กลยุทธ์การประมูลวิชาเรียนด้วยทรัพยากรที่จำกัดโดยใช้อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม

น.ส.ธนัชพร ศรีอาจ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2565
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

The optimal course bidding strategy under limited resource constraint using genetic algorithm

Miss Thanatchaporn Sri-art

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science in Computer Science
Department of Computer Engineering
FACULTY OF ENGINEERING
Chulalongkorn University
Academic Year 2022

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	กลยุทธ์การประมูลวิชาเรียนด้วยทรัพยากรที่จำกัดโดยใช้อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม
โดย	น.ส.ธนัชพร ศรีอาจ
สาขาวิชา	วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ประภาส จงสถิตย์วัฒนา

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(สุกรี สินธุภิญโญ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ประภาส จงสถิตย์วัฒนา)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ธนัสนี เพียรตระกูล)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ธนัชพร ศรีอาจ : กลยุทธ์การประมูลวิชาเรียนด้วยทรัพยากรที่จำกัดโดยใช้อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม. (The optimal course bidding strategy under limited resource constraint using genetic algorithm) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ประภาส จงสถิตย์วัฒนา

ในระบบการประมูลหลักสูตร มีนักเรียนมากกว่าจำนวนที่นั่งที่เปิดรับสำหรับรายวิชาหนึ่งๆ ในการลงทะเบียนหลักสูตร นักเรียนจะต้องเสนอราคาโดยใช้โทเคนของที่มีอยู่ และระบบจะเติมที่นั่งว่างให้กับผู้ประมูลสูงสุด เนื่องจากนักเรียนมีโทเคนจำกัด พวกเขาจึงต้องจัดสรรโทเคนอย่างชาญฉลาด ในบทความนี้ เราใช้อัลกอริธึมเชิงพันธุกรรมเพื่อค้นหาวิธีที่ดีที่สุดในการจัดสรรโทเคน ซึ่งจะเพิ่มโอกาสในการลงทะเบียนให้สำเร็จสูงสุด ในการประมาณความน่าจะเป็น เราฝึกการถดถอยโลจิสติกในข้อมูลการลงทะเบียนหลักสูตร และแบบจำลองมีความแม่นยำ 78.39% ด้วยการใช้ชุดข้อมูลที่สังเคราะห์ขึ้น เราจะเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโทเคนที่แนะนำโดยอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมกับแนวทางอื่นๆ เช่น กลยุทธ์ต่างๆ และ solver ในโปรแกรม excel ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมมีแนวโน้มที่จะให้ชุดของโทเคนที่สร้างโอกาสลงทะเบียนเรียนสูงสุดให้กับนักเรียนเมื่อเปรียบเทียบกับกลยุทธ์อื่นๆ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สาขาวิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อนิสิต .....

ปีการศึกษา 2565 ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....

6372056521 : MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEYWORD: genetic algorithm, bidding strategies, recourse allocation, constraint optimization, machine learning

Thanatchaporn Sri-art : The optimal course bidding strategy under limited resource constraint using genetic algorithm. Advisor: PRABHAS CHONGSTITVATANA

In a course bidding system, there are more students than the number of available seats for a course. To enroll a course, students have to bid using their tokens and the system will fill up the available seats with the top bidders. Since the students have a limited number of tokens, they have to allocate their tokens wisely. In this paper, we apply a genetic algorithm to search for the best way to allocate the tokens such that it maximizes the probability of successful enrollment. To estimate the probability, we train a logistic regression on the course registration data and the model achieves 78.39% accuracy. By using the synthesized dataset, we compare the effectiveness of tokens suggested by the genetic algorithm and other approaches such as heuristics and excel built-in solver. The results from several experiments with different scenarios and settings suggest that the genetic algorithm tends to provide a set of tokens that produce the highest probability of successful enrollment compared to the other approaches.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

Field of Study: Computer Science Student's Signature .....

Academic Year: 2022 Advisor's Signature .....

กิตติกรรมประกาศ

ขอแสดงความขอบคุณอย่างสุดซึ้งต่อนายชัยพัฒน์ สุวรรณภูมิ สำหรับคำแนะนำและกำลังใจอันมีค่าตลอดบทความนี้ งานนี้จะเกิดขึ้นไม่ได้เลยหากปราศจากคำแนะนำอันมีค่าของเขาที่จะช่วยให้กระบวนการราบรื่นและง่ายดายกว่าที่คิดไว้มาก

นอกจากนี้ ข้าพเจ้ามีความยินดีที่ได้ร่วมงานกับอาจารย์ที่ปรึกษาศาสตราจารย์ประภาส จงสถิตย์วัฒนา ที่ได้ให้โอกาสและคำแนะนำเกี่ยวกับแนวคิดหลายครั้งในขณะที่ทำการวิจัยระหว่างการจัดทำบทความนี้

ขอขอบคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุกรี สินธุภิญโญ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธนัสนี เพียรตระกูล กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่ได้ให้คำแนะนำ และชี้แนะแนวทางที่เป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านที่อบรม สั่งสอน และให้ความรู้มาจนถึงวันนี้

ขอบคุณครอบครัว พ่อ แม่ พี่ น้อง และเพื่อนๆ ที่คอยสนับสนุน ติดตาม ให้กำลังใจ และเชื่อมั่นในตัวข้าพเจ้าเสมอมา และท่านอื่น ๆ ที่มิได้กล่าวชื่อไว้ ณ ที่นี้ที่มีส่วนช่วยให้วิทยานิพนธ์ของข้าพเจ้าสำเร็จไปได้ด้วยดี

ธนัชพร ศรีอาจ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญ

หน้า

..... ค

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ค

..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ง

กิตติกรรมประกาศ ..... จ

สารบัญ ..... ฉ

สารบัญตาราง ..... ซ

สารบัญรูปภาพ ..... ฌ

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 3

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย 3

1.3.1 ข้อมูลการลงทะเบียนเรียนด้วยระบบประมูลวิชาระหว่างปี 2015-2019 (5 ปี) คณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย 3

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 4

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 5

2.1.2 ทฤษฎีการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) 5

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 8

2.2.1 การประมูลวิชาเรียน (course bidding) 8

2.2.2 อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม (genetic algorithm) 8

บทที่ 3 วิธีดำเนินงาน 11

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย CHULALONGKORN UNIVERSITY

3.1 การประมาณโอกาสที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จ 11
3.2 ค้นหาโทเคนสำหรับรูปแบบการประมูลแบบกลุ่มรายวิชา 12
3.3 สำรวจข้อมูลบนฐานข้อมูลการลงทะเบียนเรียน 15
บทที่ 4 ผลการวิจัย 21
4.1 การเตรียมข้อมูล 21
4.2 กลยุทธ์การจ่ายโทเคน 23
4.2.1 สุ่มโทเคน (Random) 23
4.2.2 เฉลี่ยโทเคนจากทำนวนโทเคนคงเหลือ (Average) 24
4.2.3 จ่ายโทเคนด้วยขั้นต่ำ (Minimum) 24
4.2.4 Excel built-in solver (Solver) 25
4.2 กลไกการจัดสรรที่นั่ง 27
4.3 ตั้งค่าการทำงานอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม 27
4.4 การวัดผล 28
บทที่ 5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ 34
5.1 สรุปผลการวิจัย 34
5.2 ข้อเสนอแนะ 34
บรรณานุกรม 35
ประวัติผู้เขียน 38

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1 ภาพรวมข้อมูลประกอบไปด้วยจำนวนวิชาที่เปิดสอนในแต่ละปี ช่วงเวลาระหว่าง 2015-2019 15

ตารางที่ 2 จำนวนครั้งในการประมูลวิชาเรียน แบ่งตามสถานะการลงทะเบียน 16

ตารางที่ 3 คุณลักษณะของข้อมูลจากฐานข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการลงทะเบียนเรียนจากระบบภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย 21

ตารงที่ 4 ค่าสถิติพื้นฐานของข้อมูลโทเคนจากชุดข้อมูลการลงทะเบียนเรียนในอดีต จำนวน 5 ปี ระหว่าง (2015-2019) 21

ตารางที่ 5 จัดกลุ่มเป้าหมายจากข้อมูลสถานการลงทะเบียน 22

ตารางที่ 6 5 รายวิชาที่ Student1 เลือกยื่นประมูล 23

ตารางที่ 7 ตารางแนะนำโทเคนของกลยุทธ์สุ่มโทเคน 23

ตารางที่ 8 ตารางแนะนำโทเคนของกลยุทธ์เฉลี่ยโทเคนจากจำนวนโทเคนคงเหลือ 24

ตางรางที่ 9 ตารางแนะนำโทเคนของกลยุทธ์จ่ายโทเคนด้วยขั้นต่ำ 24

ตารางที่ 10 ตารางแนะนำโทเคนของกลยุทธ์ Excel built-in solver 26

ตารางที่ 11 สรุปผลรวมจำนวนโทเคนที่ต้องใช้ทั้งหมดของแต่ละกลยุทธ์ 26

ตารางที่ 12 ผลลัพธ์การทำนายโอกาสในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จจากโมเดลการถดถอยโลจีสติกสำหรับแต่ละกลยุทธ์จากชุดข้อมูลนำเข้า 29

ตารางที่ 13 จำนวนนักเรียนที่ได้รับโอกาสสูงสุดจากชุดโทเคนที่แนะนำโดยแต่ละกลยุทธ์ 33

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญรูปภาพ

หน้า

รูปที่ 1 ฟังก์ชันซิกมอยด์สามารถจัดผลลัพธ์ให้อยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 11

รูปที่ 2 ภาพรวมการทำงานของอัลกอริทึม 14

รูปที่ 3 ตัวอย่างการดึงข้อมูลตารางจากฐานข้อมูลภาควิชา 15

รูปที่ 4 ภาพรวมการกระจายตัวของข้อมูลจำนวนโทเคนเทียบกับจำนวนนิสิตที่ลงทะเบียนเทียบ ... 18

รูปที่ 5 ภาพขยายการกระจายตัวของข้อมูลโทเคนกลุ่ม1 ที่มีจำนวนนิสิตมากที่สุด 19

รูปที่ 6 Boxplot แสดงความสัมพันธ์ระหว่างการลงทะเบียนเรียนสำเร็จ (1) และการลงทะเบียนเรียนไม่สำเร็จ (0) 20

รูปที่ 7 ภาพรวมการทำงานระหว่างฟีเจอร์นำเข้า โมเดล การถดถอยโลจีสติก และผลลัพธ์ 22

รูปที่ 8 ตัวอย่างการใช้เครื่องมือ Excel built-in solver ในการหาชุดของ token 25

รูปที่ 9 โค้ดอธิบายการตั้งตัวแปรในการทำงานของอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม..... 27

รูปที่ 10 ภาพรวมการทำงานการแข่งขันอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมกับกลยุทธ์ต่างๆ 28

รูปที่ 11 เปรียบเทียบกลยุทธ์ต่อกลยุทธ์ด้วยค่าเฉลี่ยโอกาสในการลงทะเบียนเรียนสูงสุด 32

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ทฤษฎีการประมูลได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในหลากหลายอุตสาหกรรมเพื่อจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัด ผู้เข้าร่วมประมูลจะแข่งขันกันเสนอราคา โดยที่กลไกของการประมูลจะให้ความสำคัญแก่ผู้ที่เสนอราคาสูงสุดจะเป็นผู้ชนะประมูลหรือได้รับการจัดสรรทรัพยากรชิ้นนั้นไป โดยในส่วนของทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัดของด้านอุตสาหกรรมด้านการศึกษาเช่น บุคลากร วิชาเรียน เวลาเรียน ห้องเรียน หรือต้นทุนอื่น ๆ ประเภทต่าง ๆ ก็ได้มีการนำทฤษฎีการประมูลเข้ามาช่วยแก้ปัญหาการจัดสรรทรัพยากรเช่นกัน ซึ่งการจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัดอย่างมีประสิทธิภาพนั้นเป็นสิ่งสำคัญ เนื่องจากการจัดสรรที่มีประสิทธิภาพจะทำให้ทรัพยากรถูกใช้อย่างเหมาะสมและได้ประโยชน์สูงที่สุด

ภาควิชาวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ได้มีการใช้ระบบการลงทะเบียนเรียนแบบประมูลวิชาเรียน สำหรับการลงทะเบียนเรียนของนิสิต โดยมีเงื่อนไขของการประมูลวิชาเรียน ได้แก่ นิสิตแต่ละคนจะได้โทเคน จำนวน 1,000,000 โทเคน ตั้งแต่เริ่มการศึกษาจนวันจบการศึกษา โดยนิสิตแต่ละคนจะสามารถประมาณจำนวนโทเคนที่จะลงทะเบียนสำหรับแต่ละวิชาได้ด้วยตนเอง ซึ่งหากนิสิตต้องการเรียนในรายวิชาใดสูง นิสิตก็สามารถเลือกลงจำนวนโทเคนที่จะลงทะเบียนสำหรับรายวิชาดังดังกล่าวเพื่อเพิ่มโอกาสในการได้เรียนได้มาก โดยมีเงื่อนไขที่ว่าจำนวนโทเคนในการยื่นประมูลนั้นจะต้องมีจำนวนมากกว่าหรือเท่ากับ 50,000 และไม่เกิน 1,000,000 โทเคน และระบบจะเรียงลำดับจำนวนโทเคนของผู้ที่ยื่นประมูลจากมากที่สุดไปหาน้อยที่สุด และตัดจำนวนผู้ลงทะเบียนได้จากจำนวนที่เปิดรับ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

เนื่องจากข้อจำกัดในการลงทะเบียนด้วยจำนวนที่นั่งที่เปิดรับในแต่ละวิชามีจำกัด รายวิชาที่มีความต้องการในการเรียนมาก ๆ ทำให้เกิดการแข่งขันกันลงทะเบียน การกันที่ไว้เผื่อ เช่น นิสิตยังตัดสินใจเลือกวิชาที่จะลงทะเบียนไม่ได้ การช่วยเพื่อนลงทะเบียน ถ้าหากใช้ระบบสุ่ม หรือระบบมาก่อนได้ก่อนในการลงทะเบียนเรียน จะทำให้นิสิตบางคนเสียโอกาสในการเรียนวิชานั้น ๆ ไป เพื่อให้เกิดความเป็นธรรมแก่นักเรียนทุกคนและลดปัญหาในการกระทำที่จะเกิดเหตุการณ์อันไม่พึงประสงค์ดังกล่าว การลงทะเบียนเรียนด้วยวิธีการประมูลจึงถูกนำมาใช้เพื่อแก้ปัญหานี้ ซึ่งการประมูลจะทำให้ผู้ที่จะลงทะเบียนเรียนเพื่อกันที่สำหรับนิสิตคนอื่นมีมูลค่าที่ต้องจ่ายเป็นจำนวนโทเคนของตนเองที่ใช้สำหรับการลงทะเบียนเรียนจองที่สำหรับวิชาหนึ่ง ๆ

อีกปัจจัยหนึ่งในการคาดคะเนจำนวนโทเคนในการยื่นประมูลนั้น ในกรณีของนิสิตใหม่ที่ไม่มีความรู้ หรือนิสิตที่ไม่ได้ศึกษาหรือติดตามข้อมูลสถิติการลงทะเบียนเรียนเกี่ยวกับข้อมูลรายวิชาและการยื่นประมูลลงทะเบียนเรียนที่ผ่านมาในอดีต อาจทำให้นิสิตเหล่านี้มีข้อเสียเปรียบในเชิงการตัดสินใจในการลงโทเคนสำหรับรายวิชาต่าง ๆ ซึ่งอาจส่งผลให้เกิดเหตุการณ์ดังต่อไปนี้ได้ ตัวอย่างเช่น ในบางรายวิชานิสิตอาจจะมีโอกาสได้เรียนที่สูงถึงแม้ว่าจะยื่นด้วยจำนวนโทเคนต่ำสุด ซึ่งในความเป็นจริงแล้วอาจมีกรณีที่นิสิตบางรายคาดคะเนจำนวนโทเคนมากเกินความจำเป็นสำหรับรายวิชานั้น ทำให้เกิดความสิ้นเปลืองโทเคนเกินความจำเป็น ส่งผลให้เสียโอกาสที่จะนำจำนวนโทเคนส่วนเกินนี้ไปใช้ในการยื่นประมูลรายวิชาที่อาจมีความจำเป็นจะต้องใช้จำนวนโทเคนที่สูงเพื่อแข่งขันในการชนะการลงทะเบียน ในทางกลับกันสำหรับวิชาที่มีการแข่งขันที่สูง เช่น วิชาที่มีนิสิตที่สนใจลงทะเบียนเรียนจำนวนมาก หากนิสิตทำการยื่นประมูลโทเคนเป็นจำนวนที่น้อยเกินไปสำหรับวิชาเหล่านี้ โอกาสที่นิสิตจะชนะการประมูลก็จะน้อยลงไปด้วย

เพื่อช่วยให้นิสิตไม่ต้องคาดคะเนจำนวนโทเคน จัดสรรจำนวนโทเคน และทำให้การใช้จำนวนโทเคนในการยื่นประมูลมีประสิทธิที่สูงที่สุด งานวิจัยนี้จึงนำเสนออัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม (genetic algorithm) เพื่อใช้สำหรับการค้นหาชุดของโทเคนที่เหมาะสมที่สุดที่นิสิตจะยื่นประมูลรายวิชา 5 วิชา และมีโอกาสเฉลี่ยที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จสูงสุด โดยความท้าทายหลักในงานวิจัยนี้ คือการประมาณค่าโอกาสที่จะเป็นการลงทะเบียนเรียนสำเร็จจากจำนวนโทเคนที่กำหนดให้ ในงานวิจัยนี้เราได้นำโมเดลการถดถอยโลจีสติก (logistic regression model) มาฝึกฝน (train) บนฐานข้อมูลการลงทะเบียนเรียนในอดีตของภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เพื่อประมาณโอกาสดังกล่าว จากนั้นเราใช้โมเดลการถดถอยโลจีสติกที่ถูกฝึกฝนเรียบร้อยแล้ว มาเป็นส่วนประกอบในการคำนวณค่าคะแนนความเหมาะสม (fitness score) เพื่อเป็นแนวทางให้ อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม ทำการค้นหาชุดของค่าโทเคนสำหรับ 5 รายวิชาที่มีโอกาสเฉลี่ยสูงสุดในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จ

เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมในการแนะนำจำนวนโทเคนสำหรับลงทะเบียนเรียน 5 รายวิชา เราทำการจัดตั้งกลยุทธ์พื้นฐานขึ้นมา 4 กลยุทธ์ ได้แก่

1. สุ่มโทเคน
2. เฉลี่ยจากจำนวนโทเคนคงเหลือ
3. จ่ายด้วยค่าขั้นต่ำ

4. Excel built-in solver

โดยที่กลยุทธ์ทั้ง 4 จะแนะนำโทเคนในการลงทะเบียนเรียน 5 รายวิชา ดังเช่นอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม จากนั้น เราจะใช้โมเดลการถดถอยโลจีสติกที่ถูกฝึกฝนมาแล้วจากข้อมูลในอดีตเพื่อประมาณค่าโอกาสในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จให้กับโทเคนที่ถูกแนะนำโดยวิธีต่าง ๆ สำหรับรายวิชาทั้ง 5 จากนั้นเราจะประเมินประสิทธิภาพโดยการหารเฉลี่ยค่าโอกาสสำหรับรายวิชาทั้ง 5 และค่าเฉลี่ยที่ได้มาเป็นตัวเปรียบเทียบว่าวิธีการใดสามารถแนะนำโทเคนที่ให้ค่าเฉลี่ยในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จสูงที่สุด ทั้งนี้เพื่อช่วยนิสิตในการเลือกลงทะเบียนเรียนวิชาโดยใช้โทเคนที่มีอย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด และสามารถตัดสินใจและวางแผนการลงจำนวนโทเคนให้เหมาะสมด้วยข้อจำกัดของจำนวนโทเคนที่นิสิตมีอยู่โดยที่มีโอกาสในการชนะการประมูลมากที่สุด นอกจากนี้นิสิตสามารถทราบโอกาสที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จหากยื่นลงทะเบียนเรียนรายวิชาทั้ง 5 ตามที่ระบบแนะนำอีกด้วย

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาโมเดลการถดถอยโลจีสติกที่ใช้สำหรับการประเมินโอกาสที่จะลงทะเบียนเรียนแล้วสำเร็จ

1.2.2 เพื่อพัฒนาโมเดลการถดถอยโลจีสติกโดยใช้ข้อมูลการประมูลลงทะเบียนเรียนในอดีต

1.2.3 เพื่อศึกษาอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมในการค้นชุดของโทเคนเพื่อแนะนำนิสิตสำหรับการยื่นประมูลในกลุ่มรายวิชาที่ต้องการ

1.2.4 เพื่อพัฒนาอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมที่ใช้โมเดลการถดถอยโลจีสติกเป็นตัวชี้แนะในฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (objective function)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 ข้อมูลการลงทะเบียนเรียนด้วยระบบประมูลวิชาระหว่างปี 2015-2019 (5 ปี) คณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

1.3.2 ใช้อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมในการแนะนำจำนวนโทเคน

1.3.3 ใช้โมเดลการถดถอยโลจีสติกในการคำนวณค่าโอกาสที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จ

1.4 ประโยชที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 เพื่อสร้างระบบสำหรับช่วยแนะนำจำนวนชุดของโทเคนให้นิสิตสามารถนำไปเป็นข้อมูลประกอบการพิจารณาการยื่นประมูลการลงทะเบียนเรียนให้เกิดประโยชน์สูงสุด

1.4.2 ทางภาควิชาสามารถนำข้อมูล ไปเป็นแนวทางในการพิจารณาวิชาที่เปิดให้ลงทะเบียนและจำนวนที่นั่งที่เปิดรับให้เหมาะสมต่อความต้องการของเรียน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ทฤษฎีการประมูล (auction theory)

ทฤษฎีการประมูลเป็นศาสตร์หนึ่งของเศรษฐศาสตร์ที่เรียนรู้ ทำความเข้าใจพฤติกรรมเพื่อออกแบบการประมูลให้บรรลุวัตถุประสงค์กับเป้าหมายที่เฉพาะเจาะจง เช่น การเพิ่มประสิทธิภาพ การลดต้นทุน หรือการเพิ่มรายได้ เป็นต้น

ทฤษฎีการประมูลอาศัยกลไกการตลาด (market mechanism) โดยหลักการคือเมื่อมีความต้องการซื้อมากกว่าจำนวนสินค้า จะเกิดการแข่งขันขึ้นระหว่างผู้ซื้อ และทำให้ราคาสินค้านั้นมีการประมูลราคาที่สูงขึ้น ซึ่งมีหลายประเภทการประมูล ซึ่งในแต่ละการประมูลนั้นก็จะมีกลยุทธ์เฉพาะเจาะจงในรูปแบบตัวเอง ยกตัวอย่างเช่น การประมูลจากราคาสูงไปต่ำ จะมีการดำเนินการเรียงลำดับจากราคาที่ถูกเสนอซื้อสูงไปจนถึงราคาที่ถูกเสนอซื้อต่ำ ซึ่งการเลือกรูปแบบการประมูลนั้นส่งผลต่อผลลัพธ์สุดท้ายของปัญหาเป็นอย่างมาก

2.1.2 ทฤษฎีการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning)

การเรียนรู้ของเครื่องเป็นศาสตร์หนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence) ที่เกี่ยวข้องกับการใช้อัลกอริทึมทางสถิติ (statistical algorithms) และโมเดลคอมพิวเตอร์เพื่อสร้างโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่สามารถเรียนรู้จากข้อมูลเพื่อแก้โจทย์ปัญหาแทนการเขียนโปรแกรมที่กำหนดขั้นตอนการแก้ปัญหา

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องโดยทั่วไปจะมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้นเมื่อใช้ข้อมูลจำนวนมากในการฝึกฝน และข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝนสามารถมีรูปแบบได้หลากหลาย ตัวอย่างเช่น ตัวอักษร รูปภาพ วิดีโอ เสียง และข้อมูลเซ็นเซอร์ประเภทต่าง ๆ

การเรียนรู้ของเครื่องถูกประยุกต์ใช้ในแอพพลิเคชันต่าง ๆ มากมาย ตัวอย่างเช่น การประมวลภาษาธรรมชาติ (natural language processing) การรู้จำด้วยคำพูด (speech recognition) การเข้าใจรูปภาพ (image recognition) และ การตรวจจับทุจริต (fraud detection) เป็นต้น

ซึ่งการเรียนรู้ของเครื่องโดยทั่วไป จะมีองค์ประกอบที่สำคัญได้แก่ ข้อมูล โมเดล ตัวชี้วัดประสิทธิภาพ และ อัลกอริทึมในการอัพเดทพารามิเตอร์ของโมเดลเพื่อให้โมเดลมีประสิทธิภาพที่สูงที่สุด เราสามารถจำแนกประเภทการเรียนรู้ของเครื่องเป็นสามกลุ่มหลักได้แก่ การเรียนรู้โดยมีผู้สอน

(supervised learning) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning) และ การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (reinforcement learning)

2.1.2.1 การเรียนรู้โดยมีผู้สอน

ในการเรียนรู้โดยมีผู้สอน ข้อมูลฝึกฝนที่ใช้ในการพัฒนาโมเดลจะมีข้อมูลค่าเป้าหมาย (target label) อยู่ด้วย ซึ่งวัตถุประสงค์ในการเรียนรู้โดยมีผู้สอนมุมมองหนึ่ง คือการค้นหาฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่ทำการจับคู่ข้อมูลนำเข้ากับข้อมูลเป้าหมาย

งานในการเรียนรู้โดยมีผู้สอนมีสองประเภทหลักได้แก่ การจำแนก (classification) และ การถดถอย (regression) โดยรายละเอียดของงานมีดังต่อไปนี้

1). การจำแนก

การจำแนกคือการทำนายตัวอย่างออกเป็นกลุ่มต่าง ๆ ซึ่งข้อมูลเป้าหมายของงานประเภทนี้จะเป็นข้อมูลที่เป็นค่าไม่ต่อเนื่อง (discrete value) ยกตัวอย่างเช่น การจำแนกอีเมล์สแปม (spam classification) ที่มีข้อมูลเป้าหมายสองค่าได้แก่ สแปม (spam) และ ไม่ใช่สแปม (ham)

2). การถดถอย

การถดถอยคืองานประเภทที่โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องให้ค่าทำนายเป็นค่าต่อเนื่อง (continuous value) ยกตัวอย่างเช่น การทำนายราคาบ้าน (housing price prediction) การทำนายยอดขาย (sale prediction) เป็นต้น

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.1.2.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน เป็นการเรียนรู้ที่ชุดข้อมูลฝึกสอนไม่มีข้อมูลค่าเป้าหมาย วัตถุประสงค์ของการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนคือการค้นหาโครงสร้าง (structure) หรือแบบ (pattern) จากชุดของข้อมูล ซึ่งวิธีการที่ใช้โดยทั่วไป ได้แก่ การจัดกลุ่ม (clustering) การลดมิติของข้อมูล (dimensional reduction) และการเรียนรู้กฎความสัมพันธ์ (association rule learning) เป็นต้น

2.1.2.3 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง

การเรียนรู้แบบเสริมกำลังคือการให้ตัวแทน (agent) ทำการกระทำ (action) รูปแบบต่าง ๆ กับสิ่งแวดล้อม (environment) เพื่อหาระบบการตัดสินใจที่ดีที่สุด (optimal policy) โดยในระหว่างการเรียนรู้ ตัวแทนจะได้รับการตอบกลับ (feedback) ในรูปของรางวัล (reward) สำหรับการกระทำ

หนึ่ง ๆ ระบบการตัดสินใจที่ดีที่สุดคือระบบที่ประกอบไปด้วยชุดของการกระทำที่ให้รางวัลมากที่สุด ตัวอย่างของการประยุกต์ใช้การเรียนรู้แบบเสริมกำลังได้แก่ โปรแกรม AlphaGo ของบริษัท DeepMind ที่สามารถชนะแชมป์โลกในการแข่งขันเกม Go

2.1.3 การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเชิงคณิตศาสตร์ (mathematical optimization)

การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเชิงคณิตศาสตร์เป็นศาสตร์หนึ่งในสาขาคณิตศาสตร์ที่จะค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดจากทุกคำตอบที่เป็นไปได้โดยมีเงื่อนไขขึ้นอยู่กับข้อจำกัดต่าง ๆ ในการแก้ปัญหาหนึ่ง ๆ โดยมีฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (objective function) คือการเพิ่ม (maximize) หรือ ลด (minimize) ที่จะใช้ในการวัดประสิทธิภาพของระบบเพื่อปรับให้เหมาะสม

หลากหลายสาขาวิชามีการประยุกต์ใช้กับการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด เช่น การเงิน (financial) วิทยาการคอมพิวเตอร์ (computer science) วิศวกรรมศาสตร์ (engineering) เศรษฐศาสตร์ (economics) ตัวอย่างของปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด เช่น การเพิ่มกำไรของธุรกิจ การลดต้นทุนของราคาสินค้า การออกแบบเส้นทางการขนส่งที่ใช้เวลาน้อยที่สุด เป็นต้น

การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดนั้นมีหลายประเภท ทำให้การเลือกเทคนิคในการนำมาแก้ปัญหานั้นขึ้นอยู่กับฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ข้อกำจัด และขอบเขต ยกตัวอย่างประเภทของค่าที่เหมาะสมดังนี้

1) การเขียนโปรแกรมเชิงเส้น (linear programming)

การเขียนโปรแกรมเชิงเส้นใช้กันอย่างแพร่หลายในหลายอุตสาหกรรมในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่เกี่ยวข้องกับฟังก์ชันวัตถุประสงค์ภายใต้ข้อจำกัดเชิงเส้น (linear constraints)

2) การเขียนโปรแกรมไม่เชิงเส้น (nonlinear programming)

การเขียนโปรแกรมไม่เชิงเส้นจะมีข้อจำกัดเชิงเส้นที่ไม่ธรรมชาติของฟังก์ชันวัตถุประสงค์สาขาที่นิยมใช้ในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดเช่น ฟิสิกส์ เป็นต้น

3) การเขียนโปรแกรม Stochastic (stochastic programming)

การเขียนโปรแกรม Stochastic นั้นเป็นการค่าหาที่เหมาะสมที่สุดในกรณีที่มีปัญหาข้อมูลนำเข้าหรือพารามิเตอร์มีความไม่แน่นอนหรือขึ้นอยู่กับการสุ่ม ประยุกต์ใช้ในงานขนส่ง พลังงาน เป็นต้น

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.2.1 การประมูลวิชาเรียน (course bidding)

การประมูลหลักสูตรนั้นอาศัยกลไกการตลาด (marketing mechanism) ซึ่งถูกออกแบบมาเพื่อแก้ปัญหาสถานการณ์ที่อุปสงค์มากกว่าอุปทาน และจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัด ในการแข่งขันประมูลวิชาเรียน หลักสูตรที่มีที่นั่งจำกัดจะถูกจัดสรรอย่างเหมาะสมให้กับนิสิตที่เสนอราคาสูงกว่าก็จะมีโอกาสสูงกว่าที่จะได้เรียนมากกว่านิสิตที่เสนอราคาต่ำกว่า เมื่อเทียบกับนิสิตคนอื่นๆที่ยื่นประมูลวิชาเดียวกัน และจำนวนราคาที่ยื่นประมูลนั้นแสดงให้เห็นถึงความชอบหรือความต้องการในการเรียนวิชานั้นๆ จะเห็นได้ว่ากลยุทธ์ในการเสนอราคานั้นมีความสำคัญ เพราะจะช่วยให้นิสิตมีความได้เปรียบในการแข่งขันเพื่อชนะการประมูล Aradhna Krishna [1]

J. Chonbadee [2] นำเทคนิค Machine Learning มาใช้ทำนายค่าโทเคนโดยการ สอน 3 โมเดล ได้แก่ Decision tree, Random Forest และ Artificial Neural Network (ANN) ด้วยชุดข้อมูลการประมูลการเรียนการสอนของคณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เพื่อทำนายโทเคนสำหรับการยื่นประมูล ผลลัพธ์คือ ANN นั้นให้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดด้วยผล Root Mean Square Error (RMSE) เท่ากับ 3.98% ต่อมา L. Suraphan [3] ใช้ Quantum Neural Network (QNN) มาทำนายโทเคนโดยทดสอบบนชุดข้อมูลการประมูลการเรียนการสอนชุดเดียวกันกับ [2] ผลการทดสอบ QNN นั้นมีค่า RMSE เท่ากับ 6.38% ในขณะที่ใช้จำนวนพารามิเตอร์น้อยกว่า เทคนิคดังกล่าวช่วยปัญหาเรื่องดุลยภาพของความต้องการเรียนและจำนวนที่เปิดรับ ที่มีการประมูลวิชาโดยจ่ายโทเคนจำนวนมากเกินความจำเป็น อาจทำให้นิสิตที่จ่ายโทเคนน้อยกว่า เสียสิทธิ์การได้รับการลงทะเบียนเรียนไป โดยผลการวิจัยนั้นได้เป็นจำนวนโทเคนที่แนะนำสำหรับการลงทะเบียนในแต่ละรายวิชา ซึ่งเป็นการแนะนำสำหรับ 1 วิชา แต่ในการที่นิสิตจะลงทะเบียนเรียนนั้น จะต้องลงทะเบียนเรียนรายวิชาแบบกลุ่ม กล่าวคือ นิสิตจะต้องพิจารณาจัดสรรโทเคนมีที่อยู่เองให้เพียงพอกับจำนวนวิชาที่ต้องการลงทะเบียน และคาดคะเนโอกาสที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จเอง

2.2.2 อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม (genetic algorithm)

อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพโดยใช้หลักการจากทฤษฎีทางชีววิทยาเพื่อแก้ปัญหาค่าที่เหมาะสมที่สุดโดยการจำลองวิวัฒนาการตามธรรมชาติ อัลกอริทึมใช้การแทนค่าแบบ

ไบนารี (binary) และมีกระบวนการหลักที่สำคัญ 3 กระบวนการ ได้แก่ การคัดเลือก (selection) การไขว้เปลี่ยน (crossover) และการกลายพันธุ์ (mutation)

โดยที่อัลกอริทึมจะทำงานในลักษณะวนซ้ำ โดยเริ่มจากการสร้างประชากรเริ่มต้นโดยใช้วิธีสุ่มเพื่อสร้างบิตสตริง (bitstrings) ในการวนซ้ำอัลกอริทึมจะประเมินค่าความเหมาะสม (fitness score) สำหรับแต่ละบิตสตริงในชุดประชากรด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์ จากนั้นค่าความเหมาะสมจะถูกใช้ในการคัดเลือก โดยบิตสตริงที่ถูกคัดเลือกจะถูกใช้เพื่อสร้างบิตสตริงสำหรับประชากรในรอบถัดไปด้วยกระบวนการการไขว้เปลี่ยน และ การกลายพันธุ์ สำหรับการวนซ้ำในรอบถัดไป โดยเมื่อครบกำหนดการวนซ้ำ อัลกอริทึมจะส่งคืนค่าผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการค้นหา เป็นบิตสตริงที่มีค่าคะแนนความเหมาะสมสูงสุดที่สอดคล้องกับฟังก์ชันวัตถุประสงค์ โดยที่รายละเอียดของกระบวนการหลักทั้ง 3 กระบวนการเป็นดังต่อไปนี้

1. การคัดเลือก
   กระบวนการการคัดเลือกบิตสตริงจะเปรียบเทียบคะแนนระหว่างสองบิตสตริงจากค่าความเหมาะสม และบิตสตริงที่มีคะแนนสูงจะได้รับคัดเลือกเพื่อใช้ในกระบวนการสร้างประชากรรุ่นถัดไป
2. การไขว้เปลี่ยน
   กระบวนการการไขว้เปลี่ยนจะนำบิตสตริงที่ถูกคัดเลือกมาจับคู่เพื่อไขว้เปลี่ยนบิตสตริงระหว่างกัน โดยเริ่มจากการสุ่มตำแหน่งในบิตสตริงสำหรับการไขว้เปลี่ยน (crossover point) จากนั้นจะสร้างบิตสตริงใหม่จากบิตสตริงแรกและบิตสตริงที่สองที่ถูกคัดเลือก
3. การกลายพันธุ์
   บิตสตริงที่ผ่านการไขว้เปลี่ยนจะถูกกลายพันธุ์ด้วยการพลิกบิตในแต่ละตำแหน่งของบิตสตริงอย่างสุ่มด้วยค่าความน่าจะเป็นค่าหนึ่ง

บิตสตริงที่ถูกประมวลผลด้วยสามกระบวนการหลักข้างต้นจะถูกนำมาสร้างเป็นประชากรรุ่นถัดไป และอัลกอริทึมจะทำกระบวนการเหล่านี้ซ้ำ ๆ เป็นจำนวนรอบที่ถูกกำหนดไว้ โดยที่ระหว่างทางจะทำการเก็บบันทึกบิตสตริงที่ให้ค่าความเหมาะสมสูงที่สุดไว้เป็นคำตอบของการค้นหา [4],[5]

อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมนั้นเป็นที่นิยมแพร่หลายในหลายอุตสาหกรรม ตัวอย่างเช่น อุตสาหกรรมทางการเงิน Azadeh, A. et al [6] และ Mathur, S.P.S et al [7] ใช้อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมเพิ่มประสิทธิภาพกลยุทธ์ในการเสนอคาราเพื่อเพิ่มผลกำไร ในอุตสาหกรรมการศึกษาใช้อัลกอรึทึมเชิง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

พันธุกรรมเพื่อจัดสรรทรัพยากรให้เหมาะสม ในด้านวิชาเรียน บุคลากร หรือสถานที่ต่างๆ Y. Liu, H.[8] ได้ใช้อัลกอริทึมช่วยแก้ปัญหาการจัดสรรห้องเรียนให้เหมาะสมกับจำนวนผู้เรียน และเวลาที่จะจัดการเรียนการสอนขึ้น เพื่อช่วยลดค่าไฟฟ้าจากการที่ใช้ห้องใหญ่เกินไปสำหรับนิสิตที่เข้าเรียนในวิชานั้น Xu, J. [9] ใช้อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมในการแก้ปัญหาความยืดหยุ่นของห้องเรียนและการจัดเวลาของหลักสูตรโดยมีข้อจำกัดเช่น เวลา ห้องเรียน จำนวนวันที่สอนต่อสัปดาห์ที่แตกต่างกัน ผลลัพธ์ทำให้ตารางเรียนมีความชาญฉลาดและจัดสรรทรัพยากรการสอนได้สมเหตุสมผลมากยิ่งขึ้น Wang, Y.-Z. Wang [10] ใช้อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมในการแก้ปัญหาข้อจำกัดหลายประการในการจัดตารางเรียน เช่น ความขัดแย้งในชั่วโมงสอน การจัดตารางให้ตรงตามตารางของครูผู้สอน หรือ ความต่อเนื่องของชั่วโมงสอน ผลการศึกษาทำให้ระยะเวลาที่ต้องใช้ในการจัดตารางเรียนลดลง และผลเป็นที่น่าพอใจของครูผู้สอนมากขึ้น Arias-Osorio et al [11] ใช้อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมร่วมกับกลยุทธ์เพื่อช่วยลดเวลาให้กับบุคลากรที่จัดตารางการเรียนการสอน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 3 วิธีดำเนินงาน

3.1 การประมาณโอกาสที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จ

การถดถอยโลจีสติก เป็นโมเดลที่ถูกนำมาใช้เพื่อทำนายโอกาสที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จ เพราะเป็นโมเดลเชิงเส้นที่มีคุณสมบัติในการจัดหมวดหมู่ (classification) โดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function) เพื่อจำกัดผลลัพธ์ให้อยู่ในช่วงที่มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 จากนั้นเราจะก็แบ่งเกณฑ์ค่าในการกำหนดค่าที่เป็นคลาสบวก (positive class) หรือเป็นคลาสลบ (negative class) [12],[13]

สมมติฐานของ การถดถอยโลจีสติก ของ $h_\theta(\vec{X})$ คือ $h_\theta(\vec{X}) = \sigma(\theta^T \vec{X})$

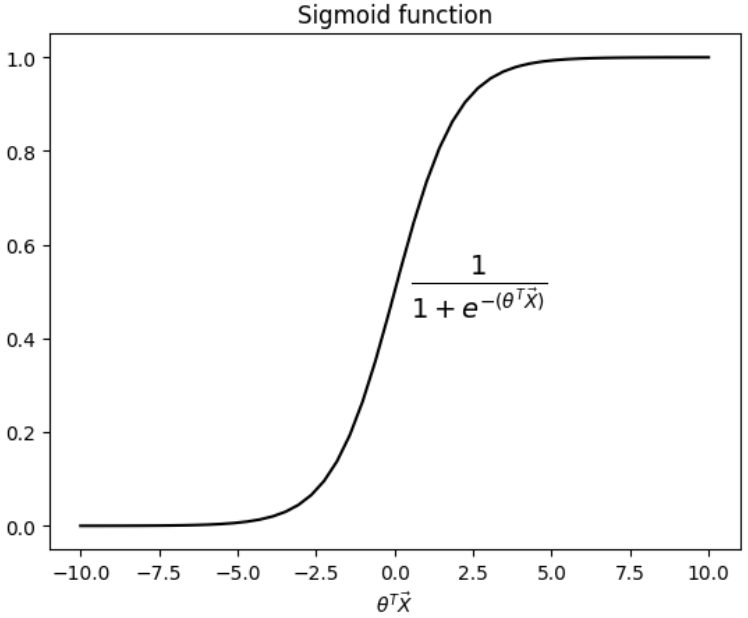
กำหนดให้ $\vec{X}$ คือชุดของข้อมูลนำเข้า

θ คือ ชุดของพารามิเตอร์ของโมเดล การถดถอยโลจีสติก

σ คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ของของ การถดถอยโลจีสติก ที่กำหนดเป็น $\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$

ผลลัพธ์ของ การถดถอยโลจีสติก คือ $(Y = 1|\vec{X}; \theta)$

เมื่อ $Y \in \{0, 1\}$ คือ target label โดยที่ 0 คือคลาสลบ และ 1 คือคลาสบวก แสดงในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ฟังก์ชันซิกมอยด์สามารถจัดผลลัพธ์ให้อยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1

3.2 ค้นหาโทเคนสำหรับรูปแบบการประมูลแบบกลุ่มรายวิชา

อัลกอริทึมทางพันธุกรรมค้นหาโทเคนสำหรับการแนะนำนิสิตเพื่อยื่นประมูล โดยมีวัตถุประสงค์ (objective function) คือค้นหาชุดของโทเคนที่เหมาะสมที่สุดที่นิสิตจะยื่นประมูล 5 วิชาแล้วมีโอกาสเฉลี่ยสูงสุดที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จ

กำหนดให้

Objective function = $Maximize\ P(Y = 1|\vec{X})$

$$P(Y = 1|\vec{X}) = \begin{cases} 0, & \sum_{i=1}^{N} \vec{X}_1^i > B \\ \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{1 + e^{-(\vec{\theta}^T \vec{X}^i)}}, & x \geq 0 \end{cases}$$

โดยที่ $\vec{X}$ คือ $[\, X_1, X_2, X_3]$ คือ คุณลักษณะของเวกเตอร์

X_1 คือ ชุดของโทเคน

X_2 คือ ชุดของวิชาที่ต้องการลงทะเบียน

X_3 คือ จำนวนที่นั่งที่เปิดรับในแต่ละวิชา

B คือ จำนวนโทเคนคงเหลือของนิสิต

θ คือ ค่าพารามิเตอร์ที่ผ่านการฝึกฝนจากโมเดล การถดถอยโลจีสติก

N คือ จำนวนวิชาที่ต้องการลงทะเบียน

$P(Y = 1|\vec{X})$ คือ โอกาสเฉลี่ยในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จจากชุดข้อมูลนำเข้า

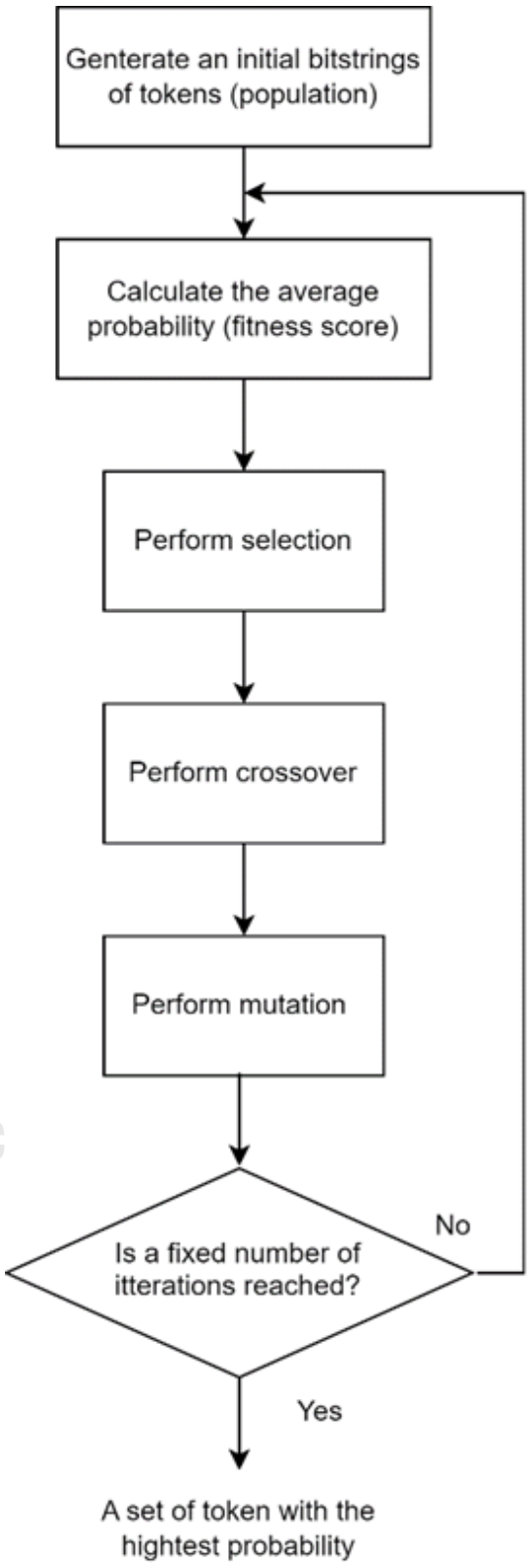
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากสมการข้างต้น การค้นหาโทเคนเพื่อแนะนำนั้นแบ่งออกเป็น 2 กรณี

1) กรณีที่ผลรวมของโทเคนเกินจำนวนโทเคนคงเหลือ โอกาสถูกกำหนดให้เป็นศูนย์เพื่อสนับสนุนไม่ให้อัลกอริทึมนั้นคืนค่าผลลัพธ์โซลูชันนี้

2) กรณีที่ผลรวมของโทเคนนั้นไม่เกินจำนวนโทเคนคงเหลือของนิสิต โอกาสในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จจะกำหนดโดยสมการของโมเดล การถดถอยโลจีสติก ซึ่งแสดงรูปแบบการทำงานดังรูปที่ 2 อัลกอริทึมเริ่มต้นจากการสุ่มสร้างบิตสตริงของโทเคนเพื่อสร้างประชากร ต่อมาจะส่งประชากรนั้นไปที่โมเดล การถดถอยโลจีสติก เพื่อประเมินค่าคะแนนความเหมาะสม และจะนำเข้ากระบวนการคัดเลือก, การไขว้เปลี่ยน และ กลายพันธุ์ต่อ ซึ่งกระบวนการเหล่านี้ จะคัดเลือกประชากรที่มีค่าความเหมาะสมที่สุดที่เจอในรอบการวนซ้ำนั้นเป็นผลลัพธ์ ในการทดลองนี้ ผลลัพธ์คือชุดของโทเคนที่มีโอกาสสูงที่สุดในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จ

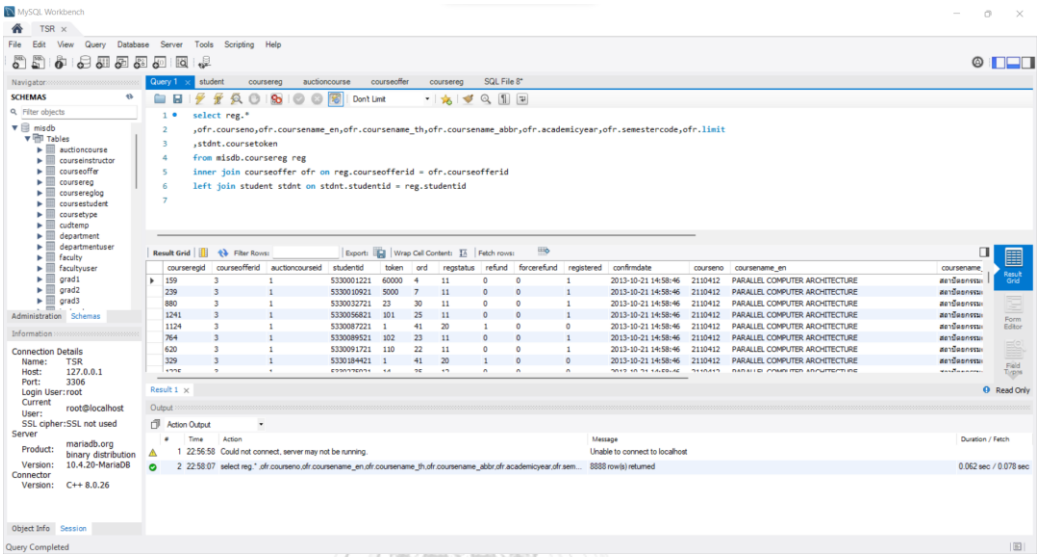
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 2 ภาพรวมการทำงานของอัลกอริทึม

3.3 สำรวจข้อมูลบนฐานข้อมูลการลงทะเบียนเรียน

ศึกษาฐานข้อมูลจากระบบภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย แสดงตัวอย่างในรูปที่ 3 เพื่อสร้างชุดฝึกฝนสำหรับโมเดล การถดถอยโลจีสติก ในการประมาณค่าโอกาสความน่าจะเป็นในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จ



รูปที่ 3 ตัวอย่างการดึงข้อมูลตารางจากฐานข้อมูลภาควิชา

ข้อมูลจำนวนวิชาที่เปิดให้ลงทะเบียนเรียนด้วยระบบประมูลวิชาระหว่างปี 2015-2019 (5 ปี) คณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย แสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ภาพรวมข้อมูลประกอบไปด้วยจำนวนวิชาที่เปิดสอนในแต่ละปี ช่วงเวลาระหว่าง 2015-2019

Chulalongkorn University

ปีการศึกษา	จำนวนวิชาที่เปิดสอน
2015	29
2016	32
2017	27
2018	28
2019	31

และจาก 5 ปีการศึกษาเกิดจำนวนการยื่นประมูลทั้งหมด 5,456 ครั้ง มีจำนวน 3,747 ครั้ง มีโอกาสลงทะเบียนเรียนสำเร็จ ด้วยโทเคนที่ค่าสูงสุด 703,095 โทเคน และ 50,000 โทเคนที่ต่ำที่สุด และมีจำนวน 1,709 ครั้งที่ลงทะเบียนไม่สำเร็จด้วยโทเคนที่ค่าสูงสุด 654,321 โทเคน และโทเคนที่ต่ำที่สุด 50,000 โทเคน แสดงข้อมูลในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 จำนวนครั้งในการประมูลวิชาเรียน แบ่งตามสถานะการลงทะเบียน

สถานะการลงทะเบียน	จำนวน	โทเคนที่มากที่สุด	โทเคนที่น้อยที่สุด
ลงทะเบียนไม่สำเร็จ	1,709	654,321	50,000
ลงทะเบียนสำเร็จ	3,747	703,095	50,000

ตัวอย่างรายวิชาในปีการศึกษา 2019 มีวิชาที่เปิดให้ลงทะเบียนทั้งหมด 31 รายวิชา ในแต่ละรายวิชาจะประกอบไปด้วยรหัสวิชา ชื่อวิชา จำนวนผู้ลงทะเบียน จำนวนที่นั่งที่เปิดรับ จำนวนโทเคนที่ถูกยื่นประมูลมากที่สุด และจำนวนโทเคนที่ถูกยื่นประมูลน้อยที่สุดแสดงข้อมูลเรียงลำดับจากจำนวนผู้ลงทะเบียนมากที่สุดไปน้อยที่สุดในตาราง 3

ตารางที่ 3 ตัวอย่างคุณลักษณะข้อมูลรายวิชาที่เปิดให้ลงทะเบียนในปีการศึกษา 2019 จำนวน 31 รายวิชา

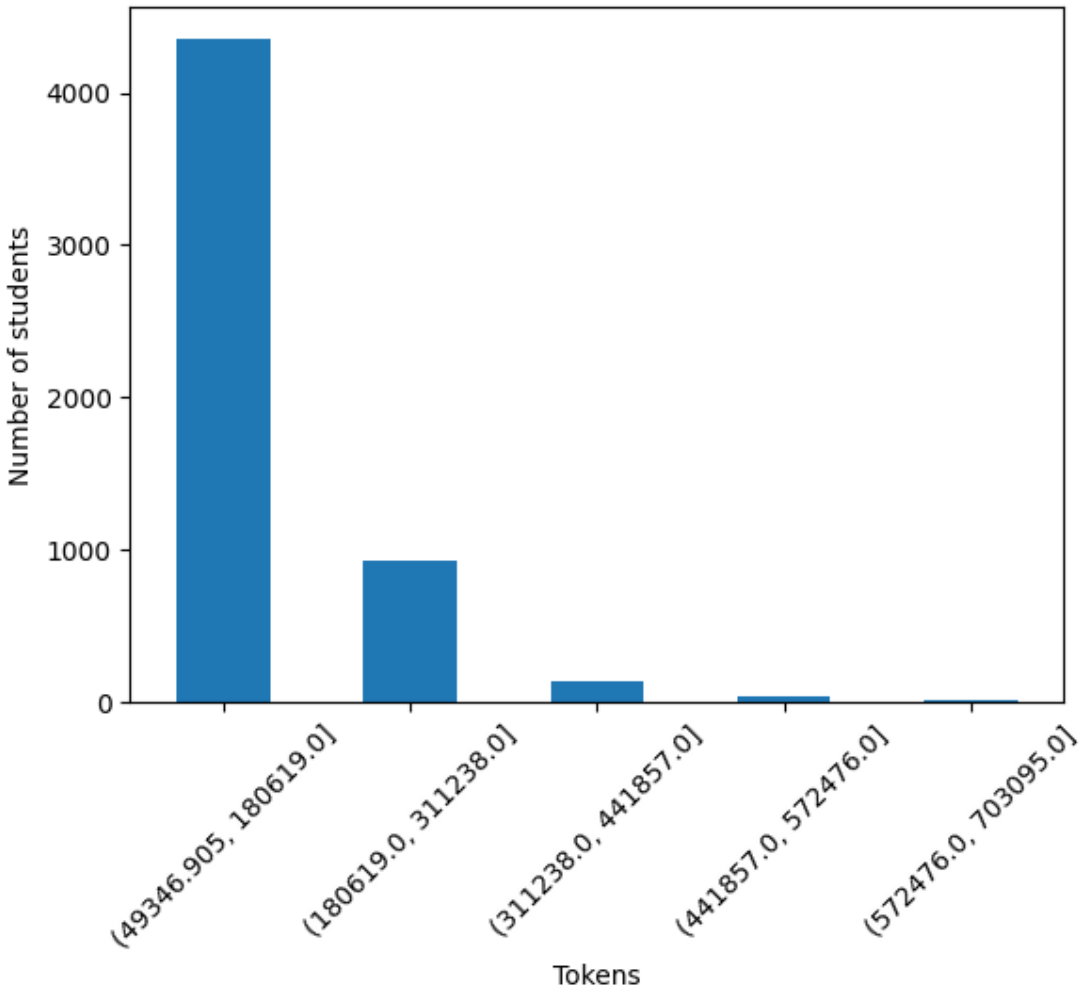
No.	รหัสวิชา	ชื่อวิชา	จำนวนผู้ลงทะเบียน	จำนวนที่นั่งที่เปิดรับ	จำนวนโทเคนที่มากที่สุด	จำนวนโทเคนที่น้อยที่สุด
1	2110415	SOFT DEF SYS	84	60	501,000.00	50,000.00
2	2110446	DATA SCI/ENG	73	50	278,789.00	50,000.00
3	2110413	COMP SECURITY	71	40	338,211.00	50,000.00
4	2110573	PATTERN RECOG	71	40	321,000.00	50,000.00
5	2110524	CLOUD COMP TECH	70	20	267,500.00	50,000.00
6	2110521	SOFTWARE ARCH	60	25	300,011.00	50,000.00
7	2110482	HIGH TECH ENTRP	47	40	110,000.00	50,000.00
8	2110571	NEURAL NETWORK	46	30	225,000.00	50,000.00
9	2110572	NLP SYS	42	30	220,000.00	50,000.00
10	2110404	COMP THEORY	40	50	129,000.00	50,000.00

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

No.	รหัสวิชา	ชื่อวิชา	จำนวนผู้ลงทะเบียน	จำนวนที่นั่งที่เปิดรับ	จำนวนโทเคนที่มากที่สุด	จำนวนโทเคนที่น้อยที่สุด
11	2110477	ARTIFICL INTELL II	37	40	150,000.00	50,000.00
12	2110479	COMPUTER GRAPHICS	36	40	60,000.00	50,000.00
13	2110481	WIRELESS COMP NET	36	30	111,117.00	50,000.00
14	2110452	HIGH PERF ARCH	33	60	150,000.00	50,000.00
15	2110512	COMPUTER ANIMATION	33	30	159,000.00	50,000.00
16	2110430	TIME SERIES MINING	32	30	200,000.00	50,000.00
17	2110497	SPEC PROB COMP I	31	30	120,001.00	50,000.00
18	2110511	GAME PROGRAMMING	31	30	654,321.00	50,000.00
19	2110432	AUTO SPEECH RECOG	30	30	99,999.00	50,000.00
20	2110514	REALTIME CG	24	20	75,000.00	50,000.00
21	2110561	COMP FAB	23	30	120,072.00	50,000.00
22	2110581	BIOINFORMATICS I	23	20	100,000.00	50,000.00
23	2110428	INTRO DATA MINING	22	40	110,000.00	50,000.00
24	2110475	VLSI DESIGN	22	30	200,000.00	50,000.00
25	2110473	FLT TOLERANT COMP	19	40	75,000.00	50,000.00
26	2110593	ADV TOPIC COMP III	18	20	57,007.00	50,000.00
27	2110435	INTRO ROBOTICS	17	20	52,525.00	50,000.00
28	2110562	SENSOR TECH	9	30	60,000.00	50,000.00
29	2110424	SW PROC IMPROVE	8	30	100,000.00	50,000.00
30	2110513	ASST TECH	8	0	50,101.00	50,000.00
31	2110522	UNIX ENTERP	4	30	79,997.00	50,000.00

มีจำนวน 17 รายวิชาจากทั้งหมด 31 รายวิชา ที่มีจำนวนผู้ลงทะเบียนมากกว่าจำนวนที่นั่งที่เปิดรับ ยกตัวอย่างรายวิชาที่มีการแข่งขันสูงเช่น CLOUD COMP TECH ที่มีสัดส่วนผู้ลงทะเบียนเกินกว่าจำนวนที่เปิดรับถึง 50 ที่นั่ง และ SOFTWARE ARCH มีสัดส่วนผู้ลงทะเบียนเกินกว่าจำนวนที่เปิดรับถึง 35 ที่นั่ง ตามลำดับ

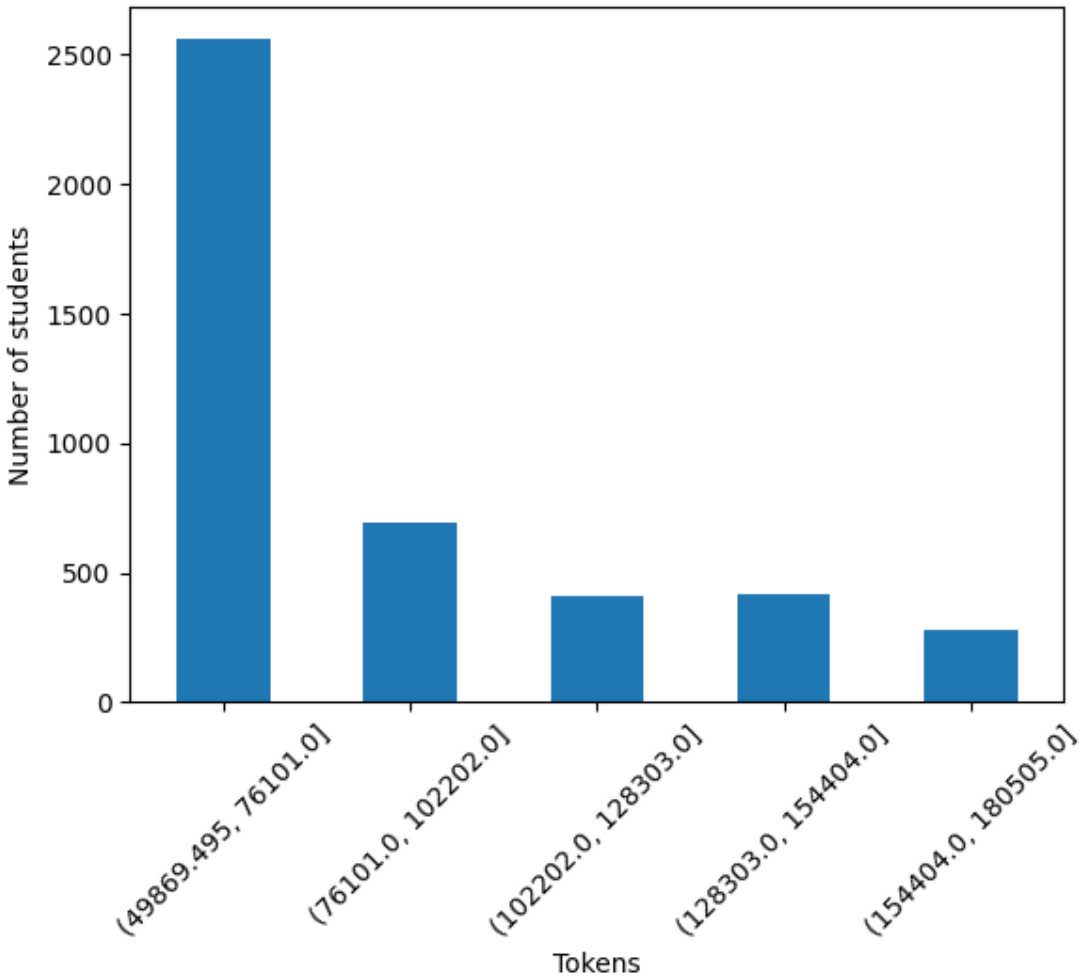
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 4 ภาพรวมการกระจายตัวของข้อมูลจำนวนโทเคนเทียบกับจำนวนนิสิตที่ลงทะเบียนเทียบ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

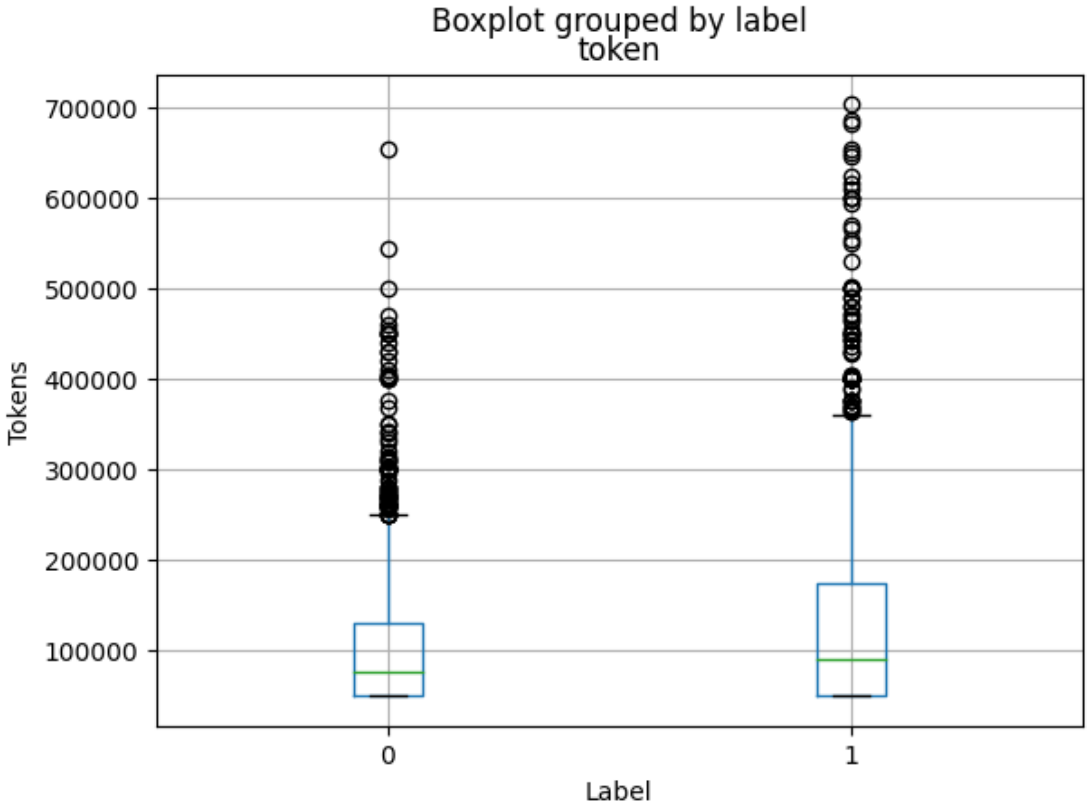
ภาพรวมการกระจายตัวของข้อมูลจำนวนนิสิตที่ลงทะเบียนเทียบกับจำนวนโทเคน แบ่งเป็น 5 กลุ่ม ได้แก่ช่วง 1) 49346.91 – 180619.0 2) 180619.0 – 311238.0 3) 311238.0 – 441857.0 4) 441857.0 – 572476.0 และ 5) 572476.0 – 703095.0 ซึ่งกลุ่มที่ 1 เป็นจำนวนช่วงที่มีนิสิตเลือกลงโทเคนมากเป็นอันดับ 1 และ กลุ่ม 2 3 4 5 ตามลำดับ



รูปที่ 5 ภาพขยายการกระจายตัวของข้อมูลโทเคนกลุ่ม1 ที่มีจำนวนนิสิตมากที่สุด

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

เมื่อขยายการกระจายตัวของกลุ่มที่ 1 ที่มีค่าโทเคนระหว่าง 49346.91 - 703095.0 ออกเป็น 5 ช่วง เช่นกัน จะเห็นได้ว่านิสิตส่วนใหญ่ยื่นประมูลในช่วงโทเคน 49346.91 – 76101.0



รูปที่ 6 Boxplot แสดงความสัมพันธ์ระหว่างการลงทะเบียนเรียนสำเร็จ (1) และการลงทะเบียนเรียนไม่สำเร็จ (0)

จากรูปที่ 6 นิสิตที่ยื่นประมูลด้วยจำนวนโทเคนที่สูง มีความสัมพันธ์เชิงบวก (positive relationship) กับโอกาสในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จ (0)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 4 ผลการวิจัย

4.1 การเตรียมข้อมูล

จากรูปที่ 3 จำกัดเลือกฐานข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการลงทะเบียนประกอบด้วยตาราง และคอลัมน์ที่เกี่ยวข้อง แสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 คุณลักษณะของข้อมูลจากฐานข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการลงทะเบียนเรียนจากระบบภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตาราง	**ชื่อคอลัมน์**	**ความหมาย**
coursereg	courseofferid	Id วิชาที่มีการเปิดการเรียนการสอน
coursereg	studentid	รหัสนิสิตที่ลงทะเบียน
coursereg	token	จำนวน token ที่นิสิตลงทะเบียนในแต่ละรายวิชา
coursereg	regstatus	สถานะการลงทะเบียน
courseoffer	academicyear	ปีที่เปิดรับลงทะเบียนในรายวิชา
courseoffer	courseno	รหัสวิชา
courseoffer	coursename_abbr	ชื่อรายวิชา
courseoffer	limit	จำนวนที่นั่งที่เปิดรับ

ตารางที่ 4 ค่าสถิติพื้นฐานของข้อมูลโทเคนจากชุดข้อมูลการลงทะเบียนเรียนในอดีต จำนวน 5 ปีระหว่าง (2015-2019)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

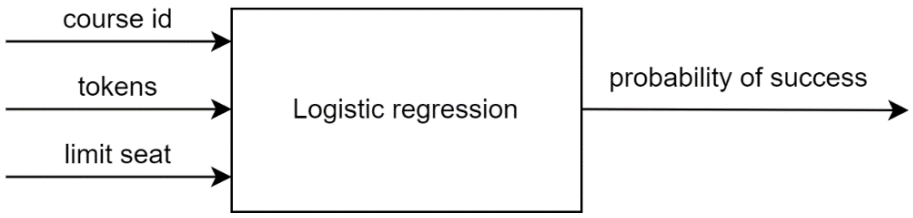
ประเภทสถิติ	**โทเคน**
count	5,456
mean	118,307.95
std	87,677.84
min	50,000.00
p25	50,000.00
p50	82,136.50
p75	155,582.75
max	703,095.00

จากตารางที่ 4 ชุดข้อมูลประกอบด้วย 5,456 ตัวอย่างแบ่งชุดฝึกฝน (train dataset) 4,364 ตัวอย่าง (80%) และชุดทดสอบ (test dataset) 1,092 ตัวอย่าง (20%) ฟีเจอร์นำเข้าประกอบด้วย รหัสวิชา โทเคน จำนวนที่นั่งที่เปิดรับ และสร้างเป้าหมาย (target label) ให้สำหรับการทำนายโมเดลจากสถานะการลงทะเบียน (regstatus) ด้วยการจัดกลุ่มสถานะการลงทะเบียนตามตารางที่ 5 แบ่งเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ ลงทะเบียนเรียนสำเร็จ (target = 1) และลงทะเบียนเรียนไม่สำเร็จ (target = 0) ใช้ threshold ความน่าจะเป็นที่ 0.5 ตามรูปที่1 เพื่อให้โมเดลส่งออกข้อมูลเป็นา 0 กับ 1

ตารางที่ 5 จัดกลุ่มเป้าหมายจากข้อมูลสถานการลงทะเบียน

สถานะการลงทะเบียน	**ความหมายของสถานะการลงทะเบียน**	**สถานะเป้าหมาย**	**ความหมายของเป้าหมาย**
11	You took the right.	1	ลงทะเบียนสำเร็จ
12	You waived the right.	0	ลงทะเบียนไม่สำเร็จ
13	No Confirm	0	ลงทะเบียนไม่สำเร็จ
15	Outside Auction Registration.	1	ลงทะเบียนสำเร็จ
20	Refunded.	0	ลงทะเบียนไม่สำเร็จ
23	Technical issue	0	ลงทะเบียนไม่สำเร็จ
25	V/W Registration	1	ลงทะเบียนสำเร็จ

รูปที่ 7 เป็นการแสดงให้เห็นถึงกระบวนการทำงานที่ข้อมูลสำหรับฝึกฝนประกอบไปด้วยรหัสวิชา โทเคน จำนวนที่นั่งที่เปิดรับ และ จะส่งเข้าไปที่โมเดล การถดถอยโลจีสติก และ โมเดลจะแสดงผลลัพธ์เป็นโอกาสที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จตามวัตถุประสงค์จากสมการที่กำหนดในข้อ 3.1 บนชุดข้อมูลทดสอบ โมเดล การถดถอยโลจีสติก มีค่าความแม่นยำ (accuracy) ถึง 78.39%



รูปที่ 7 ภาพรวมการทำงานระหว่างฟีเจอร์นำเข้า โมเดล การถดถอยโลจีสติก และผลลัพธ์

4.2 กลยุทธ์การจ่ายโทเคน

กำหนด 4 กลยุทธ์พื้นฐานในการจ่ายโทเคนลงทะเบียนเรียนเพื่อแข่งขันกับอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม โดยกติกาจะตั้งอยู่บนสมมติฐานเดียวกับชุดข้อมูลการลงทะเบียนเรียนของภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย คือ มีค่าโทเคนขั้นต่ำ 50,000 โทเคน และผลรวมของจำนวนโทเคนที่ใช้ทั้งหมดในการลงทะเบียนเรียนทุกรายวิชาจะไม่เกินจำนวนโทเคนคงเหลือของนิสิตแต่ละราย

ตัวอย่างการจ่ายโทเคนของแต่ละกลยุทธ์สมมติให้นิสิต Student 1 มีจำนวนโทเคนคงเหลือ 374,676 โทเคน และต้องการลงทะเบียน 5 วิชาได้แก่ 2110413, 2110477, 2110495, 2110523 และ 2110593 รายละเอียดตามตาราง 6

ตารางที่ 6 5 รายวิชาที่ Student1 เลือกยื่นประมูล

รหัสวิชาเรียน	**ชื่อรายวิชา**
2110413	COMP SECURITY
2110477	ARTIFICL INTELL II
2110495	ADV TOPIC COMP I
2110523	ENTERP APP ARCH
2110593	ADV TOPIC COMP III

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

4.2.1 สุ่มโทเคน (Random)

กลยุทธ์การสุ่มโทเคนในแต่ละรายวิชากำหนดค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 50,000 ถึงจำนวนครึ่งหนึ่งของจำนวนโทเคนคงเหลือ (balance token/2) ด้วยความน่าจะเป็นที่เท่ากันเสมอ เพราะเป็นการสุ่มประเภทแจกแจงเอกรูป (ต่อเนื่อง) (Continuous Uniform Distribution) และมีข้อจำกัดว่าผลรวมของโทเคนที่แนะนำทั้งหมดจะต้องไม่เกินจำนวนโทเคนคงเหลือ ตารางที่ 7 แสดงตัวอย่างการแนะนำโทเคน

ตารางที่ 7 ตารางแนะนำโทเคนของกลยุทธ์สุ่มโทเคน

รหัสนิสิต	**รหัสวิชาเรียน**	**โทเคนที่แนะนำ**
Student 1	2110413	100526.0
Student 1	2110477	82748.0
Student 1	2110495	52901.0

Student 1	2110523	63209.0
Student 1	2110593	75292.0

4.2.2 เฉลี่ยโทเคนจากทำนวนโทเคนคงเหลือ (Average)

กลยุทธ์เฉลี่ยค่าโทเคนคงเหลือด้วยค่าที่เท่ากันสำหรับการแนะนำในแต่ละรายวิชาโดยการหารด้วยจำนวนวิชาทั้งหมดที่นิสิตเลือกลงทะเบียน ตารางที่ 8 แสดงตัวอย่างการแนะนำโทเคน

ตารางที่ 8 ตารางแนะนำโทเคนของกลยุทธ์เฉลี่ยโทเคนจากจำนวนโทเคนคงเหลือ

รหัสนิสิต	**รหัสวิชาเรียน**	**โทเคนที่แนะนำ**
Student 1	2110413	74935.2
Student 1	2110477	74935.2
Student 1	2110495	74935.2
Student 1	2110523	74935.2
Student 1	2110593	74935.2

4.2.3 จ่ายโทเคนด้วยขั้นต่ำ (Minimum)

กลยุทธ์จ่ายโทเคนทุกหลักสูตรด้วยค่าขั้นต่ำของกติกาที่กำหนดทุกรายวิชาที่เลือกลงทะเบียน ตารางที่ 9 แสดงตัวอย่างการแนะนำโทเคน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตางรางที่ 9 ตารางแนะนำโทเคนของกลยุทธ์จ่ายโทเคนด้วยขั้นต่ำ

รหัสนิสิต	**รหัสวิชาเรียน**	**โทเคนที่แนะนำ**
Student 1	2110413	50000.0
Student 1	2110477	50000.0
Student 1	2110495	50000.0
Student 1	2110523	50000.0
Student 1	2110593	50000.0

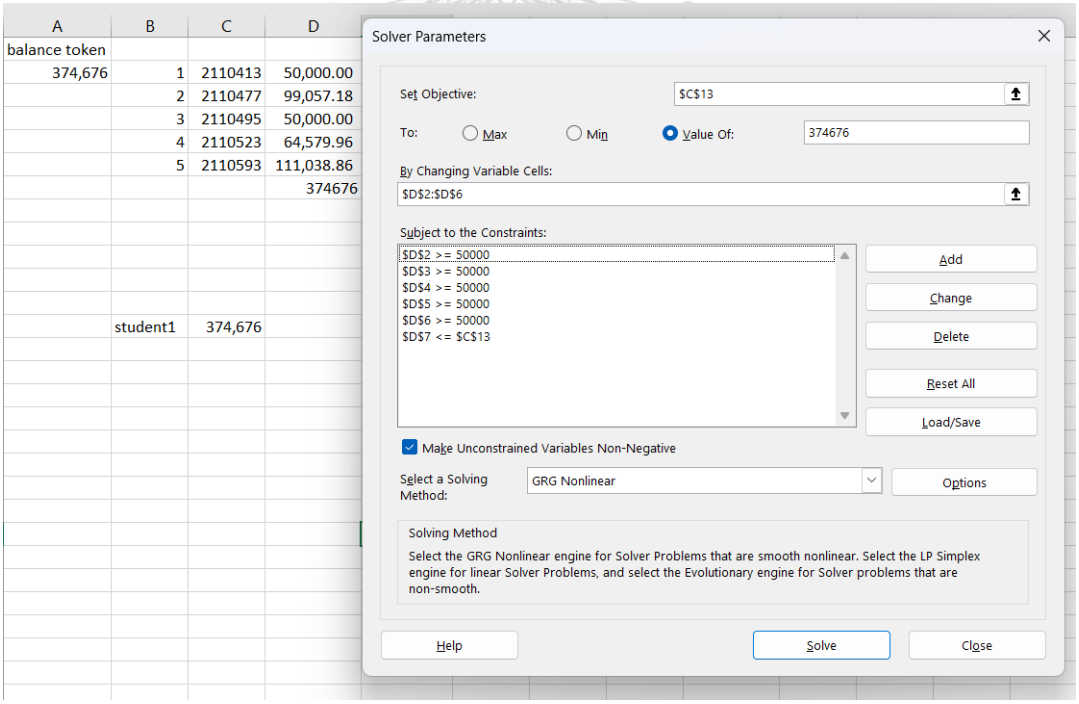
4.2.4 Excel built-in solver (Solver)

Solver เป็นเครื่องมือของโปรแกรม Microsoft excel ที่ช่วยในการคำนวณประเภทการเขียนโปรแกรมเชิงเส้น (linear programming) Srinaul P. [14] และ Homsap K. [15] ได้มีการนำ solver มาประยุกต์ใช้กับปัญหาการจัดสรรทรัพยากรที่จำกัดด้วยวิธีการเขียนโปรแกรมเชิงเส้นที่ใช้ solver ในการคำนวณ ซึ่งในกลยุทธ์กำหนดบนเงื่อนไข Generalized Reduced Gradient Nonlinear Solving (GRG Nonlinear) [16] ซึ่งเป็นหนึ่งในวิธีพื้นฐานของโปรแกรมไม่เชิงเส้น วิธีนี้จะค้นหาค่าที่ดีที่สุดภายในเงื่อนไขที่กำหนด แสดงรายละเอียด ดังนี้

4.2.4.1 กำหนดเซลล์วัตถุประสงค์ของงาน (objective cell) ในการจ่ายโทเคนเท่ากับจำนวนโทเคนคงเหลือ (balance token) ด้วยเซลล์ C13

4.2.4.2 กำหนดเงื่อนไข (constraint) การลงโทเคนขั้นต่ำ 50,000 โทเคนในคอลัมน์ D2-D6 โดยที่คอลัมน์ D7 จะเป็นค่าผลรวมของการใช้โทเคน ซึ่งรวมแล้วจะไม่เท่ากับจำนวนโทเคนคงเหลือตามวัตถุประสงค์ของงาน

4.2.4.3 เลือก solving method เป็น GRG Nonlinear จากนั้น solverจะปรับค่าในเซลล์เพื่อค้นหาค่าที่เป็นไปได้จากโทเคนเริ่มต้น และแสดงค่าในคอลัมน์ D2-D6



รูปที่ 8 ตัวอย่างการใช้เครื่องมือ Excel built-in solver ในการหาชุดของ token

ผลลัพธ์จากการทำตามขั้นตอนตามตารางที่ 10 แสดงตัวอย่างการแนะนำโทเคน

ตารางที่ 10 ตารางแนะนำโทเคนของกลยุทธ์ Excel built-in solver

รหัสนิสิต	**รหัสวิชาเรียน**	**โทเคนที่แนะนำ**
Student 1	2110413	50000.0
Student 1	2110477	99057.18
Student 1	2110495	50000.0
Student 1	2110523	64579.96
Student 1	2110593	111038.86

ผลลัพธ์จากขั้นตอนที่กล่าวมา เป็นตัวอย่างของการลงทะเบียนของนิสิต Student1 ที่แต่ละกลยุทธ์จะแนะนำเป็นค่าโทเคนของแต่ละวิชาที่มีการจัดสรรจากจำนวนโทเคนคงเหลือ สรุปผลรวมจำนวนโทเคนที่ต้องใช้ทั้งหมดหากลงโทนตามที่แต่ละกลยุทธ์แนะนำจะใช้โทเคนสำหรับการยื่นประมูลทั้ง 5 รายวิชาตามตารางที่ 11 ดังนี้

ตารางที่ 11 สรุปผลรวมจำนวนโทเคนที่ต้องใช้ทั้งหมดของแต่ละกลยุทธ์

กลยุทธ์	**จำนวนโทเคนทั้งหมดที่ต้องใช้**
1. สุ่มโทเคน	374,676.00
2. เฉลี่ยจากจำนวนโทเคนคงเหลือ	374,676.00
3. จ่ายด้วยค่าขั้นต่ำ	250,000.00
4. Excel built-in solver	374,676.00

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากตาราง 11 กลยุทธ์จ่ายด้วยค่าขั้นต่ำ จะใช้โทเคนไม่ถึงจำนวนโทเคนที่นิสิตมีอยู่ แต่ในขณะเดียวกันอีก 3 กลยุทธ์นั้นมีการจัดสรรค่าโทเคนให้พอดีกับโทเคนที่นิสิตมีอยู่

4.2 กลไกการจัดสรรที่นั่ง

ในระบบการประมูลการเรียนการสอนนักเรียนสามารถเลือกลงทะเบียนจำนวนวิชาได้ตามต้องการ ระบบจะจัดสรรที่นั่งให้กับนักเรียนที่ยื่นประมูล โดยเรียงลำดับจำนวนโทเคนของผู้ที่ยื่นประมูลจากมากที่สุดไปหาน้อยที่สุด และตัดจำนวนผู้ลงทะเบียนได้จากจำนวนที่เปิดรับ แต่ในกรณีที่ มีผู้ยื่นประมูลโทเคนในราคาที่เท่ากันและเป็นลำดับสุดท้ายที่นั่งที่เปิดรับ ระบบจะต้องเลือกนักเรียน 1 โดยจะเลือกจากผู้ประมูลที่ยื่นเสนอคำสั่งประมูลเข้ามาในระบบก่อน

4.3 ตั้งค่าการทำงานอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม

```
1 suggested_tokens = list()
2 scores = list()
3 n_iter = 1000
4 n_bits = 20
5 n_pop = 100
6 r_cross = 0.9
7 num_courses = 5
8 r_mut = 1.0 / (float(n_bits) * num_courses)
```

รูปที่ 9 โค้ดอธิบายการตั้งตัวแปรในการทำงานของอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม

จากรูปที่ 9 อธิบายการตั้งค่าการทำงานของแต่ละตัวแปรของแต่ละบรรทัดตามหัวข้อได้ดังนี้

1. suggested_tokens เป็นชุดสำหรับการเก็บข้อมูลโทเคนที่จะแนะนำสำหรับ 5 รายวิชา
2. scores เป็นชุดของค่าเฉลี่ยโอกาสที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จของ 5 รายวิชา
3. n_iter เป็นจำนวนรอบในการวนซ้ำ เท่ากับ 1,000 รอบ
4. n_bits เป็นจำนวนบิตสตริงที่ใช้แทนค่าโทเคนต่อวิชา เท่ากับ 20 บิต (5 รายวิชา จำนวนโทเคนที่ใช้มีค่าไม่เกิน 1 ร้อยบิตสำหรับนิสิตแต่ละคน)
5. n_pop เป็นประชากร เท่ากับ 100
6. r_cross เป็นอัตราการไขว้สลับ (crossover) เท่ากับ 90%
7. num_courses เป็นจำนวนรายวิชา เท่ากับ 5 รายวิชา
8. r_mut เป็นอัตราการกลายพันธุ์ (mutation) เท่ากับ 1%

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

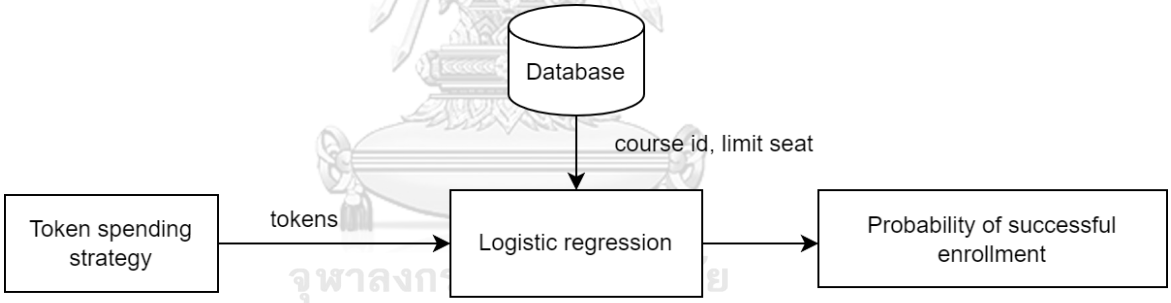
4.4 การวัดผล

กำหนด 4 กลยุทธ์ข้างต้นมาเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม สมมติฐานสำหรับการวัดผลนี้ประกอบไปด้วยนิสิต 78 คน ซึ่งนิสิต 1 คนจะมีจำนวนโทเคนคงเหลือสำหรับแต่ละคน และเลือกลงทะเบียนเรียน 5 วิชา ในรายวิชาที่นิสิตเลือกลงทะเบียนมาจะถูกนำไปค้นหา 2 ส่วน ได้แก่

1) จำนวนที่นั่งที่เปิดรับจะถูกค้นหาจากฐานข้อมูล

2) โทเคนที่จะใช้ยื่นประมูลในแต่ละรายวิชาจากการแนะนำของแต่ละกลยุทธ์ ซึ่งรวม 5 วิชาแล้วต้องไม่เกินจำนวนโทเคนคงเหลือของนิสิตแต่ละคน

ข้อมูลของแต่ละกลยุทธ์จะเป็นชุดแนะนำโทเคนที่เสนอให้นิสิตยื่นประมูลในแต่ละรายวิชาจำนวน 5 วิชา และระบบจะนำรหัสวิชาไปค้นหาจำนวนที่นั่งที่เปิดรับ เพื่อเป็นชุดข้อมูลนำเข้าให้กับโมเดลการถดถอยโลจีสติก จากนั้นโมเดลโลจีสติกจะประเมินความน่าจะเป็นในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จของแต่ละรายวิชา รูปที่ 9 แสดงภาพรวมการทำงานดังกล่าว



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 10 ภาพรวมการทำงานการแข่งขันอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมกับกลยุทธ์ต่างๆ

ซึ่งกลยุทธ์ทั้ง 5 ได้แก่ genetic algorithm, random, average, minimum และ solver จะได้โอกาสในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จของแต่ละวิชาซึ่งถูกทำนายจากโมเดลการถดถอยโลจีสติก สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการแนะนำโทเคนของกลยุทธ์ทั้ง 5 โดยอัลกอรึทึมเชิงพันธุกรรมและการสุ่มโทเคนนั้นได้ทำการทดลองซ้ำเป็นจำนวน 30 รอบ และใช้ค่าเฉลี่ยสำหรับวัดผลเปรียบเทียบกับกลยุทธ์อื่นๆ สำหรับนักเรียนคนหนึ่ง ตารางที่ 12 แสดงตัวอย่างของผลลัพธ์ที่ได้จากการประเมินนักเรียนจำนวนหนึ่ง

ตารางที่ 12 ผลลัพธ์การทำนายโอกาสในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จจากโมเดลการถดถอยโลจีสติก สำหรับแต่ละกลยุทธ์จากชุดข้อมูลนำเข้า

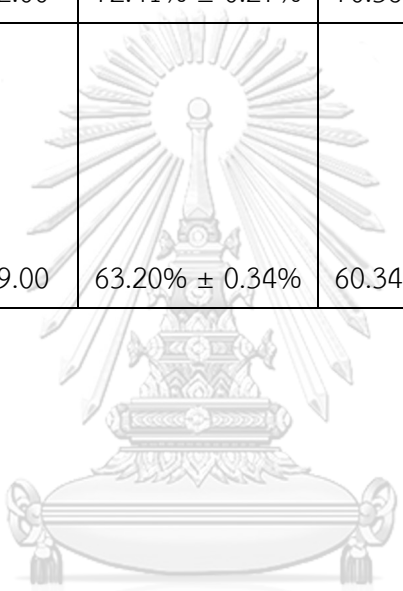
รหัสนิสิต	รหัสวิชา	จำนวนโทเคนคงเหลือ	Avg Prob. GA	Avg Prob. Random	Avg Prob. AVG	Avg Prob. Min	Avg Prob. Solver
Student1	['2110413', '2110477', '2110495', '2110523', '2110593']	374,676.00	63.92% ± 0.20%	62.39% ± 0.81%	63.16%	58.37%	64.16%
Student2	['2110513', '2110512', '2110481', '2110477', '2110473']	391,821.00	67.86% ± 0.16%	66.02% ± 0.71%	66.86%	61.61%	67.93%
Student3	['2110594', '2110593', '2110481', '2110477', '2110414']	410,073.00	74.55% ± 0.16%	72.42% ± 0.76%	73.61%	67.31%	74.66%
Student4	['2110413', '2110432', '2110477', '2110513', '2110430']	466,371.00	58.23% ± 0.18%	54.91% ± 1.47%	56.82%	48.23%	58.34%

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รหัสนิสิต	รหัสวิชา	จำนวนโทเคนคงเหลือ	Avg Prob. GA	Avg Prob. Random	Avg Prob. AVG	Avg Prob. Min	Avg Prob. Solver
Student5	['2110498', '2110433', '2110593', '2110481', '2110477']	370,240.00	59.02% ± 0.13%	57.56% ± 0.76%	58.43%	53.49%	59.11%
Student6	['2110596', '2110430', '2110435', '2110512', '2110597']	427,377.00	61.81% ± 0.10%	59.83% ± 1.22%	61.13%	53.35%	61.64%
Student7	['2110430', '2110596', '2110479', '2110512', '2110594']	369,376.00	73.81% ± 0.18%	72.46% ± 0.52%	72.99%	68.47%	73.09%
Student8	['2110477', '2110482', '2110523', '2110595', '2110479']	435,795.00	65.60% ± 0.15%	63.31% ± 0.80%	64.60%	57.73%	65.46%

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รหัสนิสิต	รหัสวิชา	จำนวนโทเคนคงเหลือ	Avg Prob. GA	Avg Prob. Random	Avg Prob. AVG	Avg Prob. Min	Avg Prob. Solver
Student9	['2110413', '2110593', '2110432', '2110594', '2110428']	397,442.00	72.41% ± 0.27%	70.36% ± 0.78%	71.30%	66.49%	71.68%
Student10	['2110482', '2110473', '2110595', '2110432', '2110413']	447,419.00	63.20% ± 0.34%	60.34% ± 0.88%	61.45%	55.16%	62.93%

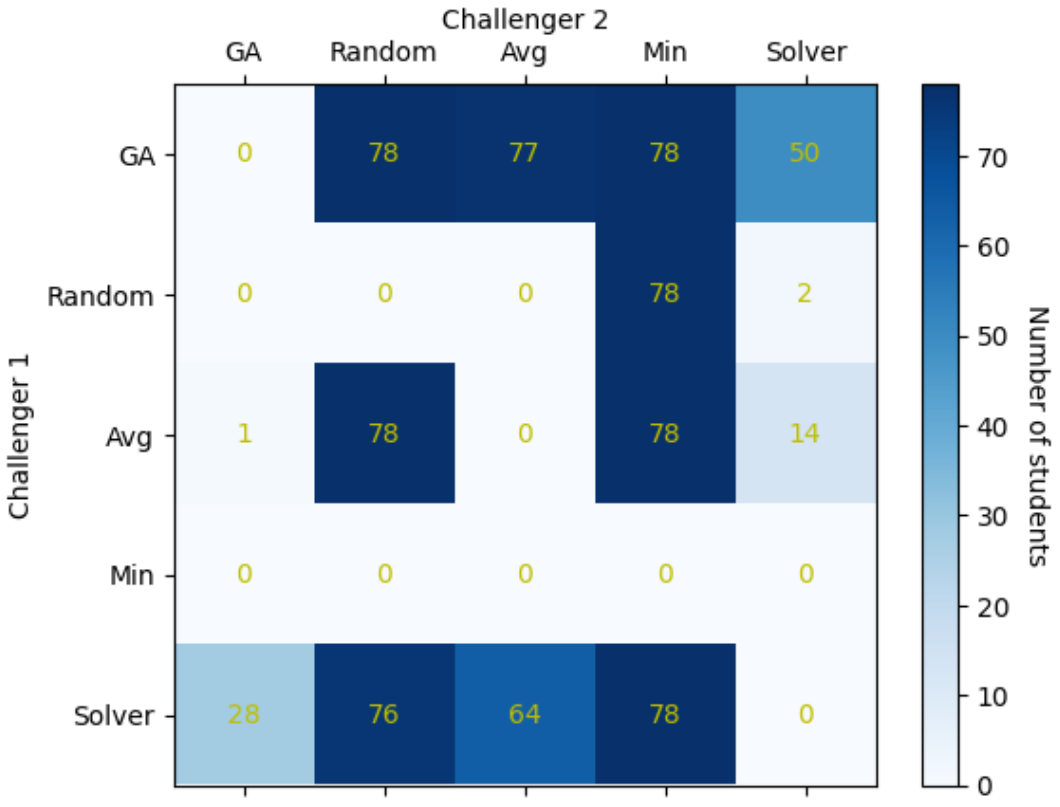


จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากผลลัพธ์ค่าเฉลี่ยโอกาสลงทะเบียนเรียนสำเร็จที่แนะนำให้กับนักเรียนแต่ละคนนั้นที่ เราได้นำค่าเฉลี่ยที่ได้มาเปรียบเทียบกลยุทธ์ต่อกลยุทธ์แสดงในรูป 10 กำหนดแกน X เป็น Challenger 1 และ แกน Y เป็น Challenger 2 ในการเปรียบเทียบนั้นจะนับจำนวนนิสิตที่มีได้รับค่าเฉลี่ยโอกาสในกลยุทธ์ที่ให้ค่าสูงกว่า

ตัวอย่างที่ 1 Challenger 1 คือ GA เปรียบเทียบกับ Challenger 2 ได้แก่ random, average , minimum และ solver ผลการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยโอกาสในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จ GA มีจำนวนนิสิตที่มีค่าเฉลี่ยที่มากกว่า random 78 คน, average 77 คน, minimum 78 คน และ solver 50 คน

ตัวอย่างที่ 2 Challenger 1 คือ minimum เปรียบเทียบกับ Challenger 2 ได้แก่ GA, random, average และ solver ผลการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยโอกาสในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จ minimum ไม่มีจำนวนนิสิตที่มีค่าเฉลี่ยสูงกว่าแต่ละกลยุทธ์ใน Challenge 2



รูปที่ 11 เปรียบเทียบกลยุทธ์ต่อกลยุทธ์ด้วยค่าเฉลี่ยโอกาสในการลงทะเบียนเรียนสูงสุด

เรานับจำนวนนิสิตที่กลยุทธ์แต่ละตัวแนะนำชุดของโทเคนที่ให้ค่าเฉลี่ยโอกาสลงทะเบียนเรียนสำเร็จสูงสุด ตารางที่13 สรุปผลการนับดังกล่าว อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมนั้นมีประสิทธิภาพเหนือกว่ากลยุทธ์อื่นอีก 4 กลยุทธ์ โดยมีจำนวนนักเรียนที่อัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมให้ค่าโอกาสเฉลี่ยสูงสุดเป็นจำนวน 49 คน กลยุทธ์จาก solver 28 คน และ average 1 คน จากจำนวนนิสิตทั้งหมด 78 คน แสดงในตารางที่ 13

ตารางที่ 13 จำนวนนักเรียนที่ได้รับโอกาสสูงสุดจากชุดโทเคนที่แนะนำโดยแต่ละกลยุทธ์

กลยุทธ์	**จำนวนนิสิต**
genetic algorithm	49
random	0
average	1
minimum	0
solver	28

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

จากการศึกษาระบบการลงทะเบียนแบบประมูลวิชาเรียนโดยการใช้โทเคน มีทรัพยากรที่จำกัดคือจำนวนโทเคนที่นิสิตได้รับ และจำนวนที่นั่งที่เปิดรับในแต่ละรายวิชาตามที่กล่าวมาก่อนหน้า เพื่อที่จะช่วยจัดสรรจำนวนโทเคนสำหรับให้นิสิตใช้ยื่นประมูลโดยให้เกิดความคุ้มค่าที่สุดจากโอกาสสูงสุดที่จะลงทะเบียนเรียนสำเร็จ งานวิจัยนี้แบ่งปัญหาออกเป็น 2 ขั้นตอน

1) การประมาณความน่าจะเป็นของโอกาสเฉลี่ยสูงสุดในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จโดยใช้โมเดลการถดถอยโลจีสติก ซึ่งผลลัพธ์ของโมเดลนี้จะมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 เสมอ ทำให้เราสามารถแปลงความหมายของผลลัพธ์เป็นความน่าจะเป็นได้
2) ค้นหาชุดโทเคนสำหรับแต่ละวิชา โดยผลรวมของชุดโทเคนที่ใช้ยื่นประมูลทั้ง 5 รายวิชาจะไม่เกินจำนวนโทเคนคงเหลือของนิสิตและจะให้ค่าเฉลี่ยสูงที่สุดในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จ (ประเมินโอกาสโดยใช้ชุดข้อมูลฝึกฝนจากโมเดล การถดถอยโลจีสติก)

จากการวัดผล การทดสอบแข่งขันอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมกับพื้นฐานกลยุทธ์ที่แนะนำโทเคนแสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมนั้นให้กาสเฉลี่ยสูงสุดเป็นส่วนมาก ข้อดีงานวิจัยนี้คือสามารถแนะนำจำนวนโทเคนสำหรับการลงทะเบียนเรียนทั้งหมด 5 รายวิชาพร้อมกันและมีโอกาสเฉลี่ยให้นิสิตทราบถึงความน่าจะเป็นถึงความเสี่ยงที่เกี่ยวข้องเพื่อให้ตัดสินใจได้อย่างมีข้อมูล แทนการคาดคะเนจากการแนะนำพียงโทเคนเดียวสำหรับหลักสูตรเดียว นั่นอาจทำให้นิสิตต้องมาจัดการและจัดสรรจำนวนโทเคนที่มีอยู่ และประเมินโอกาสในการลงทะเบียนเรียนสำเร็จเอง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

5.2 ข้อเสนอแนะ

ไม่เพียงแต่ปัญหาการเสนอราคาสำหรับประมูลหลักสูตร แต่แนวทางในงานวิจัยนี้เป็นแนวทางพื้นฐานที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับปัญหา หรือเพื่อเพิ่มประสิทธิในงานที่มีข้อจำกัดหรือต้องจัดสรรทรัพยากร นอกจากนี้ยังสามารถปรับปรุงโมเดล การถดถอยโลจีสติก ได้โดยการทำวิศวกรรมคุณลักษณะ (feature engineering) เพิ่มเติม เพื่อให้ได้ค่าความแม่นยำของการทำนายที่สูงขึ้น

บรรณานุกรม

[1] T. Sönmez and M. U. Ünver, "Course Bidding at Business Schools *," ed.

[2] C. Juthamanee, K. Piromsopa, and P. Chongstitvatana, "Token allocation for course bidding with machine learning method," ed: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021, pp. 1168-1171.

[3] S. Laokondee and P. Chongstitvatana, "Quantum Neural Network model for Token allocation for Course Bidding," ed: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021, pp. 273-276.

[4] M. Mitchell, *An Introduction to Genetic Algorithms.* Cambridge: MA: MIT Press, 1996.

[5] J. Brownlee. "Simple Genetic Algorithm From Scratch in Python." https://machinelearningmastery.com/simple-genetic-algorithm-from-scratch-in-python/ (accessed 2023).

[6] A. Azadeh, S. F. Ghaderi, B. Pourvalikhan Nokhandan, and M.Sheikhalishahi, "A new genetic algorithm approach for optimizing bidding strategy viewpoint of profit maximization of a generation company," vol. 39, ed, 2012, pp. 1565-1574.

[7] S. P. S. Mathur, A. Arya, and M. Dubey, "Optimal bidding strategy for price takers and customers in a competitive electricity market," vol. 4, ed, 2017.

[8] Y. Liu, H. Ming, X. Luo, L. Hu, and Y. Sun, "Timetabling optimization of classrooms and self-study rooms in university teaching buildings based on the building controls virtual test bed platform considering energy efficiency," *Building Simulation,* vol. 16, no. 2, pp. 263-277, 2022, doi: 10.1007/s12273-022-0938-4.

[9] J. Xu, "Improved Genetic Algorithm to Solve the Scheduling Problem of College English Courses," vol. 2021, ed: Hindawi Limited, 2021.

[10] Y. Z. Wang, "Using genetic algorithm methods to solve course scheduling problems," vol. 25, ed, 2003.

CHULALONGKORN UNIVERSITY

[11] J. Arias-Osorio and A. Mora-Esquivel, "A solution to the university course timetabling problem using a hybrid method based on genetic algorithms," vol. 87, ed: Universidad Nacional de Colombia, 2020, pp. 47-56.

[12] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*.

[13] S. Raschka, *Python machine learning*. Birmingham, UK (2015): Packt Publishing Ltd., 2015.

[14] S. P, "Applying mathematical programming for resource allocation problem to reduce production planning time," 2016.

[15] K. Homsap, "APPLICATIONS OF LINEAR PROGRAMMING FOR MATERIALSPLANNING IN SMALL-MEDIUM FURNITURE BUSINESS," ed, 2017.

[16] F. Systems. "Excel solver – GRG nonlinear solving method stopping conditions" https://www.solver.com (accessed 1 February 2023.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	Thanatchaporn Sri-art
วัน เดือน ปี เกิด	2 January 1995
สถานที่เกิด	Chanthaburi
วุฒิการศึกษา	Bachelor of Science in Computer Science at Kasetsart University

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University