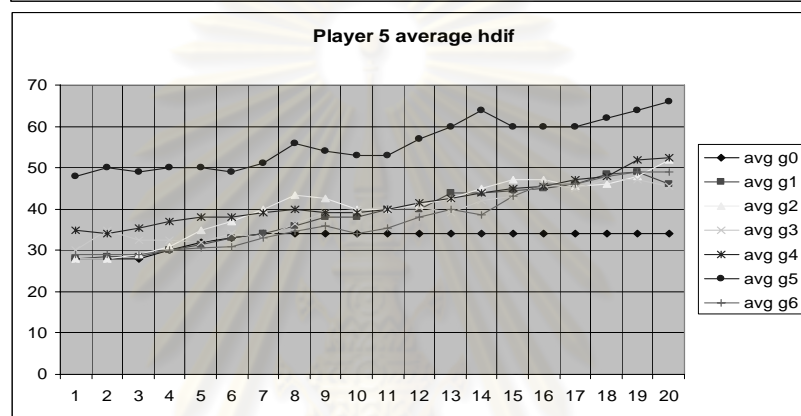
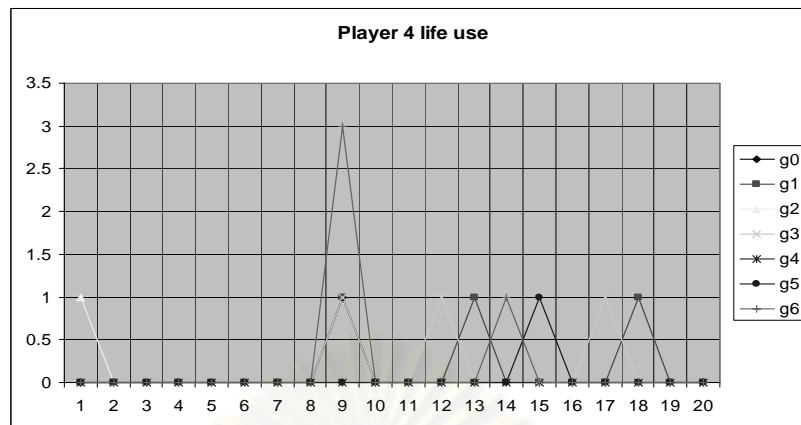
		Group 4 - MJ										Group 5 - JJ										Group 6 - JA																							
hdif		30	31	32	33	34	36	38	39	40	41	42	45	47	50	51	48	50	52	54	56	58	60	64	66	68	70	71	29	30	33	34	35	36	40	43	46	49	50	51	52	53	54	55	57
1																																													
2																																													
3																																													
4																																													
5																																													
6																																													
7																																													
8																																													
9																																													
10																																													
11																																													
12																																													
13																																													
14																																													
15																																													
16																																													
17																																													
18																																													
19																																													
20																																													

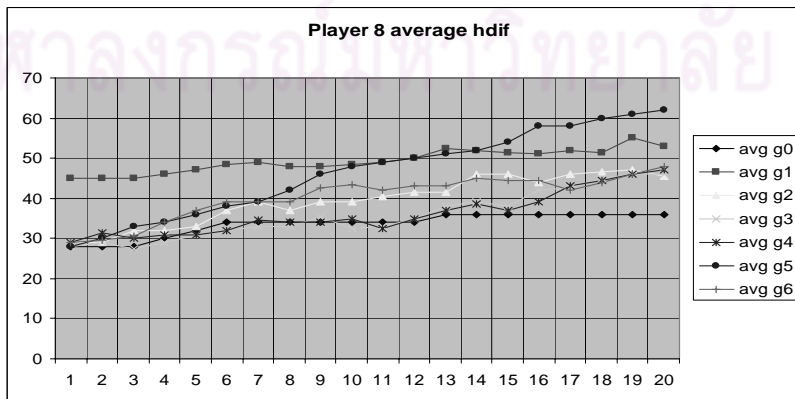
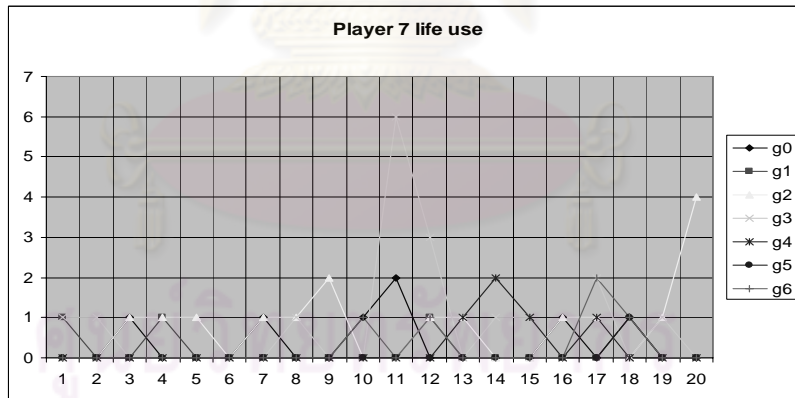
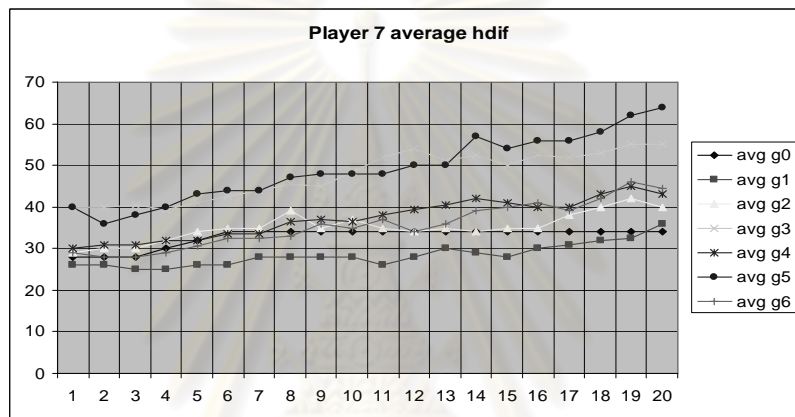
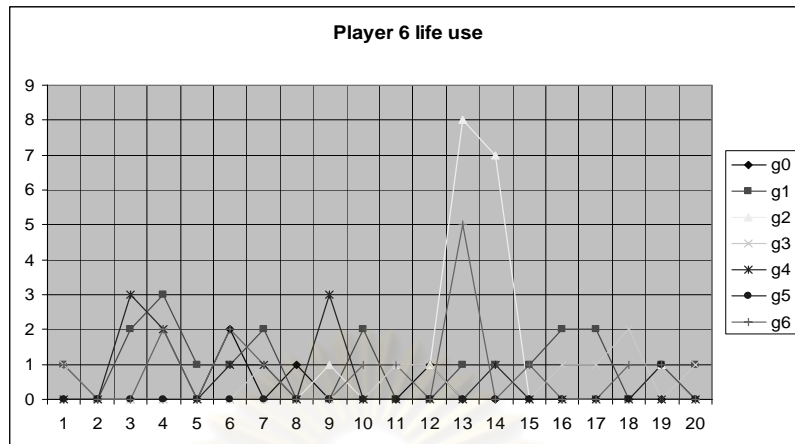
รูปที่ 44 ตารางแสดงความเสียหายที่เกิดขึ้น และจำนวนตัวผู้เล่นที่ใช้เพื่อเล่นผ่านความเสียหายที่เกิดขึ้นในแต่ละฉากแยกตามประเภทของแบบจำลองที่นำเงินเด็กอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึกมาประยุกต์ใช้

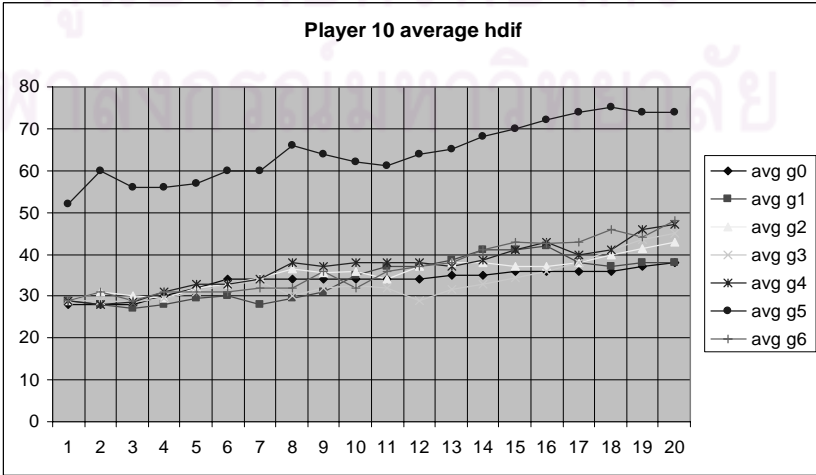
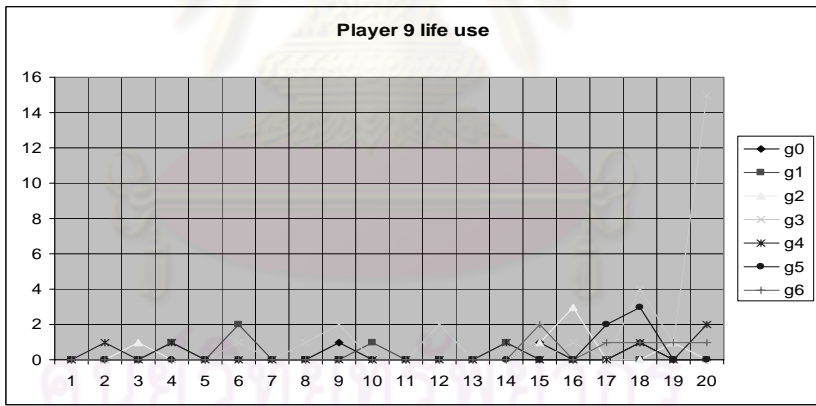
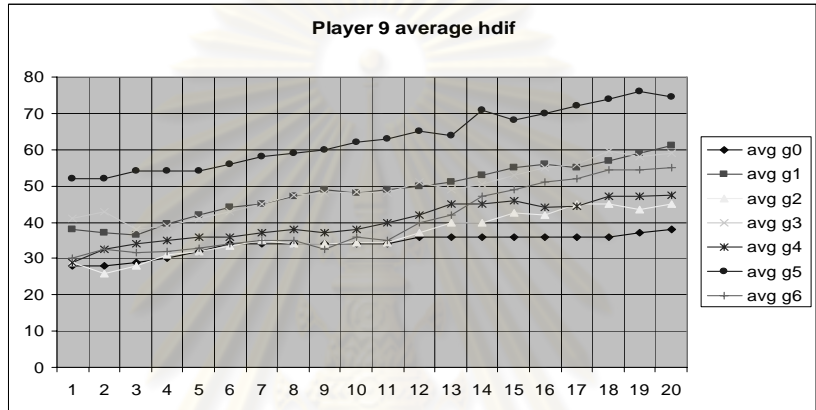
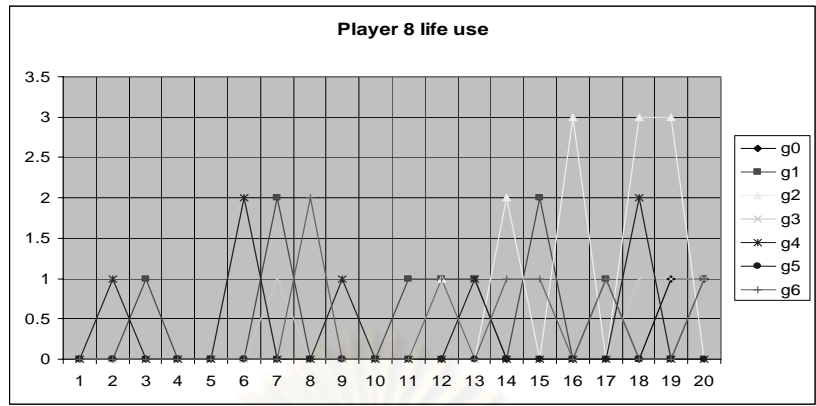
กราฟความยากเฉลี่ยและจำนวนตัวที่ใช้ในแต่ละกลุ่มความท้าทาย ของผู้เล่นแต่ละคน จากแบบจำลองที่นำเจเน็ตอิลกอริทึมแบบศึกษาสำนึก มาประยุกต์ใช้ แสดงในรูปที่ 45

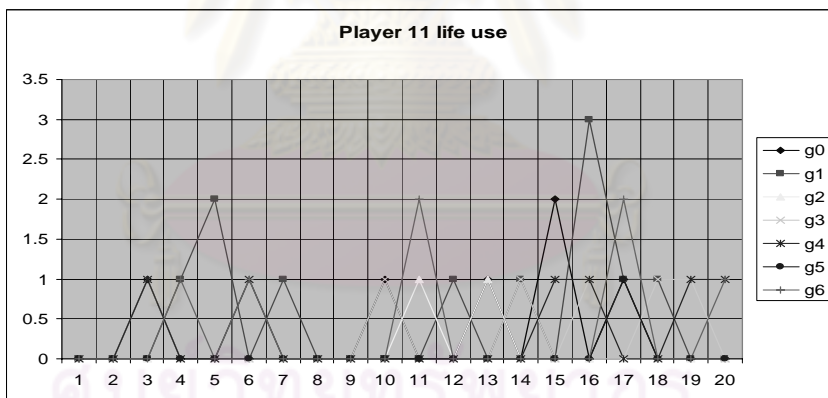
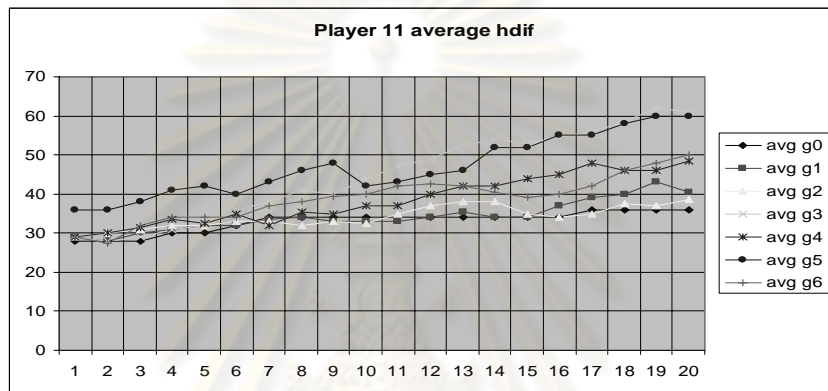
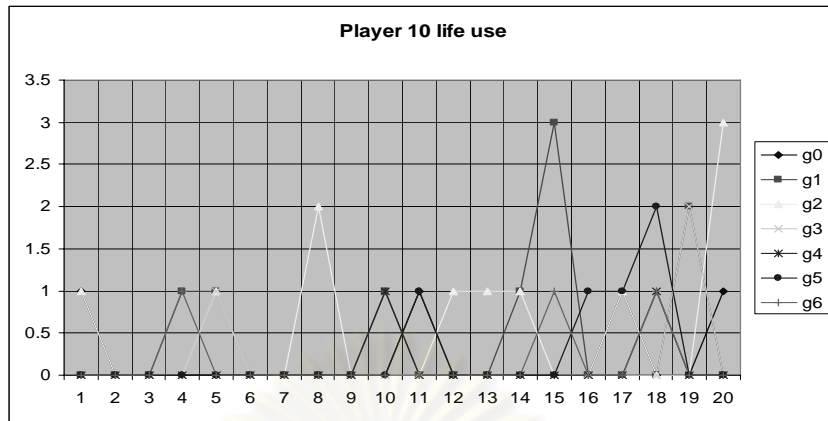




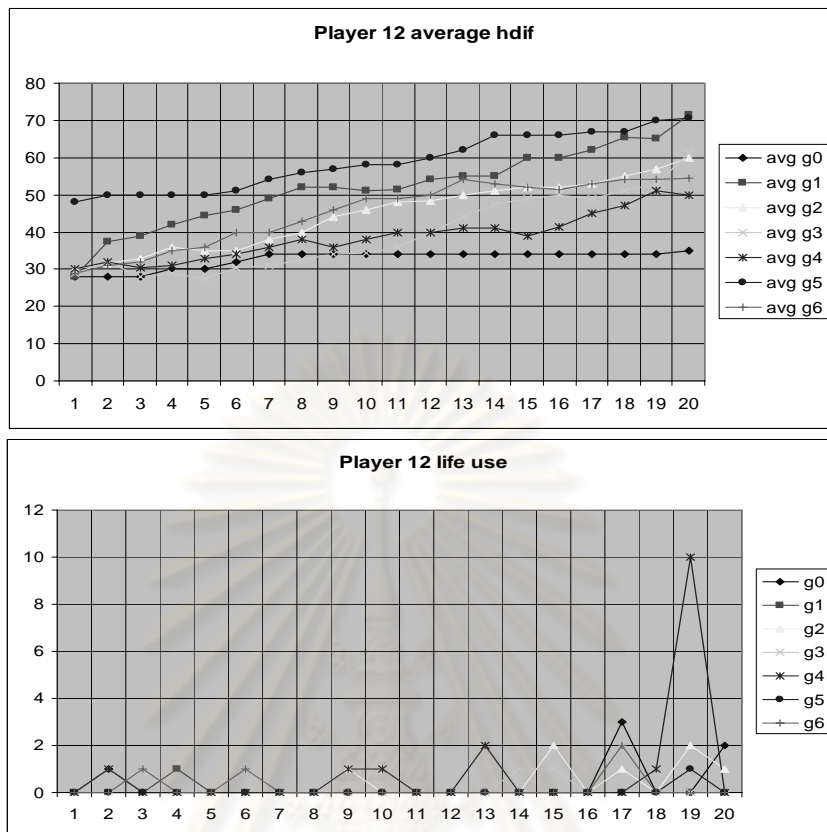








ศูนย์วิจัยทางพฤกษศาสตร์
 จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 45 กราฟความยากเฉลี่ยและจำนวนตัวที่ใช้ในแต่ละกลุ่มความท้าทาย ของผู้เล่นแต่ละคน จากแบบจำลองที่นำเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึก มาประยุกต์ใช้

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ชื่อผู้เล่นเกม _____	เกมมาริโอ (V.10)				
กรุณาทำเครื่องหมาย <input checked="" type="checkbox"/> ในช่องเพียง 1 คำตอบของแต่ละข้อย่อย และกรณาคำถามทุกข้อ					
1. อายุ <input type="radio"/> 5-10 <input type="radio"/> 11-17 <input type="radio"/> 18-22 <input type="radio"/> 23-30 <input type="radio"/> 31-40 <input type="radio"/> 41-50 <input type="radio"/> 51 ขึ้นไป					
2. เคยเล่นเกมมาริโอหรือไม่ <input type="radio"/> เคย <input type="radio"/> ไม่เคย					
3. เคยเล่นเกมประเภทแพลตฟอร์มหรือไม่ <input type="radio"/> เคย <input type="radio"/> ไม่เคย					
4. ถ้าเคยเล่นเกมมาริโอหรือเกมประเภทแพลตฟอร์มครั้งล่าสุดที่ได้เล่นนานเท่าใด <input type="radio"/> ภายในระยะเวลา 5 ปี <input type="radio"/> มากกว่า 5 ปี					
5. ถ้าเคยเล่นสามารถผ่านได้สูงสุดถึงด่านไหน <input type="radio"/> เล่นจบเกมแล้ว <input type="radio"/> ถึงด่านสุดท้าย <input type="radio"/> ถึงด่านกลางๆ <input type="radio"/> เพียงด่านแรกๆ					
6. เกมที่ท่านได้เล่นมีความยากง่ายระดับใด (ผลสรุปโดยรวมของการผ่านด่านแต่ละด่าน)					
<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> a. ระดับความยากง่ายโดยรวมของเกมในรอบแรก <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ง่ายมาก <input type="radio"/> ง่าย <input type="radio"/> ปานกลาง <input type="radio"/> ยาก <input type="radio"/> ยากมาก </td> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> b. ระดับความยากง่ายโดยรวมของเกมในรอบที่สอง <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ง่ายมาก <input type="radio"/> ง่าย <input type="radio"/> ปานกลาง <input type="radio"/> ยาก <input type="radio"/> ยากมาก </td> </tr> </table>	a. ระดับความยากง่ายโดยรวมของเกมในรอบแรก <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ง่ายมาก <input type="radio"/> ง่าย <input type="radio"/> ปานกลาง <input type="radio"/> ยาก <input type="radio"/> ยากมาก 	b. ระดับความยากง่ายโดยรวมของเกมในรอบที่สอง <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ง่ายมาก <input type="radio"/> ง่าย <input type="radio"/> ปานกลาง <input type="radio"/> ยาก <input type="radio"/> ยากมาก 			
a. ระดับความยากง่ายโดยรวมของเกมในรอบแรก <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ง่ายมาก <input type="radio"/> ง่าย <input type="radio"/> ปานกลาง <input type="radio"/> ยาก <input type="radio"/> ยากมาก 	b. ระดับความยากง่ายโดยรวมของเกมในรอบที่สอง <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ง่ายมาก <input type="radio"/> ง่าย <input type="radio"/> ปานกลาง <input type="radio"/> ยาก <input type="radio"/> ยากมาก 				
7. ลักษณะโดยรวมของความยากจากด่านสู่ด่านในรอบแรกและรอบที่สองเป็นอย่างไร (คิดจากการเล่นทุกด่านในรอบนั้นๆ) (*คำว่าด่านสู่ด่านหมายถึง จากด่านที่ 1 ไปสู่ด่านที่ 2 และจากด่านที่ 2 ไปสู่ด่านที่ 3 และเรื่อยไปจนถึงด่านสุดท้าย)					
<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> a. รอบแรกมีความยากโดยรวมจากด่านสู่ด่าน <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ลดลง <input type="radio"/> เพิ่มขึ้น <input type="radio"/> ไม่คงที่ เพิ่มขึ้นบ้าง ลดลงบ้าง <input type="radio"/> คงที่ </td> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> b. รอบที่สองมีความยากโดยรวมจากด่านสู่ด่าน <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ลดลง <input type="radio"/> เพิ่มขึ้น <input type="radio"/> ไม่คงที่ เพิ่มขึ้นบ้าง ลดลงบ้าง <input type="radio"/> คงที่ </td> </tr> </table>	a. รอบแรกมีความยากโดยรวมจากด่านสู่ด่าน <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ลดลง <input type="radio"/> เพิ่มขึ้น <input type="radio"/> ไม่คงที่ เพิ่มขึ้นบ้าง ลดลงบ้าง <input type="radio"/> คงที่ 	b. รอบที่สองมีความยากโดยรวมจากด่านสู่ด่าน <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ลดลง <input type="radio"/> เพิ่มขึ้น <input type="radio"/> ไม่คงที่ เพิ่มขึ้นบ้าง ลดลงบ้าง <input type="radio"/> คงที่ 			
a. รอบแรกมีความยากโดยรวมจากด่านสู่ด่าน <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ลดลง <input type="radio"/> เพิ่มขึ้น <input type="radio"/> ไม่คงที่ เพิ่มขึ้นบ้าง ลดลงบ้าง <input type="radio"/> คงที่ 	b. รอบที่สองมีความยากโดยรวมจากด่านสู่ด่าน <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> ลดลง <input type="radio"/> เพิ่มขึ้น <input type="radio"/> ไม่คงที่ เพิ่มขึ้นบ้าง ลดลงบ้าง <input type="radio"/> คงที่ 				
c. ถ้าข้อ (a) และข้อ (b) ตอบตรงกันว่า ลดลง เพิ่มขึ้น หรือ ไม่คงที่ แล้วความแตกต่างของอัตราการเล่นเปลี่ยนแปลงความสามารถในการเล่นผ่านด่านของรอบแรกและรอบที่สองเป็นเช่นไร <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> รอบแรกเปลี่ยนแปลงน้อยกว่ารอบที่สอง (เช่น ลดลงน้อยกว่า หรือ เพิ่มขึ้นน้อยกว่า) <input type="radio"/> รอบแรกเปลี่ยนแปลงมากกว่ารอบที่สอง (เช่น ลดลงมากกว่า หรือ เพิ่มขึ้นมากกว่า) <input type="radio"/> ไม่เห็นความแตกต่าง (เช่น ลดลงใกล้เคียงกัน หรือ เพิ่มขึ้นใกล้เคียงกัน) 					
กรุณาคำถามทุกข้อ โดยกาเครื่องหมาย X ในช่องเพียง 1 คำตอบของแต่ละข้อย่อย					
8. การเล่นผ่านด่านแต่ละด่านในรอบแรกและรอบที่สองมีลักษณะการปรากฏของจุดที่ง่ายและจุดที่ยากอย่างไร					
i) สำหรับจุดที่เล่นผ่านได้ยากมากในเกม (เช่นจุดที่ตายเยอะ) <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> เมื่อผ่านจุดยากนั้นไปแล้วก็จะมาเจอจุดที่ยากกว่าหรือเหมือนเดิมในด่านถัดไป <input type="radio"/> เมื่อผ่านจุดยากนั้นไปแล้วก็จะมาเจอจุดที่ง่ายลง ในด่านถัดไป 	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;">a. รอบแรก</td> <td style="width: 50%; padding: 5px;">b. รอบที่สอง</td> </tr> <tr> <td style="height: 30px;"></td> <td style="height: 30px;"></td> </tr> </table>	a. รอบแรก	b. รอบที่สอง		
a. รอบแรก	b. รอบที่สอง				
ii) สำหรับจุดที่เล่นผ่านได้ง่ายในเกม <ul style="list-style-type: none"> <input type="radio"/> เมื่อผ่านจุดง่ายนั้นไปแล้วก็จะมาเจอจุดที่ง่ายกว่าหรือเหมือนเดิมในด่านถัดไป <input type="radio"/> เมื่อผ่านจุดง่ายนั้นไปแล้วก็จะมาเจอจุดที่ยากขึ้นในด่านถัดไป 	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;">a. รอบแรก</td> <td style="width: 50%; padding: 5px;">b. รอบที่สอง</td> </tr> <tr> <td style="height: 30px;"></td> <td style="height: 30px;"></td> </tr> </table>	a. รอบแรก	b. รอบที่สอง		
a. รอบแรก	b. รอบที่สอง				
9. ข้อเสนอแนะ					

รูปที่ 46 แบบสอบถามสำหรับให้ผู้เล่นตอบคำถามเพื่อเปรียบเทียบผลการเล่น

ตารางที่ 3 ผลการตอบคำถามจากแบบสอบถามของผู้เล่นแต่ละคน

ชื่อ	Player 1		Player 2		Player 3		Player 4	
1. อายุ	23 - 30		23 - 30		31 - 40		23 - 30	
2. เคยเล่นเกมมาริโอ และ/หรือ เกมประเภทแพลตฟอร์ม	X		X		X		X	
4. เคยเล่นเกมมาริโอหรือแพลตฟอร์มภายใน 5 ปี	X		X		X		X	
5. เล่นเกมมาริโอผ่านด่านได้สูงสุดถึงด่าน	เล่นจบเกม		เล่นจบเกม		เล่นจบเกม		ด่านกลางๆ	
1 – เกมที่เป็นแบบจำลองที่เพิ่มขึ้นตอนการลดทรัพยากร	1	2	1	2	1	2	1	2
2 - เกมที่เป็นแบบจำลองที่ใช้เงินดิกอัลกอริทึม								
6. ระดับความยากง่ายเฉลี่ย (ง่ายมาก – ง่าย – ปานกลาง – ยาก – ยากมาก)	2	4	3	2	4	3	4	2
7. ลักษณะโดยรวมของความยากจากด่านสู่ด่าน								
• ลดลง								
• เพิ่มขึ้น								
• ไม่คงที่ เพิ่มขึ้นบ้าง ลดลงบ้าง		X	X	X	X	X	X	
• คงที่	X							X
ผลการเปรียบเทียบอัตราการเปลี่ยนแปลงของความยากโดยรวมจากด่านสู่ด่านในเกมที่เป็นแบบจำลองที่เพิ่มขึ้นตอนการลดทรัพยากร และ เกมที่เป็นแบบจำลองที่ใช้เงินดิกอัลกอริทึม								
• รอบแรกเปลี่ยนแปลงน้อยกว่า								
• รอบแรกเปลี่ยนแปลงมากกว่า					X			
• ไม่เห็นความแตกต่าง			X					
8. การเล่นผ่านด่านแต่ละด่านในเกมมีลักษณะการปรากฏของจุดที่ง่ายและยาก (ตายเยอะ)								
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ยากไปแล้วจะมาเจอจุดที่ยากกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไป		X	X				X	
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ยากไปแล้วจะมาเจอจุดที่ง่ายลงในด่านถัดไป	X			X	X	X		X
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ง่ายไปแล้วจะมาเจอจุดที่ง่ายกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไป	X		X					X
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ง่ายไปแล้วจะมาเจอจุดที่ยากขึ้นในด่านถัดไป		X		X	X	X	X	

ชื่อ	Player 5		Player 6		Player 7		Player 8	
1. อายุ	31 - 40		31 - 40		23 - 30		23 - 30	
2. เคยเล่นเกมมาริโอ และ/หรือ เกมประเภทแพลตฟอร์ม	X		X		X		X	
4. เคยเล่นเกมมาริโอหรือแพลตฟอร์มภายใน 5 ปี	X						X	
5. เล่นเกมมาริโอผ่านด่านได้สูงสุดถึงด่าน	เล่นจบเกม		ด่านสุดท้าย		ด่านแรกๆ		เล่นจบเกม	
1 - เกมที่เป็นแบบจำลองที่เพิ่มขึ้นตอนการลดทรัพยากร	1	2	1	2	1	2	1	2
2 - เกมที่เป็นแบบจำลองที่ใช้เจเนติกอัลกอริทึม								
6. ระดับความยากง่ายเฉลี่ย (ง่ายมาก - ง่าย - ปานกลาง - ยาก - ยากมาก)	3	3	4	3	3	3	4	2
7. ลักษณะโดยรวมของความยากจากด่านสู่ด่าน								
• ลดลง				X				
• เพิ่มขึ้น		X	X					X
• ไม่คงที่ เพิ่มขึ้นบ้าง ลดลงบ้าง	X				X	X	X	
• คงที่								
ผลการเปรียบเทียบอัตราการเปลี่ยนแปลงของความยากโดยรวมจากด่านสู่ด่านในเกมที่เป็นแบบจำลองที่เพิ่มขึ้นตอนการลดทรัพยากร และ เกมที่เป็นแบบจำลองที่ใช้เจเนติกอัลกอริทึม								
• รอบแรกเปลี่ยนแปลงน้อยกว่า					X			
• รอบแรกเปลี่ยนแปลงมากกว่า								
• ไม่เห็นความแตกต่าง								
8. การเล่นผ่านด่านแต่ละด่านในเกมมีลักษณะการปรากฏของจุดที่ง่ายและยาก (ตายหะอะ)								
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ยากไปแล้วจะมาเจอจุดที่ยากกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไป	X		X		X		X	
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ยากไปแล้วจะมาเจอจุดที่ง่ายลงในด่านถัดไป		X		X	X	X		X
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ง่ายไปแล้วจะมาเจอจุดที่ยากกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไป	X			X	X			X
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ง่ายไปแล้วจะมาเจอจุดที่ยากขึ้นในด่านถัดไป		X	X			X	X	

ชื่อ	Player 9		Player 10		Player 11		Player 12	
1. อายุ	23 - 30		23 - 30		23 - 30		23 - 30	
2. เคยเล่นเกมมาริโอ และ/หรือ เกมประเภทแพลตฟอร์ม	X		X		X		X	
4. เคยเล่นเกมมาริโอหรือแพลตฟอร์มภายใน 5 ปี	X		X				X	
5. เล่นเกมมาริโอผ่านด่านได้สูงสุดถึงด่าน	เล่นจบเกม		ด่านกลางๆ		เล่นจบเกม		ด่านสุดท้าย	
1 - เกมที่เป็นแบบจำลองที่เพิ่มขึ้นตอนการลדתทรัพยากร	1	2	1	2	1	2	1	2
2 - เกมที่เป็นแบบจำลองที่ใช้เงินคิกอัลกอริทึม								
6. ระดับความยากง่ายเฉลี่ย (ง่ายมาก - ง่าย - ปานกลาง - ยาก - ยากมาก)	3	4	4	3	3	3	4	3
7. ลักษณะโดยรวมของความยากจากด่านสู่ด่าน								
• ลดลง								
• เพิ่มขึ้น	X	X	X					
• ไม่คงที่ เพิ่มขึ้นบ้าง ลดลงบ้าง					X	X	X	X
• คงที่				X				
ผลการเปรียบเทียบอัตราการเปลี่ยนแปลงของความยากโดยรวมจากด่านสู่ด่านในเกมที่เป็นแบบจำลองที่เพิ่มขึ้นตอนการลדתทรัพยากร และ เกมที่เป็นแบบจำลองที่ใช้เงินคิกอัลกอริทึม								
• รอบแรกเปลี่ยนแปลงน้อยกว่า					X			
• รอบแรกเปลี่ยนแปลงมากกว่า	X						X	
• ไม่เห็นความแตกต่าง								
8. การเล่นผ่านด่านแต่ละด่านในเกมมีลักษณะการปรากฏของจุดที่ง่ายและยาก (ตายเออะ)								
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ยากไปแล้วจะมาเจอจุดที่ยากกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไป	X		X		X	X		
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ยากไปแล้วจะมาเจอจุดที่ง่ายลงในด่านถัดไป		X		X			X	X
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ง่ายไปแล้วจะมาเจอจุดที่ง่ายกว่าหรือเหมือนเดิมอีกในด่านถัดไป		X						
• เมื่อเล่นผ่านจุดที่ง่ายไปแล้วจะมาเจอจุดที่ยากขึ้นในด่านถัดไป	X		X	X	X	X	X	X

ภาคผนวก ง

การทดสอบค่าที

การทดสอบสมมติฐานสำหรับข้อมูลที่เก็บมาเป็นคู่ๆ (Paired Observation) [13]

การนำตัวอย่างจากประชากร 2 ชุด มาเปรียบเทียบกันโดยไม่คำนึงถึงปัจจัยบางอย่างซึ่งอาจเป็นสาเหตุทำให้ค่าเฉลี่ยของประชากรแตกต่างกันไปนั้น อาจทำให้การสรุปผลคลาดเคลื่อนไปได้ เช่น ในการทำสอบวิธีการสอน 2 แบบว่าแบบใดจะดีกว่า ซึ่งอาจจัดข้อมูลเป็นคู่ๆ โดยพยายามให้ข้อมูลแต่ละคู่ที่นั้นเหมือนกันทุกอย่างในปัจจัยที่สำคัญ

ถ้ามีการเก็บข้อมูลเป็นคู่ๆ (x_{1i}, x_{2i}) n คู่ สำหรับตัวแปร x ใดๆ โดยที่ $i = 1, 2, \dots, n$ และต้องการทดสอบว่า $\mu_1 = \mu_2$ หรือ $\mu_1 - \mu_2 = 0$ หมายความว่าไม่มีความแตกต่างในวิธีการสอนทั้ง 2 แบบ ก็เหมือนกับการทดสอบว่าความแตกต่าง $(x_{1i} - x_{2i})$ มาจากประชากรซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 นั้นเอง ดังนั้นตัวสถิติที่จะใช้ในการทดสอบ คือ $t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{S_d}$ ซึ่งถ้าสมมติฐานเป็นจริง การแจกแจง

ของ t จะเป็นแบบ Student t ที่ ระดับขั้นเสรี (d.f.) เท่ากับ $n - 1$ โดยที่

n = จำนวนคู่ของผลต่างระหว่าง x_{1i} กับ x_{2i}

S_d = ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของผลต่าง = $\frac{S_d}{\sqrt{n}}$

d_i = ผลต่างของคู่ที่ $i = x_{1i} - x_{2i}$

$$S_d = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2}{n-1}}$$

การแจกแจงของ t บางทีเรียกว่า Student t -distribution ทั้งนี้เพราะว่า W.S.Gossett ผู้ซึ่งทำการศึกษาการกระจายหรือการแจกแจงในแบบนี้ ได้พิมพ์งานเผยแพร่ออกมาโดยใช้ชื่อว่า “Student” การแจกแจงในแบบนี้มีลักษณะคล้ายๆ กับการแจกแจงปกติ นั่นคือมันจะสมมาตร (symmetry) รอบค่าเฉลี่ยซึ่งเท่ากับ 0 ในการเปิดตารางค่าของ t ต้องทราบค่าของระดับความมีนัยสำคัญ (α) และขั้นของความเป็นอิสระของข้อมูล เช่น ที่ระดับความเชื่อมั่น 95% ค่า α จะมีค่าเท่ากับ .05 และถ้าขั้นของความเป็นอิสระของข้อมูล 7 ค่าของ t จะเท่ากับ ± 2.365 นั่นคือค่า t จะตกอยู่นอกช่วง $-2.365 < t < 2.365$ ในแต่ละด้านเป็น .025 ดังนั้น โดยทั่วไปขอบเขตที่เชื่อมั่นได้ 100 $(1 - \alpha)\%$ ของ μ จากตัวอย่างที่เลือกมาขนาด n คือ $\bar{x} \pm t_{\alpha, n-1} \frac{S}{\sqrt{n}}$ โดยที่ $(n - 1)$ คือขั้นของความ เป็นอิสระของข้อมูล

สิ่งที่ต้องการพิสูจน์เรียกว่า สมมติฐาน (null hypothesis) ซึ่งจะใช้สัญลักษณ์ H_0 แทน ซึ่งในกรณีนี้เราอาจจะยอมรับหรือไม่ยอมรับ H_0 ก็ได้ ในกรณีที่เราไม่ยอมรับ H_0 เราต้องมีสมมติฐานเป็นอย่างอื่น ซึ่งจะเรียกว่า (alternative hypothesis) และจะใช้สัญลักษณ์ H_1 เช่น

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1 : \mu_1 < \mu_2$$

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\frac{S_d}{\sqrt{n}}}$$

$$\ominus d = x_1 - x_2 \therefore \bar{x}_1 - \bar{x}_2 = \bar{d}$$

$$S_d = \sqrt{\sum \frac{(d - \bar{d})^2}{n-1}} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \left\{ \sum d^2 - \frac{(\sum d)^2}{n} \right\}}$$

จากรายงานผลทางสถิติของการทดลองในบทที่ 4 นั้นต้องการทราบว่า แบบจำลองเดิม (เกมที่1) และแบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากร (เกมที่2) ใช้ทรัพยากรหน่วยความจำแตกต่างกันหรือไม่ ทดสอบโดยใช้ การทดสอบค่าที แบบคู่ เนื่องจากใช้ผู้ทดสอบเกมคนเดียวกัน จำนวน 12 คน เล่นเกมที่1 และเกมที่2 เป็นจำนวน 20 คำน

H_0 : แบบจำลองเดิม \leq แบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากร

H_1 : แบบจำลองเดิม $>$ แบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากร

เป็นการทดสอบทางเดียว ด้านขวามือ

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\frac{S_d}{\sqrt{n}}} = \frac{5120}{\frac{34594.77}{\sqrt{240}}} = 2.293$$

ที่ระดับความมีนัยสำคัญ .05 d.f. = 240-1 = 239 เนื่องจากการทดสอบแบบทางเดียว ค่า t ที่เปิดตาราง = 1.645 เราจึงปฏิเสธ H_0 ที่ตั้งไว้ นั่นคือ ด้วยความเชื่อมั่น 95% การใช้ทรัพยากรของ แบบจำลองเดิม มากกว่า แบบจำลองที่ปรับปรุงการใช้ทรัพยากร

จากรายงานผลทางสถิติของการทดลองในบทที่ 4 นั้นต้องการทราบว่า แบบจำลองเดิม (เกมที่1) และ แบบจำลองที่นำเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึกมาประยุกต์ใช้ (เกมที่3) ใช้ทรัพยากรหน่วยความจำแตกต่างกันหรือไม่ ทดสอบโดยใช้ การทดสอบค่าที แบบคู่ เนื่องจากใช้ผู้ทดสอบเกมคนเดียวกัน จำนวน 12 คน เล่นเกมที่1 และเกมที่3 เป็นจำนวน 20 คำน

H_0 : แบบจำลองเดิม \leq แบบจำลองที่นำเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึก มาประยุกต์ใช้

H_1 : แบบจำลองเดิม $>$ แบบจำลองที่นำเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึก มาประยุกต์ใช้

เป็นการทดสอบทางเดียว ด้านขวามือ

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\frac{S_d}{\sqrt{n}}} = \frac{160972.80}{44580.95 / \sqrt{240}} = 55.938$$

ที่ระดับความมีนัยสำคัญ .05 d.f. = 240-1 = 239 เนื่องจากเป็นการทดสอบแบบหางเดียว ค่า t ที่เปิดตาราง = 1.645 เราจึงปฏิเสธ H_0 ที่ตั้งไว้ นั่นคือ ด้วยความเชื่อมั่น 95% การใช้ทรัพยากรของแบบจำลองเดิม มากกว่า แบบจำลองที่นำเจเนติกอัลกอริทึมแบบศึกษาสำนึก มาประยุกต์ใช้



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก จ
พารามิเตอร์ต่าง ๆ

หลักการปรับพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของแบบจำลองเดิม และแบบจำลองปรับปรุงการใช้ทรัพยากร

จำนวนความต่อเนื่องของแอกชัน คือ จำนวนแอกชันต่อเนื่องสูงสุดในแต่ละความท้าทาย หากกำหนดด้วยจำนวนที่น้อยเกินไป ในด้านท้าย ๆ ที่ควรมีความยากมากขึ้น อาจจะทำให้ความยากไม่สูงเท่าที่ควร หากกำหนดด้วยจำนวนที่มากเกินไป จะทำให้ต้องใช้ทรัพยากรมากขึ้น

คะแนนความยากเริ่มต้น คือ คะแนนความยากเริ่มต้นในด้านแรก

คะแนนความยากของแอกชัน คือ คะแนนความยากในแต่ละแอกชัน

สัมประสิทธิ์การเรียนรู้ คือ ค่าที่ใช้ปรับระดับความยาก หากกำหนดด้วยค่าที่น้อย ระดับความยากของความท้าทายจะค่อยๆเพิ่มขึ้นทีละน้อยๆ หากกำหนดด้วยค่าที่มาก ระดับความยากจะเพิ่มขึ้นทีละมาก ๆ

จำนวนการเล่นสูงสุด คือ จำนวนการเล่นสูงสุดของแต่ละความท้าทายที่จะลบออก หากตั้งไว้ต่ำเกินไป อาจเกิดโอกาสที่อัตราการลบความท้าทายมากกว่าอัตราการสร้างความท้าทายใหม่

ความน่าจะเป็นของความท้าทาย คือ ระดับความน่าจะเป็นที่ความท้าทายใด ๆ ที่ต่ำกว่าค่านี้จะถูกลบออก

หลักการปรับพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของแบบจำลองที่นำเจเนติกอัลกอริทึม แบบศึกษาสำนัก มาประยุกต์ใช้

สัมประสิทธิ์การเรียนรู้ คือ ค่าที่ใช้ปรับระดับความยาก หากกำหนดด้วยค่าที่น้อย ระดับความยากของความท้าทายจะค่อยๆเพิ่มขึ้นทีละน้อยๆ หากกำหนดด้วยค่าที่มาก ระดับความยากจะเพิ่มขึ้นทีละมาก ๆ

จำนวนการครอสโอเวอร์ คือ จำนวนครั้งสูงสุดในการทดลองครอสโอเวอร์

ค่าในการเลือกความท้าทาย คือ ค่าที่ใช้ในการเลือกความท้าทายที่มีความใกล้เคียงระดับความสามารถของผู้เล่น หากเป็นค่าที่มาก แสดงว่าความท้าทายใหม่สามารถมีระดับความยากต่างจากระดับความสามารถของผู้เล่นมาก



ศูนย์วิทยพัทยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ฉ

ผลงานตีพิมพ์

นิรัช วัชรสถาพรพงศ์ และ วิษณุ โคตรจรัส, “Automatic Level Difficulty Adjustment in Platform Games Using Genetic Algorithm Based Methodology”, ในงานประชุมวิชาการ Computer Games, Multimedia & Allied Technology 09 (CGAT 09), 11 - 12 พฤษภาคม 2552, ประเทศสิงคโปร์



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Automatic Level Difficulty Adjustment in Platform Games Using Genetic Algorithm Based Methodology

Nirach Watcharasatharpornpong
Department of Computer Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Payathai Road, Patumwan
Bangkok 10330, Thailand
Tel. +66817536782
notepe@gmail.com

Vishnu Kotrajaras
Department of Computer Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Payathai Road, Patumwan
Bangkok 10330, Thailand
Tel. +66890212323
vishnu@cp.eng.chula.ac.th, ajarntoe@gmail.com

Abstract

In platform games, enemy behavior is not complicated. Therefore, challenges in such games come from the right mixture between enemies and environments of each level. Platform games require manual testing for tuning the game balance for mass audience. This is very time consuming. In addition, the difficulty of each level obtained is not guaranteed to suit individuals. Very few researches tackle how balanced levels can be generated automatically for individuals. This paper proposes a new methodology for using artificial intelligence to adjust games difficulty to suit players by automatically generating levels in platform games. The method is inspired by genetic algorithm. It is much easier to implement compared to an existing reinforcement learning based method, while still maintains similar gameplay quality. The new methodology also consumes less memory.

Keywords

Level design, platform game, genetic algorithm, automatic difficulty adjustment

1. Introduction

There are many researches that tackle the issue of difficulty adjustments in games. Most of them concentrate on enemy behavior adjustment. However, for platform games, their challenges come from learning to overcome obstacles presented by fixed enemies and game environments. Tuning the difficulty of platform games by adjusting the behavior of enemies will simply destroy the mechanic of such games.

An alternative approach for difficulty adjustment is to fine-tune the layout of game stages (including the placement of fixed behavior enemies). Kamnerdnond and Kotrajaras [1] proposed a model for automatically generating game environments according to players' performances for platform games. The model combined reinforcement learning with design methodologies. Their model, however, required a lot of memory storage because data for

individual challenge plays and vote records from all previous challenges were needed during play.

In this paper, we present an alternative model for platform games level generation according to players' performances. We abandoned reinforcement learning approach and opted for an approach inspired by genetic algorithm. This approach resulted in less memory usage while still allowed levels to be produced effectively. Our prototype was made after Super Mario. We believed that by utilizing a well-known game mechanism, we would be able to demonstrate our model more clearly.

2. Related Works

Artificial intelligence applications for computer games can be grouped into two categories. The first category strives for the best possible agent behaviour. Genetic algorithm [2] and reinforcement learning [3] are prime examples of applications in this category. Bakkes et al. [4] created a team based AI for Quake III by using genetic algorithm to learn state-specific behavior for the team. Cole et al. [5] used genetic algorithm to evolve sets of parameters for bots in Counter Strike. Genetic algorithm was able to tune parameters as good as a highly experienced player could do in fifty generations, which was a relatively short time for training bots offline. Graepel et al. [6] used reinforcement learning to tune a fighting game AI character. Spronck et al. [7] introduced dynamic scripting, a form of reinforcement learning that could adjust an AI to win against its opponent in a relatively short time. The second category of artificial intelligence applications aims to adapt agents to suit players. Spronck et al. [7] demonstrated that dynamic scripting could be enhanced so that the game AI was able to scale its difficulty level to match its human opponent. Andrade et al. [8] applied reinforcement learning to match players' performances with those of agents.

All these works concentrated on changing characters or agents' behavior. For platform games, making an enemy character adapt or learn new behavior is not quite appropriate because the difficulty of platform games comes mainly from game environments and obstacles, not from enemy characters alone. Therefore the adjustment should be applied to the game environments instead. Pagulayan et al. [9] proposed a method for designing game environments to suit players. Challenges were put into each game level according to their difficulty. The aim was to teach collections of skills to players gradually. Players would then be able to improve their skills in order to tackle more difficult challenges and defeat game bosses. Björk and Holopainen [10] proposed that a game should have mechanisms for smoothing players' learning curve in order to provide players with enough skills to progress while preventing boredom. However, these works mainly discussed good practice for manually designing game levels.

For automatic level generation of platform games, Kamnerdnond and Kotrajaras [1] used design methodologies from [9] and [10] together with reinforcement learning to create each suitable level for players to overcome. A level was formed from several challenges. Each challenge consisted of a sequence of continuous actions (players could not take a break while performing such action sequence). Each possible action was derived from players' control skills. While playing a generated game level, a player's performance was recorded. After the player finished each game level, the collected data was used as feedback to calculate the probability for each challenge to emerge in the next level. Initially, the system generated all possible challenges that did not contain more than a certain number of actions. Each challenge had its own difficulty score. All challenges were then divided into groups. Within each group, challenges were sorted by their difficulty score from low to high. After a player finished playing a game level, the number of successful and unsuccessful plays for each challenge was given to the reinforcement learning mechanism. A voting system was used. Each challenge could cast votes for more difficult or less difficult challenges of the same group. The spread of the voting range was determined by the play data. The probability for a challenge to be selected for the next level increased according to its voting score and decreased according to the number of times the player cleared that challenge (to prevent the challenges from being selected too often). For each challenge group, a certain number of challenges were chosen this way to construct the next level. Their system gave good experimental results. However, it consumed a lot of memory. Our paper presents an alternative level generation algorithm according to players' performance, with less memory usage.

3. Our Approach

We utilized a crossover-like mechanism to create new challenges in the next level, keeping them similar to previous challenges. A challenge was created based on skills we wanted players to learn. The graph in the middle of figure 1 shows all possible continuous action sequences in a Super Mario-like game. Action F represents the skill of throwing a fireball. Action M represents running, while E, J, and A represent avoiding enemies, jumping, and stomping on an enemy respectively. Each action can have varying difficulty scores depending on its target. For example, jumping to a small platform has higher scores than jumping to a large platform. A challenge is a sequence of these actions, as shown on the right of figure 1. In our approach, similar challenges were grouped. The difficulty of each challenge could be calculated from equation (1).

$$h_{dif} = \sum_{a_i \in \mathbf{A}} \left\{ [d_p(a_i) + \sum_{j \in \mathbf{E}} d_e(a_{ij}) + \sum_{k \in \mathbf{M}} d_m(a_{ik})] * [n_p(a_i)] \right\} \quad (1)$$

$$; n_p(a_i) = 1 \leftrightarrow a_i \neq a_{Jump}$$

Where h_{dif} is the overall difficulty score of the challenge.

a_i is a player's action.

d_p is the difficulty score based on the player's skill for the given action.

d_e is the difficulty score of the enemy involved in the player's action.

d_m is the difficulty score of the map object used during the player's action.

n_p is the number of times the player's action is repeated continuously.

Currently,

only jumping generates the score. Otherwise, it is 1.

a_{ij} is the property of the enemy involved with the player's action.

a_{ik} is the property of the map object used during the player's action.

A is the set of basic actions that can be carried out by the player.

E is the set of enemies' properties.

M is the set of map objects' property.

A chromosome represents one challenge. A level can have any number of challenges from a challenge group. In our prototype, a level consisted of two challenges from each challenge group. At the first level, chromosomes were created so that each of its actions did not exceed their default difficulties values. For each challenge group, its Challenge Rank score (CR) for a player could be calculated from the player's performances during play. The value of CR for a group of challenges was used to calculate the change in difficulty score for the challenges of that group in the next level. Equation (2) - (4) show how CR was calculated.

$$RL = (PT + 2) - (ST + 1) \quad (2)$$

$$PR = (2 * RL) - 1 \quad (3)$$

$$CR = PT - PR \quad (4)$$

Where PT is the number of times the challenges in the group were attempted.

ST is the number of times the challenges in the group were overcome.

RL represents Rank Level. It is the number of character used for the challenges in the group over several plays. Its smallest value is 1, which happens when the player character did not die at all.

PR is Play Rank. It is actually RL rescaled in order to calculate CR.

CR is Challenge Rank. It is transformed from RL so that scores are given more to the number of successful plays.

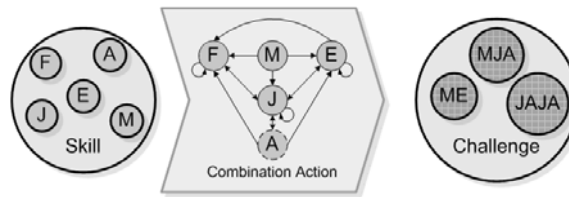


Figure 1. Challenge Generation



Figure 2. Chromosomes contain actions and their difficulty scores

In our prototype, after a 5th level was played, *PT* and *ST* only counted the last three levels. A chromosome consisted of a string of action types and their corresponding difficulty scores. Figure 2 shows two chromosomes. Both were from the same challenge group, JJ (this group contained challenges that started with two consecutive jumps).

3.1 Chromosome Preparation

We produced extra chromosomes to be used for crossover with original chromosomes. Each challenge group was used to generate a number of extra chromosomes. In our prototype, the number of generated chromosomes was the same as the number of original chromosomes. The CR value from a challenge group was used to construct extra chromosomes for that group. If $CR > 0$, a newly produced chromosome should have a higher difficulty score than its source. However, the difference in scores should not exceed a factor of CR (such factor could be adjusted). If $CR < 0$, the new chromosome should have a lower difficulty score than its source, but the difference should not exceed the value of CR. For each challenge group, extra chromosomes were produced according to the following steps.

1. The first few elements in the chromosome that identified the group were generated according to that group's identity.
2. Then
 - a. If $CR > 0$, a legal action was randomly added to the chromosome.
 - b. Else If $CR < 0$, the new chromosome built so far was compared with its source. If the difficulty score of the new chromosome was less than its source, an action would be added to the chromosome.
3. The chromosome built so far was then checked to see if its difficulty score matched the value that was needed. Equation 6 and 7 were utilized.

$$h_{dif}(cnd) = h_{dif}(n) - h_{dif}(p)$$

(6)

$$LF = CL * CR(n)$$

(7)

Where $h_{dif}(n)$ is the difficulty score of the chromosome built so far.

$h_{dif}(p)$ is the difficulty score of the chromosome used as source.

LF is Learning Factor.

CL is Coefficient of Learning. It is a value used to scale the CR value.

$CR(n)$ is the difficulty level the current player could overcome.

If the challenge group CR value of the current level is greater than 0, the value of $CR(n)$ will be between the CR value of the previous level and the CR value of the current level. If the challenge group CR value of the current level is less than 0, the value of $CR(n)$ will be equal to the CR value of the current level.

Then

- a. If $h_{dif}(cnd) < LF$, the new difficulty score had not reached the value suitable for the player. Step 2 was then revisited.
- b. If $h_{dif}(cnd) > LF$, the new difficulty score was too high. The difficulty score of every action in the chromosome was checked. If every action had its least possible score, nothing would be done and the algorithm proceeded to the crossover. Otherwise, an action that had a lower difficulty score and was situated nearest to the end of the chromosome was chosen. Its difficulty score was then reduced. Then step 3 was repeated again.
- c. If $h_{dif}(cnd) = LF$, the player should be able to play the new challenge and challenges generated from it. The crossover was performed next.

3.2 Crossover

Our crossover differed slightly from standard Uniform crossover. Parts of the chromosomes which identified their challenge groups were not modified. Furthermore, each resulting chromosome from our approach needed to be checked for correct continuous actions (see figure 1). After the crossover, chromosomes were selected from the results. The chosen chromosomes would become the challenges of the next level. In our prototype, we selected

chromosomes with the value $|h_{dif}(cnd) - LF|$ between 0 and 1. The reason we had to allow other values apart from 0 was because there might not be any chromosome with $|h_{dif}(cnd) - LF| = 0$ at all after the crossover. We selected the ones with $|h_{dif}(cnd) - LF|$ nearest to 0 first. If more than one chromosome had equal marks, their order was randomly chosen.

4. Testing and Results

Twelve testers were asked to play our game twice. In the first play, the game utilized Kamnerdnond's level generation methodology. In the second play, our level generation technique was applied. A tester cleared 20 levels for each play. During each player's session, the difficulty score and the number of lives the player spent for each challenge were recorded. The memory usage data for each level was also collected. After finishing both games, each player was asked about how he felt when playing each game and how the game difficulty changed during play. We need the following model behavior. First, when a player spent many lives overcoming a challenge, challenges of the same group in the next level must become easier (but not too easy). Second, when a player spent no life or very few lives overcoming a challenge, challenges of the same group in the next level must become harder (but not too hard).

Due to limited space, we cannot show results obtained from every player. However, all the players' results were very similar. Figure 3 shows the average difficulty score of each challenge group for one of the players during his 20-level-play of our model. Lives spent by the player in figure 3 are displayed in figure 4. Table 1 shows each challenge and lives spent to overcome it by the same player.

From the figure 3, 4 and table 1, it can be seen that when a player spent many lives for a group of challenges in a single level or spent some lives for the same challenge group over consecutive levels, the challenge difficulty score for that group tended to go down in the next level. On the other hand, if the player rarely died, the challenge difficulty score for that group tended to go up quickly. Only very few challenges did not follow this behavior. The players' opinions support this conclusion. Ten out of twelve players (83.33%) felt that after they encountered very difficult challenges in a level, the next level became easier. Eight out of twelve players (66.67%) felt that after they played a very easy level, the next level became more difficult. All the results indicate that our proposed model can effectively adjust the game difficulty level according to players' performances.

Figure 5 displays the average memory usage of each level from Kamnerdnond's model and our model, collected from 12 testers, each playing 20 levels for each model. Using the paired

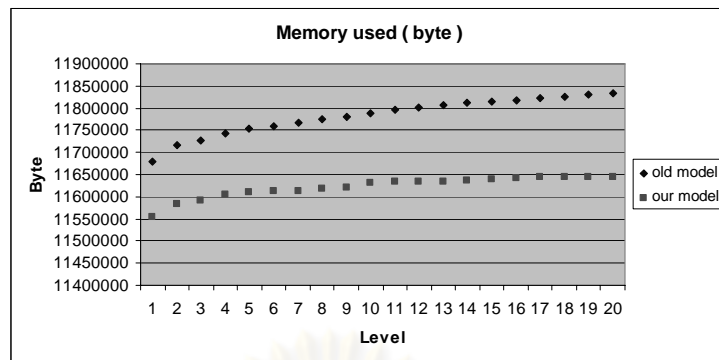


Figure 5. Average memory usage

Conclusion

Our main contribution was the new level generation methodology for platform games inspired by genetic algorithm. Levels generated with our methodology had their difficulty that suited each player's skill. The model also had lower memory usage compared to the reinforcement learning approach. There was some problem with the random nature of crossover. Sometimes a crossover did not produce any good results. However, this was very rare.

References

- [1] Chariya Kamnerdnond and Vishnu Kotrajaras. Automatic Level Difficulty Adjustment in Platform Games Based on Player's Performance: Super Mario Case Study, In *Proceedings of the 11th National Computer Science and Engineering Conference*, Bangkok, Thailand. : 223-229. 2007.
- [2] Tom M. Mitchell. *Machine Learning*, McGraw – Hill, International Edition 1997, ISBN: 0-07-042807-7.
- [3] Richard S. Sutton and Andrew G. Barto. *Reinforcement Learning (An Introduction)*, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, 1998, ISBN: 0-262-19398-1.
- [4] Sander Bakkes, Pieter Spronck, and Eric Postma. TEAM: The Team-oriented Evolutionary Adaptability Mechanism, In Matthias Rauterberg, editor, *Entertainment Computing - ICEC 2004*, Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, 3166: 273–282. 2004.
- [5] Nicholas Cole, Sushi J. Louis, and Chris Miles. Using a Genetic Algorithm to Tune First-Person Shooter Bots, *Congress on Evolutionary Computation 2004*. 1:139-145. 2004.
- [6] Thore Graepel, Ralf Herbrich, and Julian Gold. Learning to Fight. In *Proceedings of the International Conference on Computer Games: Artificial Intelligence, Design and Education*. :193-200. 2004.
- [7] Pieter Spronck, Marc Ponsen, Ida Sprinkhuizen-Kuyper, and Eric Postma. Adaptive Game AI with Dynamic Scripting. *Machine Learning*. 63(3): 217-248. 2006.
- [8] Gustavo Andrade, Geber Ramalho, Hugo Santana, and Vincent Corruble. Challenge-Sensitive Action Selection: an Application to Game Balancing, In *Proceedings of the 2005 IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology (IAT'05)*. : 194-200. 2005.
- [9] Randy J. Pagulayan, Kevin Keeker, Dennis Wixon, Ramon L. Romero, and Thomas Fuller. User-centered Design in Games, *Handbook for Human-Computer Interaction in Interactive Systems*, Microsoft Corporation, Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc. 2003.
- [10] Staffan Björk and Jussi Holopainen. *Patterns in Game Design*, Charles River Media, Inc., 2005, ISBN: 1-58450-354-8.

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายนิรัช วัชรสถาพรพงศ์ เกิดเมื่อวันที่ 10 พฤษภาคม พ.ศ. 2524 ที่จังหวัดกรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ จากภาควิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ในปี การศึกษา 2546 และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาศาสตร์ คอมพิวเตอร์ ที่ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปี การศึกษา 2549



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย