

การประเมินการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมวลผลด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

นายชนบดี จุฑามณี

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2563

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



4039839301

CU Thesisis 6270047421 thesis / recv: 12072564 17:48:30 / seq: 7

Token Allocation for Courses Bidding with Machine Learning Method

Mr. Chonbadee Juthamane

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 2020
Copyright of Chulalongkorn University

403839301
CD Thesis 6270047421 thesis / recv: 12072564 17:48:30 / seq: 7

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การประเมินการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมวลผลด้วย
	การเรียนรู้ของเครื่อง
โดย	นายชนบดี จุฑามณี
สาขาวิชา	วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ประภาส จงสถิตย์วัฒนา
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	เกริก ภิรมย์โสภา

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง
ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(สุกรี สิ้นธุภิญโญ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ประภาส จงสถิตย์วัฒนา)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม
(เกริก ภิรมย์โสภา)


..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(วราเศรษฐ์ สุวรรณิก)

ชพนบตี จุฑามณีนี : การประเมนิการจัตสรรโทเคนสำหรัการประมุลวิชาด้วการเรียนรู้
ของเครีอง. (Token Allocation for Courses Bidding with Machine Learning
Method) อ.ที่ปรักาหลัก : ประภาส จงสถิตยัวัฒนา, อ.ที่ปรักาสร่วม : เกริก ภิรมย์
โสภา

ทฤษฎีการประมุลเป็นหนึ่งในศาสตร์ที่แพร่หลายนิยมไปในหลากหลายอุตสาหกรรมและ
ภาคส่วนต่าง ๆ ทั้งภาคเอกชน ภาครัฐบาล และภาคการศึกษา เพื่อการจัดการทรัพยากรที่มีอยู่
อย่างจำกัดให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุด ดังเช่นภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์
มหาวิทยาลัยได้นำเอาทฤษฎีดังกล่าวมาบริหารจัดการปัญหาการลงทะเบียนของนิสิตนักศึกษา โดย
ใช้การประมุลทดแทนการวิธีการลงทะเบียนแบบเดิม นิสิตนักศึกษาจะได้เงินจำลองในปริมาณที่
จำกัดจำนวนหนึ่งสำหรับใช้ตลอดการศึกษา ซึ่งหากใครมีความต้องการเรียนในรายวิชานั้นมากก็
จำเป็นจะต้องใช้เงินจำลองจำนวนมากกว่าปกติเป็นต้น อย่างไรก็ตามหากใช้เงินจำลองไปในปริมาณ
มากเกินไปจนอาจก่อให้เกิดความสูญเสียโอกาสในการประมุลรายวิชาที่สำคัญอื่น ๆ

การวิจัยชิ้นนี้ จึงทดสอบการประเมนิการจัตสรรโทเคนสำหรัการประมุลวิชาด้วการ
เรียนรู้ของเครีอง จำนวน 3 วิธี ได้แก่ ต้นไม้ตัดสินใจ แรมดอมฟอร์เรส และโครงข่ายประสาทเทียม
เพื่อเป็นเครื่องมือในการกำหนดกลยุทธ์ หรือ วางแผนการเรียนให้เกิดประสิทธิภาพและเกิด
ประโยชน์ต่อผู้ใช้งานสูงสุด และผลการวิจัยพบว่า แรมดอมฟอร์เรสเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมาก
ที่สุดในการนำไปใช้ทำนายค่าโทเคนเพื่อนำไปใช้ในการประมุลวิชาต่อไป

สาขาวิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา 2563

ลายมือชื่อนิสิต
ลายมือชื่อ อ.ที่ปรักาหลัก
ลายมือชื่อ อ.ที่ปรักาสร่วม

6270047421 : MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEYWORD: auction, machine learning, course bidding

Chonbadee Juthamane : Token Allocation for Courses Bidding with Machine Learning Method . Advisor: PRABHAS CHONGSTITVATANA Co-advisor: KRERK PIROMSOPA

Auction theory is spread to many industries as the private sector, government, and educational sector to manage resource efficiency. The computer engineering department, Chulalongkorn university, adopt the auction theory to allocate course seats to students instead of an old registration system. At the start, every student is given a limited token throughout the semester. Those who need any courses much more than another one then pay more, However paying overprice could be lost a chance to bid other necessary courses. This research explores token allocation for course bidding with three different machine learning methods, Decision Tree, Random Forest, Artificial Neural Network, for being a tool to plan a course registration strategy. The result shows that Random Forest is the best performance for predict token price for the course bidding system.

Field of Study: Computer Science
 Academic Year: 2020

Student's Signature
 Advisor's Signature
 Co-advisor's Signature

403839301

 CU Thesisis 6270047421 thesis / rev: 12072564 17:48:30 / seq: 7

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงเป็นอย่างดีได้ด้วยความกรุณาอย่างยิ่งจาก ศาสตราจารย์ ดร. ประภาส จงสฤษดิ์วัฒนา อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก ซึ่งได้ให้โอกาสและแนวคิดในการทำวิทยานิพนธ์ ตลอดจนทักษะ แนวการแก้ไขปัญหา รวมถึงการสนับสนุนการวิจัยนี้ให้สำเร็จลุล่วงตลอดระยะเวลา การศึกษาและการวิจัย ขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้ด้วย

ขอขอบคุณอาจารย์ที่ปรึกษาร่วม รองศาสตราจารย์ ดร.เกริก ภิรมย์โสภา ที่ได้ให้คำแนะนำ พร้อมทั้งจุดเริ่มต้นด้วยการสนับสนุนชุดข้อมูลของการทำวิจัยและสำเร็จเป็นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ขอขอบคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุกรี สิ้นธุภิญโญ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และ รองศาสตราจารย์ ดร.วรเศรษฐ์ สุวรรณิก กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่ได้ให้คำ แนะนำ และชี้แนะ แนวทางที่เป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้ ขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านที่ อบรม สั่ง สอน ให้ ความรู้ต่างๆ มากมายจนวันนี้

ขอกราบขอบพระคุณคุณแม่ คุณแม่ ครอบครัวที่รัก และญาติๆ ทุกคน ที่คอยให้ความเป็นห่วง ทำให้มีกำลังใจการดำเนินชีวิตมาโดยตลอด

ขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ สาขาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ทุก คน ที่ร่วมทุกข์ร่วมสุข แลกเปลี่ยนความรู้ แง่คิดต่างๆ และเป็นกำลังใจให้กันตลอดระยะเวลาที่ ดำเนินงานวิจัย

ชนบตี จุฑามณี

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญภาพ.....	ฉ
1. บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1. ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	3
1.3. ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.4. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
2. บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1. แนวคิดการประมูลวิชา.....	4
2.1.1. ความหมายและลักษณะของการประมูล.....	4
2.1.2. ความแตกต่างของการประมูลและการเสนอราคา (Bidding and Auction).....	5
2.1.3. การประมูลอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Auction).....	5
2.1.4. การประมูลวิชา (Course Bidding).....	6
2.1.5. ระบบประมูลวิชา (Course Bidding System).....	6
2.2. การพยากรณ์ราคาการประมูล (Price Prediction for Bidding).....	8
2.3. การพัฒนาและทดสอบประสิทธิภาพโมเดล.....	9
2.3.1. การตรวจสอบไขว้ (K-Fold Cross Validation).....	9

2.3.2. การวัดประสิทธิภาพโมเดล	10
2.4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	11
3. บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	13
3.1. ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา.....	13
3.2. การศึกษาพฤติกรรมกลางทะเลเบียนเรียนด้วยระบบประมงลิซา.....	15
3.3. การทดสอบการประเมินจัดสรรโทเคนด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง	15
3.3.1. จัดเตรียมความพร้อมของข้อมูลก่อนนำเข้าโมเดล (Data Pre-Processing).....	15
3.3.2. การคัดเลือกตัวแปรนำเข้า	17
3.3.3. การพัฒนาโมเดล	18
3.3.4. การแบ่งข้อมูล	18
3.3.5. การปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ของโมเดลด้วย Gridsearch	19
3.3.6. การวัดประสิทธิภาพโมเดล	22
4. บทที่ 4 ผลการวิจัย.....	25
4.1. ผลการศึกษาพฤติกรรมการประมงลิซาของนิสิตภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์	25
4.1.1. จำนวนวิชาเปิดประมุลรายปี.....	25
4.1.2. การกระจายตัวของการแข่งขันประมุลรายปี	26
4.1.3. ผลการประมุลลิซารายปี	27
4.1.4. ผลการประมุลรายรหส์ปีนักศึกษา	28
4.2. ผลการทดสอบการประเมินจัดสรรโทเคนด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง.....	32
4.2.1. ผลการตรวจสอบไขว้ (K-Fold).....	32
4.3. ผลการใช้ชุดทดสอบ (Test Dataset).....	35
4.4. ผลการสุ่มทดสอบเพิ่มเติม.....	36
5. บทที่ 5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ.....	39
5.1. สรุปผลการวิจัย.....	39

5.1.1. ผลการศึกษาพฤติกรรมการลงทะเบียนเรียนด้วยระบบประมุขวิชาของนักศึกษาคณะ วิศวกรรมคอมพิวเตอร์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ระหว่างปี 2015-2019	39
5.1.2. ผลการศึกษาแนวทางการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการจัดสรรโทเคนสำหรับ การประมุขวิชา.....	40
5.2. ข้อจำกัดของงานวิจัย	40
5.3. ข้อเสนอแนะ	40
5.4. ข้อเสนอแนะการนำไปใช้	40
<i>บรรณานุกรม.....</i>	<i>44</i>
<i>ประวัติผู้เขียน.....</i>	<i>46</i>

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างผลการประมุขวิชา	2
ตารางที่ 2 คุณลักษณะจากการบันทึกข้อมูลในระบบฐานข้อมูล	14
ตารางที่ 3 ภาพรวมจำนวนผู้ชนะและผู้แพ้การประมุขวิชา	14
ตารางที่ 4 การเพิ่มเติมข้อมูลทางสถิติที่สำคัญลงในชุดข้อมูล.....	16
ตารางที่ 5 ชุดตัวแปรนำเข้า	18
ตารางที่ 6 ตัวแปรสำคัญในการปรับค่าพารามิเตอร์ของต้นไม้ตัดสินใจ	19
ตารางที่ 7 ตัวแปรสำคัญในการปรับค่าพารามิเตอร์ของแรนดอมฟอร์เรส	20
ตารางที่ 8 ตัวแปรสำคัญในการปรับค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม	21
ตารางที่ 9 จำนวนชุดข้อมูลในการตรวจสอบไขว้	23
ตารางที่ 10 ผลการศึกษาจำนวนวิชาที่เปิดประมุขจำนวนที่หนึ่งเปิดรับในรายวิชาและจำนวนผู้เข้าร่วม การประมุข.....	25
ตารางที่ 11 สัดส่วนการแข่งขันในรายวิชารายปี	26
ตารางที่ 12 ผลการประมุขวิชารายปี.....	27
ตารางที่ 13 การประมุขวิชาภาพรวมรายรหัสปีนักศึกษา.....	29
ตารางที่ 14 ผู้ชนะการประมุขวิชาภาพรวมรายรหัสปีนักศึกษา	30
ตารางที่ 15 ผู้แพ้การประมุขวิชาภาพรวมรายรหัสปีนักศึกษา	31
ตารางที่ 16 ค่าโทเคนที่ใช้ประมุขรวมรายรหัสปีนักศึกษา.....	31
ตารางที่ 17 ผลการตรวจสอบไขว้จากเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ.....	33
ตารางที่ 18 ผลการตรวจสอบไขว้จากเทคนิคแรนดอมฟอร์เรส.....	33
ตารางที่ 19 ผลการตรวจสอบไขว้จากเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม	34
ตารางที่ 20 สรุปผลการตรวจสอบไขว้.....	34

ตารางที่ 21 ผลการใช้โมเดลแรนดอมฟอร์เรสกับชุดทดสอบ 35

ตารางที่ 22 ผลการสุ่มใช้โมเดลแรนดอมฟอร์เรสกับเพื่อประเมินค่า Token สำหรับการประมุวิชา36

สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 1 ตัวอย่างขั้นตอนการประมวลผลวิชาสถิติจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย	7
ภาพที่ 2 ตัวอย่างขั้นตอนการประมวลผลวิชาสถิติจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย 2	7
ภาพที่ 3 ตัวอย่างขั้นตอนการประมวลผลวิชาสถิติจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย 3	8
ภาพที่ 4 กระบวนการทำตรวจสอบไขว้ (K-Fold Validation)	9
ภาพที่ 5 ตัวอย่างชุดข้อมูลการประมวลผลวิชาจากฐานข้อมูลคณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย	13
ภาพที่ 6 ตัวอย่างสรุปข้อมูลรายวิชาจากฐานข้อมูล	15
ภาพที่ 7 การทำค่าตัวแปรต่าง ๆ ให้อยู่ในรูปแบบปกติ	16
ภาพที่ 8 สหสัมพันธ์แบบเมตริกของชุดข้อมูล	17
ภาพที่ 9 ตัวอย่างโค้ดเลือกตัวแปร	18
ภาพที่ 10 ตัวอย่างการโปรแกรม Gridsearch ของต้นไม้ตัดสินใจ	20
ภาพที่ 11 ตัวอย่างการโปรแกรม Gridsearch ของแรนดอมฟอร์เรส	21
ภาพที่ 12 การทำโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม	22
ภาพที่ 13 ตัวอย่างการโปรแกรม Gridsearch ของโครงข่ายประสาทเทียม	22
ภาพที่ 14 การวัดประสิทธิภาพของโมเดล	23
ภาพที่ 15 การโปรแกรมวัดประสิทธิภาพโมเดลด้วยการตรวจสอบไขว้	24
ภาพที่ 16 สัดส่วนการกระจายตัว (Histogram) การแข่งขันในรายวิชารายปี	26
ภาพที่ 17 แผนภูมิแสดงผลการประมวลระหว่างปี 2015-2019	27
ภาพที่ 18 แผนภาพสรุปลักษณะการประมวลผลวิชาเทียบกับจำนวนโทเคนที่ใช้	32
ภาพที่ 19 ผลการใช้โมเดลกับชุดข้อมูลทดสอบ	35
ภาพที่ 20 ผลการประเมิน Token วิชา COMP SECURITY ปี 2015	37



403839301

CD IThesis 6270047421 thesis / rev: 12072564 17:48:30 / seq: 7

ภาพที่ 21 ผลการประเมิน Token วิชา CLOUD COMP TECH ปี 2019 37

ภาพที่ 22 ผลการประเมิน Token วิชา SOFTWARE ARCH ปี 2019..... 38

บทที่ 1 บทนำ

1.1. ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ทฤษฎีการประมูลเป็นหนึ่งในศาสตร์ที่แพร่หลายนิยมไปในหลากหลายสาขาวิชา ทั้งในภาคเอกชน ภาครัฐบาล ภาคการศึกษา รวมไปถึงการใช้ชีวิตในสังคมปกติ เช่น การซื้อขายสินค้าด้วยการประมูลบนแพลตฟอร์ม ebay กระบวนการคลื่นความถี่ในธุรกิจโทรคมนาคม การประมูลซื้อขายอสังหาริมทรัพย์ หรือแม้กระทั่งรัฐบาลทั่วโลกมีการกักขังโดยการขายพันธบัตรรัฐบาลผ่านการประมูล

เช่นเดียวกับกับภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยก็ได้นำเอาทฤษฎีการประมูลเข้ามาเพิ่มประสิทธิภาพของระบบลงทะเบียนเรียน เพื่อแก้ปัญหาของระบบลงทะเบียนเรียนออนไลน์ที่มีข้อจำกัด เช่นนักศึกษาบางรายไม่สามารถลงทะเบียนเรียนวิชาตามที่ต้องการได้ เพราะที่นั่งเต็ม บางรายมีโอกาสได้เลือกก่อนก็มักใช้โอกาสมีการลงทะเบียนจองเอาไว้ กล่าวคือบางวิชาเป็นเพียงตัวเลือกแต่ไม่ได้ให้ความสำคัญมากนัก เมื่อมีวิชาที่น่าสนใจกว่าจะทำการถอนรายวิชานั้นออก บางรายลงทะเบียนเพราะอยากเรียนพร้อมเพื่อน สิ่งที่เกิดขึ้นส่งผลให้เกิดการเสียโอกาสต่อผู้ที่มีความสนใจรายอื่นที่มีความสนใจเรียนในรายวิชานั้น ๆ อย่างแท้จริง

โดยที่ระบบประมูลวิชา (Course Bidding) อาศัยหลักการทฤษฎีเกมส์ (Game Theory) ในการใช้วัดการให้คุณค่าของผู้ลงทะเบียนเรียน (Student Utility : U) วิชาใดมีค่า U มาก แสดงถึงความสำคัญต่อผู้เรียนมาก วิชาใดมีค่า U น้อย แสดงถึงความสำคัญต่อผู้เรียนน้อย และนำหลักการดังกล่าวมาใช้ในการจัดสรรที่นั่งแก่ผู้เรียน

ระบบประมูลวิชาของภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ใช้เงินสมมุติมีหน่วยเป็นโทเคน (Token) โดยนิสิตแต่ละคนจะได้รับ 1,000,000 Token เพื่อนำไปใช้ในการ bid แข่งขัน ตลอดการศึกษา โดยการ bid แต่ละวิชาเริ่มต้นด้วยขั้นต่ำที่จำนวน 50,000 token ($50,000 \leq x \leq 1,000,000$) และนิสิตแต่ละคนต้องจัดสรรตามความต้องการ

อย่างไรก็ตามระบบประมูลวิชาที่ยังมีข้อจำกัดบางประการ ตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างเหตุการณ์การเลือกรายวิชาของนิสิตแต่ละคน เมื่อแต่ละคนได้การจัดสรรเงินคนละ 100 token โดยที่ c แทนรายวิชาที่มีจำนวนที่นั่งจำกัด i แทนนิสิตรายคน B_{ic} แทนการ bid ของนิสิตแต่ละคน วิชา c1 มีจำนวน 3 ที่นั่ง c2 มีจำนวน 2 ที่นั่ง และ c3 มีจำนวน 4 ที่นั่งตามลำดับ ดังรายละเอียด

ตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างผลการประมูลวิชา

B_{ic}	C_1	C_2	C_3
i_1	60	38	2
i_2	48	22	30
i_3	47	28	25
i_4	45	35	20

ที่มา : Course bidding at business school (Tayfun Sönmez & Ünver, 2010)

ผลการประมูลเรียงตามลำดับจากมากไปน้อยดังนี้

วิชา C_1 : i_1, i_2, i_3 ได้เข้าเรียน

วิชา C_2 : i_1, i_4 ได้เข้าเรียน

วิชา C_3 : i_1, i_2, i_3, i_4 ได้เข้าเรียน

สิ่งที่สะท้อนให้เห็นคือ ถึงแม้ว่านิสิต i_4 จะจัดสรร Token ให้สัดส่วนคะแนนวิชา C_1 สูงสุด แต่กลับไม่ได้เข้าเรียน เพราะอาจจะมีการจัดสรรจำนวน Token ที่ควรลงในแต่ละวิชาไม่ดีพอ หรือนิสิต i_3 ไม่ได้เข้าเรียนในรายวิชา C_2 ถึงแม้ว่าจะให้สัดส่วนคะแนนในลำดับที่ 2 ซึ่งในบางวิชา อาจจะมีจุดดุลยภาพ (Equilibrium Price) ที่สามารถลงขั้นต่ำได้ (Minimum) เนื่องจากมีจำนวนที่วางเพียงพอ ในเหตุการณ์นี้เมื่อนิสิตไม่รู้ และไม่แน่ใจในการประมูลวิชา แต่มีความความสนใจในรายวิชานั้นมาก อาจทำให้เกิดการใช้จ่าย Token ที่เกินความจำเป็น (Over Price) เช่น ในวิชา C_3 มีดุลยภาพ จำนวนที่นั่งเพียงพอต่อนักเรียนทุกคน ซึ่งนิสิต i_1 ใช้ Token เพียง 2 Token ในการ bid นั้นหมายถึงการใช้ Token ของนิสิต i_1 ในวิชา C_3 ไม่สามารถสะท้อนความต้องการที่แท้จริงได้ เนื่องจากสามารถใช้จำนวน Token ที่เหลือมากได้อย่างอิสระ

ในความเป็นจริงการแข่งขันด้วยการประมูลมักจะต้องมีข้อมูลสนับสนุนการกระทำและประกอบการวางแผนเพื่อสร้างประโยชน์สูงสุดให้แก่ผู้เรียน เช่นเดียวกับกับ การประมูลในสาขาอื่น ๆ ต่างก็มีผู้เล่นพยายามสร้างเครื่องมือช่วยในการวางแผนการประมูลเพื่อให้ได้ประโยชน์สูงสุด ทั้งในแง่ของคุณค่า และกำไรที่ควรจะได้รับ อีกทั้งยังมีงานวิจัยจำนวนมากที่แสดงวิธีการพยากรณ์ค่าที่ควร Bid สำหรับการนำไปวางแผนเพื่อสร้างประโยชน์และกำไรสูงสุดให้แก่องค์กร หรือ ผู้ประมูล

งานวิจัยชิ้นนี้ผู้วิจัยมุ่งเน้นการศึกษาทดสอบการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมูลวิชาด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เพื่อเป็นเครื่องมือช่วยในการนำไปใช้วิเคราะห์และวางแผนการลงทะเบียนเรียนเพื่อให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดต่อผู้เรียน โดยที่ข้อมูลเหล่านี้จะแสดงถึงโอกาส

ในการเข้าประมูล ผู้เข้าประมูลจะสามารถใช้ประโยชน์จากเครื่องมือนี้ในการช่วยตัดสินใจวิชาที่ควรจะเลือก ชุดวิชาที่เลือก และความเหมาะสมของชุดวิชาที่เลือก เพื่อไม่ให้เกิดการเสียโอกาสในการลงทะเบียนเรียน และเกิดคุณค่าสูงสุด

1.2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

- 1.2.1 เพื่อศึกษาพฤติกรรมการลงทะเบียนเรียนด้วยระบบประมวลวิชาของนักศึกษาคณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ระหว่างปี 2015-2019
- 1.2.2 เพื่อศึกษาแนวทางการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมวลวิชา

1.3. ขอบเขตของการวิจัย

- 1.3.1 ศึกษาพฤติกรรมการลงทะเบียนเรียนด้วยระบบประมวลวิชาระหว่างปี 2015-2019 (5 ปี) คณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- 1.3.2 ศึกษาการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อประเมินจำนวนโทเคนที่ควรเสนอในแต่ละวิชา

1.4. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.4.1 มีข้อมูลพฤติกรรมการใช้งานระบบประมวลวิชาและนำไปปรับปรุงระบบให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น
- 1.4.2 นิสิตสามารถนำไปใช้ลงทะเบียนเรียนผ่านประมวลวิชาเรียนได้เกิดประโยชน์สูงสุด
- 1.4.3 ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ สามารถนำผลการวิจัยไปประยุกต์ใช้ในการเพิ่มประสิทธิภาพระบบประมวลวิชาได้

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1. แนวคิดการประมูลวิชา

2.1.1. ความหมายและลักษณะของการประมูล

การประมูลเป็นแนวคิดที่ถูกพัฒนาขึ้นภายใต้แนวคิดทางเศรษฐศาสตร์ด้วยการจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัดให้เกิดประสิทธิภาพและประสิทธิผลสูงสุด และผนวกเอาทฤษฎีเกมส์ (Game-Theory) เข้ามาใช้ในการประเมินผลที่เกิดขึ้นจากการประมูล ในตลาดของการซื้อขายแลกเปลี่ยน ผู้ขายคาดหวังการได้ผลกำไรสูงสุด ในขณะที่ผู้ซื้อคาดหวังการได้สินค้าในราคาและคุณค่าที่ดีที่สุด การประมูลจึงเป็นวิธีซื้อขายสินค้าวิธีหนึ่ง ซึ่งผู้ขายไม่ทราบว่ารราคาของสินค้าชนิดนั้น ๆ ควรจะมีราคาเท่าไร จึงใช้รูปแบบการตั้งราคาสินค้าขึ้นต่ำขึ้นมา และให้ผู้สนใจตั้งราคาแข่งขันเพื่อเสนอราคาที่ต้องการซื้อ ซึ่งรูปแบบดังกล่าวเป็นรูปแบบที่เก่าแก่ที่สุด (พฤษ์ทยานนท์, 2550) และต่อมาก็ได้มีการพัฒนารูปแบบการประมูลออกหลากหลายรูปแบบ แต่มีรูปแบบที่เป็นมาตรฐานอยู่ทั้งหมด 4 แบบ ได้แก่

- 1) **การประมูลแบบปิดผนึกราคาแรก (First-Price Auction)** คือ การที่ผู้ประมูลวางเสนอราคาไว้ในซองปิดผนึกและส่งให้ผู้จัดการประมูลพร้อมกัน จากนั้นซองประมูลจะถูกเปิดออก ผู้ประมูลที่เสนอราคาสูงสุดจะเป็นผู้ชนะและต้องจ่ายเงินในราคาที่เสนอ
- 2) **การประมูลแบบปิดผนึกราคาที่สอง (Second-Price Auction)** คือ การให้ผู้ประมูลเสนอราคาพร้อมยื่นซองปิดผนึกส่งให้ผู้จัดการประมูล จากนั้นซองประมูลจะถูกเปิดออก โดยผู้ที่เสนอราคาสูงสุดจะเป็นผู้ชนะและจ่ายราคาเท่ากับราคาเสนอราคาสูงสุดอันดับสอง
- 3) **การประมูลจากน้อยไปหามากแบบเปิด (English Auction)** คือ การที่ผู้เข้าร่วมประมูลเสนอราคาสูงขึ้นจากลำดับก่อนหน้าอย่างต่อเนื่อง และจะหยุดก็ต่อเมื่อไม่มีใครเสนอราคาสูงสุดจากปัจจุบัน ผู้เสนอราคาสูงสุดราคาสุดท้ายจะเป็นผู้ชนะ
- 4) **การประมูลจากมากไปหาน้อยแบบเปิด (Dutch Auction)** คือ การที่ผู้จัดการประมูลตั้งราคาที่สูงไว้ค่าหนึ่ง และราคาจะลดลงอย่างต่อเนื่องเมื่อเวลาผ่านไป และจะหยุดก็ต่อเมื่อมีผู้ประมูลรายแรกต้องการให้หยุดไว้ที่ราคานี้ และผู้ชนะต้องจ่ายราคาที่ถูกประกาศให้หยุด

อย่างไรก็ตามภายใต้การประมูลผู้ประมูลต่างจะต้องพิจารณาและประเมินมูลค่าที่คาดหวังของทั้งตัวเองและผู้เล่นอื่น ๆ ตามทฤษฎีเกมส์ ซึ่งประกอบไปด้วยกลไก 3 องค์ประกอบหลัก ได้แก่ (Milgrom & Wilson, 2020)

- 1) **รูปแบบของการประมูล (Auction Type)** คือ กฎในการประกาศราคา วิธีที่ผู้เข้าร่วมประมูลจะเสนอซื้อ วิธีการสรรหาผู้ชนะการประมูล
- 2) **สิ่งที่ใช้ในการประมูล (Item Type)** คือ ชนิดของสินค้าที่ใช้ในการประมูล ซึ่งมีความแตกต่างกันไปในแต่ละตลาด
- 3) **การเข้าถึงข้อมูล (Information Access)** คือ การที่ผู้เข้าร่วมประมูลแต่ละรายมีข้อมูลที่สามารถเข้าถึงได้ไม่เท่ากัน ประกอบด้วย ข้อมูลเฉพาะบุคคล (Private Value) ได้แก่ ความชอบ นิสัย บุคลิก เป็นต้น และข้อมูลสามัญ (Common Value) คือ ข้อมูลทั่วไปที่สามารถถูกแบ่งปันและเข้าถึงได้ เช่น ราคาของสินทรัพย์นั้น ๆ การกระจายข้อมูลดังกล่าวยังถือเป็นส่วนที่ให้ความเท่าเทียมข้อมูลในมือแก่ผู้เข้าร่วมประมูลทุกคนเพื่อความยุติธรรมในการประมูล

2.1.2. ความแตกต่างของการประมูลและการเสนอราคา (Bidding and Auction)

มักมีความเข้าใจผิดเกี่ยวกับรูปแบบของการเสนอราคา (Bidding) และการประมูล (Auction) โดยสามารถสรุปรูปแบบความแตกต่างกันดังนี้ (Shethna, 2020)

- 1) การเสนอราคาสามารถเกิดขึ้นในระหว่างบุคคล และในตลาดทั่วไปก็ได้ ไม่เป็นทางการ โดยเป็นรูปแบบการแข่งขันเสนอราคาจากผู้ที่ต้องการสินค้านั้น ๆ โดยที่ผู้ให้ราคาสูงสุดจะเป็นผู้ชนะและเป็นผู้ได้รับสินค้า
- 2) การประมูลมีความแตกต่างเพียงเล็กน้อยกับการเสนอราคา คือ การประมูลมีรูปแบบทางการและมีขั้นตอนในการประมูลผ่านผู้จัดการประมูล (Auctioneer) ผู้จัดการประมูลจะเป็นผู้รับราคา เสนอราคา และเรียกราคา จนกระทั่งถึงจุดสิ้นสุดการประมูล และผู้จัดการประมูลจะประกาศผู้ชนะที่ให้ราคาสูงสุดต่อไป อย่างไรก็ตามวิธีนี้มักเชิญกลุ่มบุคคลเฉพาะเพื่อเข้าร่วมการประมูล

2.1.3. การประมูลอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Auction)

ในปัจจุบันเทคโนโลยีมีความก้าวหน้าและรูปแบบพฤติกรรมการใช้ชีวิตเปลี่ยนไป รูปแบบของการประมูลจึงถูกวิวัฒนาการเข้าสู่ความเป็นอิเล็กทรอนิกส์ การประมูลอิเล็กทรอนิกส์ เป็นการเสนอซื้อเสนอขายสินค้าหรือบริการ ผ่านสื่ออิเล็กทรอนิกส์หรือเครือข่ายคอมพิวเตอร์ ระหว่างผู้ซื้อกับผู้ขาย

เข้ามาแข่งขันกันเสนอราคาใน ช่วงเวลาที่กำหนด และมักเห็นในรูปแบบการประมูลออนไลน์ เช่น การประมูลผ่านเว็บไซต์อีเบย์ (ebay) และเป็นรูปแบบที่นิยมมากที่สุดรูปแบบหนึ่ง (คคมิ, 2559)

2.1.4. การประมูลวิชา (Course Bidding)

การประมูลวิชาเป็นการนำเอาแนวคิดการประมูล มาประยุกต์ใช้สำหรับภาคการศึกษา เพื่อการจัดสรรการลงทะเบียนเรียนให้สอดคล้องความต้องการเรียนของนักศึกษาในวิชาเรียนที่มีความต้องการสูง ให้เท่าเทียมและมีประสิทธิภาพสูงสุด และในปัจจุบันมีมหาวิทยาลัยในต่างประเทศหลายแห่งก็ได้้นำแนวคิดการประมูลวิชาไปใช้ในภาคการศึกษาแล้วเช่นเดียวกัน อาทิ University of Michigan Business School (UMBS) Columbia Business School, Hass School of Business เป็นต้น (Sonmez & Unver, 2005) ซึ่งการประมูลวิชานั้นจะกระทำผ่านสื่ออิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งเป็นหนึ่งในรูปแบบการประมูลอิเล็กทรอนิกส์ โดยให้นักเรียนเสนอชื่อรายวิชาที่ต้องการลงทะเบียนผ่านสื่ออิเล็กทรอนิกส์หรือเครือข่ายคอมพิวเตอร์ในช่วงเวลาที่กำหนด

2.1.5. ระบบประมูลวิชา (Course Bidding System)

เป็นระบบอิเล็กทรอนิกส์ที่สร้างขึ้นเพื่อให้นักเรียนเข้ามาใช้งานเพื่อประมูลวิชา โดยมีหลักการคือใช้เงินแทนการให้ความสำคัญของแต่ละวิชาของนักศึกษา หากวิชาใดมีความสำคัญมากก็ให้เสนอเงินมาก ในทางตรงกันข้ามหากวิชาใดมีความสำคัญน้อยก็ให้เสนอเงินในจำนวนที่น้อยลง หากการประมูลวิชาใดไม่ชนะก็จะได้รับเงินคืน ในประเทศไทยมีคณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย และสาธิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ได้นำระบบนี้มาใช้งานในการจัดสรรความต้องการเรียนให้เกิดประสิทธิภาพต่อนักเรียนมากสูงสุด

ผู้วิจัยขอแสดงตัวอย่างลักษณะของระบบประมูลวิชาหลังเลิกเรียนของสาธิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ซึ่งนักเรียนจะได้รับการจัดสรรเงินจำลอง (Token) จำนวน 30,000 โทเคนสำหรับการใช้งานในระยะเวลา 3 ปี โดยมีรายละเอียดดังนี้

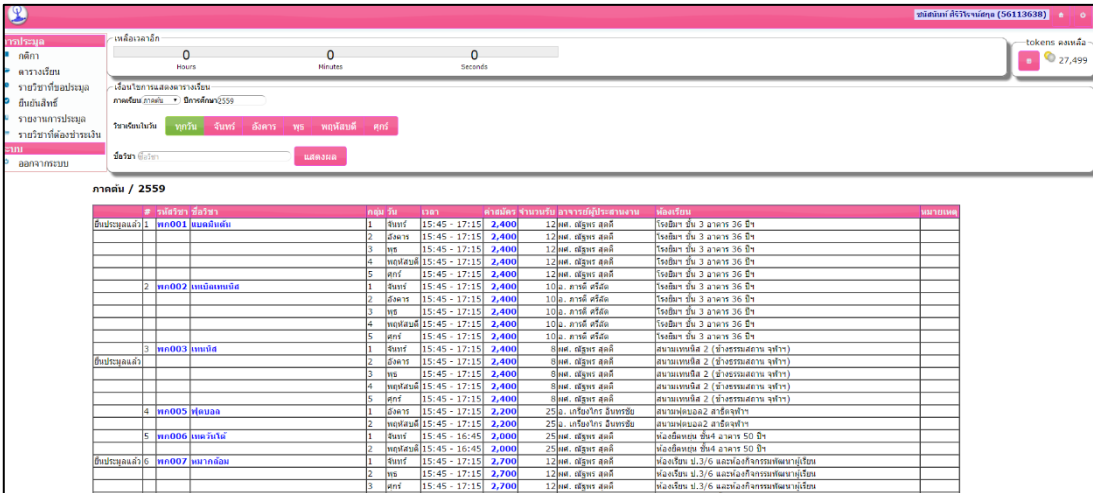
1) กลไกกติกาของระบบ (System Rules)

- 1.1) เริ่มต้นนักเรียนจะได้รับการจัดสรรเงินจำลอง หรือเรียกว่าโทเคน (Token) สำหรับนำไปใช้ในการลงทะเบียนเรียนตลอดการศึกษาในระยะเวลา 3 ปี เป็นจำนวนทั้งสิ้น 30,000 โทเคน และจะหมดอายุภายใน 3 ปี หลังจากนั้นจะได้รับการจัดสรรใหม่
- 1.2) นักเรียนสามารถยื่นประมูลวิชาได้ตามจำนวนที่ต้องการ
- 1.3) ในการยื่นเสนอราคาแต่ละครั้งต้องเสนอครั้งละไม่ต่ำกว่า 500 โทเคน

- 1.4) หากการยื่นเสนอราคาแล้วแต่ไม่ชนะการประมูลในรายวิชานั้น ๆ โทเคนจะถูกจัดสรรคืนให้ภายหลัง ยกเว้นกรณีไม่รับสิทธิ์ยืนยันการลงทะเบียนจะไม่ได้รับโทเคนคืน

2) ขั้นตอนการประมูลวิชา (Bidding Process)

2.1) เข้าสู่ระบบและเข้าสู่เมนูรายวิชาเพื่อเตรียมการขอประมูลรายวิชา



ภาพที่ 1 แสดงหน้าจอระบบประมูลรายวิชา โดยมีเมนูด้านซ้ายและข้อมูลหลักด้านบน. ตารางด้านล่างแสดงรายการรายวิชาที่พร้อมประมูล:

ประเภท	รหัสวิชา	ชื่อรายวิชา	ครูผู้สอน	เวลา	ค่าสมัคร	จำนวนที่นั่ง	จำนวนที่ว่าง	สถานะ	
ประเภทที่ 1	ทศ001	เทคโนโลยี	1	ชัยพร	15:45 - 17:15	2,400	12	8	เปิดเรียน
			2	สัณหา	15:45 - 17:15	2,400	12	8	เปิดเรียน
			3	พร	15:45 - 17:15	2,400	12	8	เปิดเรียน
			4	พลัส	15:45 - 17:15	2,400	12	8	เปิดเรียน
			5	ศร	15:45 - 17:15	2,400	12	8	เปิดเรียน
ประเภทที่ 2	ทศ002	เทคโนโลยี	1	ชัยพร	15:45 - 17:15	2,400	10	6	เปิดเรียน
			2	สัณหา	15:45 - 17:15	2,400	10	6	เปิดเรียน
			3	พร	15:45 - 17:15	2,400	10	6	เปิดเรียน
			4	พลัส	15:45 - 17:15	2,400	10	6	เปิดเรียน
			5	ศร	15:45 - 17:15	2,400	10	6	เปิดเรียน
ประเภทที่ 3	ทศ003	เทคโนโลยี	1	ชัยพร	15:45 - 17:15	2,400	8	4	ปิดเรียน
			2	สัณหา	15:45 - 17:15	2,400	8	4	ปิดเรียน
			3	พร	15:45 - 17:15	2,400	8	4	ปิดเรียน
			4	พลัส	15:45 - 17:15	2,400	8	4	ปิดเรียน
			5	ศร	15:45 - 17:15	2,400	8	4	ปิดเรียน
ประเภทที่ 4	ทศ005	พัฒนา	1	ชัยพร	15:45 - 17:15	2,200	25	20	เปิดเรียน
			2	สัณหา	15:45 - 17:15	2,200	25	20	เปิดเรียน
			3	พร	15:45 - 17:15	2,200	25	20	เปิดเรียน
			4	พลัส	15:45 - 17:15	2,200	25	20	เปิดเรียน
			5	ศร	15:45 - 17:15	2,200	25	20	เปิดเรียน
ประเภทที่ 5	ทศ006	เทคโนโลยี	1	ชัยพร	15:45 - 16:45	2,000	25	20	ปิดเรียน
			2	สัณหา	15:45 - 16:45	2,000	25	20	ปิดเรียน
ประเภทที่ 6	ทศ007	ภาษาอังกฤษ	1	ชัยพร	15:45 - 17:15	2,700	12	8	เปิดเรียน
			2	พร	15:45 - 17:15	2,700	12	8	เปิดเรียน
			3	ศร	15:45 - 17:15	2,700	12	8	เปิดเรียน

ภาพที่ 1 ตัวอย่างขั้นตอนการประมูลรายวิชาสาธิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ที่มา : satite.chula.ac.th

- 2.2) เลือกรายวิชาและเข้าสู่การประมูล พร้อมระบุจำนวนโทเคนที่ต้องการร่วมเสนอราคาในรายวิชานั้น ๆ



ภาพที่ 2 แสดงหน้าจอการประมูลรายวิชา. ด้านบนแสดงเวลาและจำนวนโทเคน. มีแจ้งเตือนเกี่ยวกับเวลาเรียนและสถานะของรายวิชา. หน้าจอหลักแสดงรายละเอียดของรายวิชาที่เลือก:

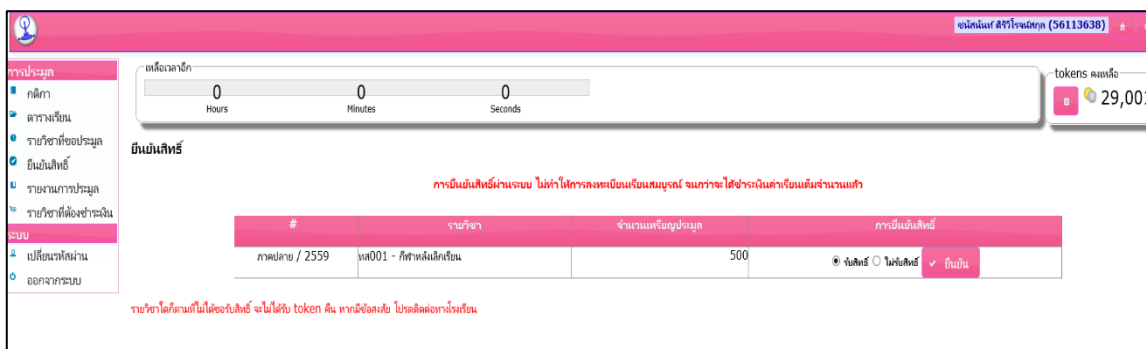
ความสำคัญ (Priority) #1 Priority
แต้ม (Token) 500
 กลุ่มที่: 4, รัน: 24, จำนวนประมูล: 24
 ทศ030 - ClickRobot (NXT Mindstorm)
 ผู้สอน: อ. เฟื่องลา กิจพิริวงค์
 วัน: ทุกวัน
 เวลา: 15:45 - 17:15
 หมายเหตุ: ห้องเรียน น.3/6 และห้องปฏิบัติการคอมพิวเตอร์

จำนวน Token: 4,000

ภาพที่ 2 ตัวอย่างขั้นตอนการประมูลรายวิชาสาธิตจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย 2

ที่มา : satite.chula.ac.th

- 2.3) ภายหลังจากหมดเวลาการประมูลแล้ว ระบบจะประกาศรายชื่อวิชาที่ผ่านการประมูล ผู้เสนอราคาต้องกดยืนยันสิทธิ์เพื่อรับสิทธิ์ในการเข้าเรียนต่อไป



ภาพที่ 3 ตัวอย่างขั้นตอนการประมูลวิชาสถิติจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย 3

ที่มา : satite.chula.ac.th

2.2. การพยากรณ์ราคาการประมูล (Price Prediction for Bidding)

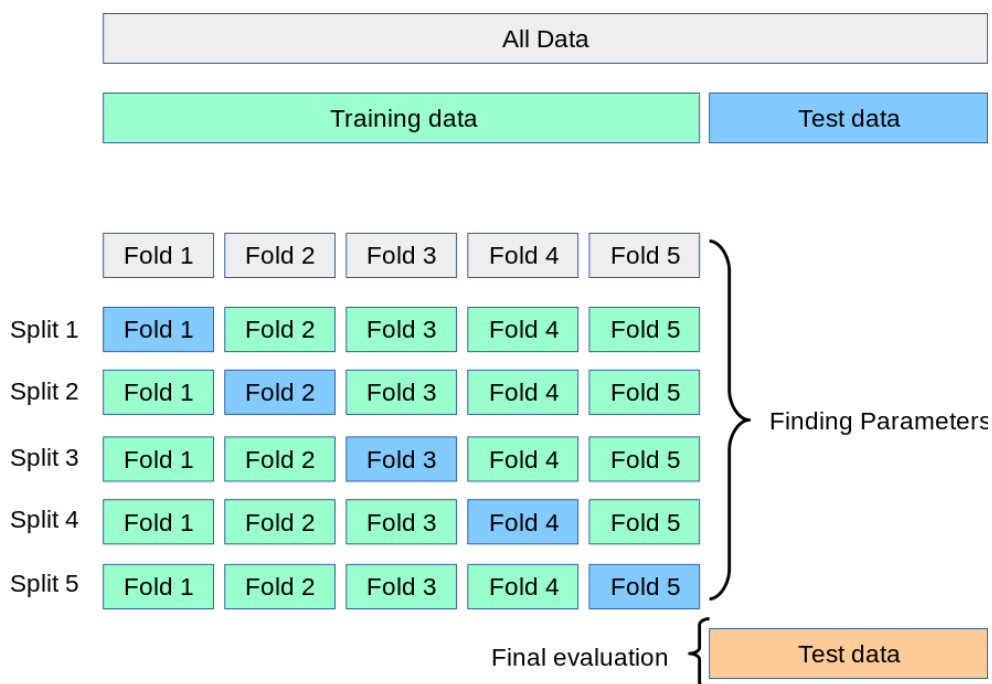
การพยากรณ์ราคาประมูลได้เข้ามามีบทบาทสำคัญทั้งในบทบาทของธุรกิจรวมถึงในมุมมองของการวิจัยเพื่อสร้างผลประโยชน์สูงสุดให้แก่ทั้งผู้ขาย (Buyer) และผู้ซื้อ (Seller) ในการสร้างผลประโยชน์สูงสุดการเข้าถึงข้อมูลของผู้จะประมูลถือเป็นส่วนสำคัญอย่างยิ่งตามทฤษฎีการประมูลในหัวข้อที่ 2.1 จึงมักมีความพยายามในการเข้าถึงข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ เพื่อสร้างความได้เปรียบในการแข่งขัน เช่น หากในการประมูลสินค้าชิ้นหนึ่ง ผู้เข้าร่วมการประมูลรายหนึ่งทราบราคาของสินค้านั้นอยู่แล้ว หากผู้เข้าร่วมประมูลส่วนใหญ่ประมูลไปในราคาที่สูงกว่ามูลค่าที่แท้จริงจะทำให้เกิดค่าสภาพของผู้ชนะที่ต้องจ่ายแพงกว่าในราคาที่แท้จริง (สุวรรณอัจฉริย, 2563) แต่ในปัจจุบันการประมูลได้มีวิวัฒนาการและใช้งานผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์มากขึ้นและแพร่หลายไปในหลากหลายอุตสาหกรรม โดยมีกลไกของระบบและกติกาที่ต่างกันไป อย่างไรก็ตามระบบประมูลอิเล็กทรอนิกส์จะมีการประมวลผลและจัดเก็บข้อมูลการเสนอซื้อเสนอขายอยู่ในฐานข้อมูลเป็นจำนวนมากและมีจะมีจำนวนมากขึ้นอย่างต่อเนื่อง ซึ่งข้อมูลเหล่านี้สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้ รวมถึงการนำไปใช้ในการพยากรณ์ราคาประมูลด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) หรือ วิทยาศาสตร์ข้อมูล (Data Science) เช่น การทดสอบการพยากรณ์หาราคาสุดท้ายของการประมูลด้วยการใช้เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Kaur, Goyal, & Lu, 2012)

2.3. การพัฒนาและทดสอบประสิทธิภาพโมเดล

2.3.1. การตรวจสอบไขว้ (K-Fold Cross Validation)

การแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล นี้ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้มี ความน่าเชื่อถือ วิธีการ คือ แบ่งข้อมูลออกเป็น K ส่วน โดยแต่ละส่วนจะมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน หลังจากนั้นจะนำข้อมูล 1 ส่วนจาก K ส่วนที่แบ่งได้มาใช้เป็นชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Data) และ ข้อมูลอีก K-1 ส่วน จะถูกใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Data) แสดงรายละเอียดกระบวนการ K ครั้ง และนำค่าวัดประสิทธิภาพตัวแบบที่ได้จากการทดลอง K ครั้ง มาหาค่าเฉลี่ย ประโยชน์ของการ ตรวจสอบไขว้ คือ ทุกข้อมูลโดยการใช้เป็นข้อมูลทดสอบและกระบวนการสร้างตัวแบบและการ ทดสอบ มีการทำซ้ำมากกว่า 1 ครั้ง ทำให้สามารถลดปัญหาอคติที่เกิดจากการเลือกชุดข้อมูล ฝึกสอนและทดสอบได้

ค่า K ที่นิยมใช้และได้รับการยอมรับ คือ K=10 เพราะจะเหลือข้อมูลไว้สำหรับการฝึกสอน (Training) ถึง 90% ในแต่ละรอบ และอีก 10% ไว้สำหรับการทดสอบ (Testing) โดยสามารถแสดงกระบวนการได้ดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 กระบวนการทำตรวจสอบไขว้ (K-Fold Validation)

ที่มา <https://scikit-learn.org>

2.3.2. การวัดประสิทธิภาพโมเดล

ในการวัดประสิทธิภาพของโมเดลเพื่อประเมินประสิทธิภาพความสัมพันธ์ของข้อมูลในลักษณะการถดถอย (Regression) นิยมใช้เมตริกต่าง ๆ ดังนี้

- 1) **Mean Absolute Error (MAE)** : สำหรับการคำนวณผลรวมของค่าคลาดเคลื่อน แล้วปรับให้อยู่ในค่าสัมบูรณ์ (Absolute) โดยมีสูตรดังนี้

$$MAE = \frac{1}{n} \times \sum |prediction - actual|$$

- 2) **Mean Absolute Percentage Error (MAPE)** : สำหรับการคำนวณผลรวมของค่าคลาดเคลื่อน มีลักษณะเดียวกับ MAE แต่ปรับให้อยู่ในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ (Percentile) โดยมีสูตรดังนี้

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \frac{|actual - prediction|}{|actual|} \times 100$$

- 3) **Mean Squared Error (MSE)** : สำหรับการคำนวณผลรวมของค่าคลาดเคลื่อน แล้วปรับให้อยู่รูปยกกำลังสองก่อนค่าหาเฉลี่ย อย่างไรก็ตามมีการใช้ MSE มีผลต่อชุดข้อมูลที่มีความแปรปรวนของสูง ซึ่งจะส่งผลให้ผลลัพธ์มีค่าสูงตามไปด้วย โดยมีสูตรดังนี้

$$MSE = \frac{1}{n} \times \sum (prediction - actual)^2$$

- 4) **Root Mean Square Error (RMSE)** : มีลักษณะเดียวกันกับ MSE สำหรับการคำนวณผลรวมของค่าคลาดเคลื่อน แล้วปรับให้อยู่รูปยกกำลังสองก่อนค่าหาเฉลี่ย แล้วทำการนำค่ายกกำลังสองออกด้วยสแควรูท ซึ่งทำให้สามารถตีความได้ง่ายกว่า และมีค่าหน่วยเดียวกับชุดข้อมูล โดยมีสูตรดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum (prediction - actual)^2}$$

2.4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การประมุขวิชาเป็นเทคนิคที่ได้รับความนิยมในหลากหลายมหาวิทยาลัยธุรกิจ (Business School) ซึ่งมีประสิทธิภาพในด้านการจัดสรรผู้เข้าเรียนในแต่ละรายวิชา ลดปัญหาและความวุ่นวายในงานเอกสาร ความ โดยเฉพาะอย่างยิ่งวิชาที่มีความต้องการสูงในขณะที่มีจำนวนที่นั่งจำกัด สามารถสร้างความยุติธรรมให้แก่ทุกฝ่ายได้ แต่การประมุขวิชาในรูปแบบการใช้กฎผู้จ่ายมากได้มาก จะมีข้อขัดแย้งในตัวเอง อีกทั้งยังไม่สามารถสะท้อนความต้องการที่แท้จริงของผู้เข้าเรียนได้ เช่น ในบางรายวิชาไม่จำเป็นต้องจ่ายมาก เพราะมีดุลยภาพจำนวนที่นั่งเท่ากับจำนวนนักเรียนที่ต้องการเรียน หรือน้อยกว่า นักเรียนคนใดที่รู้กฎข้อนี้ก็จะเกิดข้อได้เปรียบเป็นอย่างมาก หากวิชาใดที่มีความต้องการต่อนักเรียนบางรายสูง แต่การจัดสรรทุนไม่มีประสิทธิภาพเพียงพอจะทำให้ขาดโอกาสไป Tayfun Sönmez & M. Utku Ünver จึงได้เสนอกฎการประมุขวิชาแบบประกอบสองทาง (Two-side matching) ด้วยหลักการ Pareto-Dominant คือ การเพิ่มการเก็บข้อมูลความสำคัญ ข้อมูลความชอบของนักเรียนเข้ามาเพื่อทำการประเมินร่วมกับต้นทุนที่ได้จ่ายไป ซึ่งกระบวนการนี้จะทำให้ได้ข้อมูลที่สำคัญสำหรับการนำไปวิเคราะห์และจัดสรรรายวิชาในแต่ละภาคการศึกษาได้ และการจัดสรรวิชาของนักเรียนแต่ละคนจะมีความแตกต่างกันไป กล่าวคือหากมีการให้ความสำคัญที่เท่ากัน แต่การจัดสรรผู้ได้เข้าเรียนจะขึ้นอยู่กับกลไก (Mechanism) ของแต่ละระบบ

การประมุขวิชาและการประมุขสัญญาจ้างงาน (Contract) แบบมีผู้ชนะหลายคนมีหลักการบนพื้นฐานเดียวกัน แต่มีกลไกที่แตกต่างกัน เช่น การจัดสรรสัดส่วนการได้ผลประโยชน์จากสัญญาซึ่งมีความซับซ้อนกว่าอย่างไรก็ตามการประมุขเป็นสิ่งที่เกี่ยวข้องกับผลประโยชน์ของแต่ละคน ความคาดหวัง แต่ความต้องการกำไรสูงสุด จึงได้มีการนำเอาเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) มาเรียนรู้ และพยากรณ์ผลที่จะเกิดขึ้น เพื่อเพิ่มโอกาสในการชนะ โดย Jong-Min Kim & Hojin Jung ได้แสดงถึงความเป็นไปได้ในการพยากรณ์ค่าผลลัพธ์ในการประมุขแต่ครั้งด้วยเทคนิค Machine Learning

Jie Mei, Dawei He, Ronald Harley and Thomas Habetler and Guannan Qu ได้ทดสอบการทำนายราคาการซื้อขายในตลาดพลังงานไฟฟ้าด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อใช้ประเมินราคาที่ควร Bid วางแผนกลยุทธ์ซื้อขายและวางแผนความเสี่ยง โดย Model ที่ใช้ประกอบด้วย Random Forest, Neural Network และใช้เทคนิคการป้อนข้อมูลกลับและปรับค่าแบบ Realtime ด้วย ARMA Model ในระหว่างการทำนายผลเพื่อปรับปรุงความแม่นยำของโมเดลและผลที่ได้พบว่าการใช้ Random Forest ให้ผลที่ดีที่สุดด้วยค่าผิดพลาดที่ 12.03%

Richard D. Lawrence ได้ทดสอบเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการนำไปใช้ในการจัดสรรราคาที่จะ Bid (Optimal) โดยงานวิจัยนี้ก็เป็นการศึกษาหาวิธีการแก้ปัญหาการเสนอราคาของนักขายให้แก่ผู้ซื้อด้วยกำไรที่สูงที่สุด และมีปัจจัยในด้านราคาเสนอสนองมีการเปลี่ยนแปลงบ่อย

ด้วยการใช้ Naive Bay Model มาทำนายราคาที่เหมาะสมและโอกาสที่ผู้ซื้อจะ bid ในรูปแบบ Win/Loss โดยที่วิธีการนำเอาข้อมูลสถิติจากคุณลักษณะ (Feature) ที่เกี่ยวข้องเข้ามาฝึกฝนโมเดล และหาช่วงความน่าจะเป็นสำหรับการนำไปวางแผนตั้งราคาและทำกำไรให้ได้สูงสุด อย่างไรก็ตาม ผลการวิจัยนี้ไม่ได้แสดงผลความแม่นยำหรือผลลัพธ์ของโมเดล แต่ผลลัพธ์ที่ออกมามีนัยยะทางสถิติที่เพิ่มขึ้นสำหรับการนำไปใช้ optimal bid price ซึ่งเป็นเรื่องหลักของงานวิจัยชิ้นนี้ และผลการทดสอบพบว่าการตั้งราคาของโมเดลสูงมากกว่าที่คนตั้ง



4039839301

CU Thesais 6270047421 thesais / recv: 12072564 17:48:30 / seq: 7

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย

3.1. ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

ข้อมูลการประมูลวิชานี้ได้รับความอนุเคราะห์จากคณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย โดยเป็นข้อมูล Log จากฐานข้อมูลระบบประมูลวิชา (Database) ในลักษณะ Transaction ของนิสิตปริญญาตรี คณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ทั้งหมด ดังภาพที่ 5 อย่างไรก็ตามได้มีการปรับเปลี่ยนกฎการประมูลวิชาตั้งแต่ปี 2015 เป็นต้นไป ผู้วิจัยจึงคัดเลือกเอาข้อมูลที่ใช้สำหรับการศึกษาวิจัยครั้งนี้อยู่ระหว่างปี 2015-2019 รวมเป็นระยะเวลา 5 ปี (เนื่องจากปี 2020 เกิดเหตุการณ์โรคระบาด Covid-19 จึงไม่มีการประมูลวิชา)

ข้อมูลการประมูลวิชาที่เกิดขึ้นมีจำนวนทั้งหมด 5,455 ครั้ง โดยในแต่ละครั้งจะประกอบไปด้วยค่าคุณลักษณะสถานะต่าง ๆ (Attribute) บันทึกลงในระบบฐานข้อมูล ดังแสดงในตารางที่ 2 และสามารถสรุปข้อมูลโดยแบ่งเป็นผู้ชนะการประมูลจำนวน 3,746 ครั้ง มีค่าเฉลี่ยการประมูล จำนวน 124,798.77 Token ค่าต่ำสุด 50,000 Token ค่าสูงสุด 703,095 Token ส่วนผู้แพ้การประมูลจำนวน 1,709 ครั้ง มีค่าเฉลี่ยการประมูล จำนวน 104,120.52 Token ค่าต่ำสุด 50,000 Token ค่าสูงสุด 654,321 Token ดังแสดงในตารางที่ 3

และสามารถแสดงในรูปแบบรายวิชาทั้งหมด 168 รายวิชา ประกอบด้วย จำนวนที่รับสมัคร จำนวนผู้ลงทะเบียนทั้งหมด จำนวนผู้ชนะการประมูล จำนวนผู้แพ้การประมูล ค่าเฉลี่ย ค่าสูงสุด ค่าต่ำสุดของ Token ที่ใช้ในการประมูลในรายวิชานั้น ๆ ดังแสดงในภาพที่ 6

courseid	courseoffered	studentid	token	bid
10	10	100100421	1	20
11	11	100100421	16	24
12	12	100100101	100000	11
13	13	100100101	100000	12
14	14	100100101	100000	13
15	15	100100101	100000	14
16	16	100100101	100000	15
17	17	100100101	100000	16
18	18	100100101	100000	17
19	19	100100101	100000	18
20	20	100100101	100000	19
21	21	100100101	100000	20
22	22	100100101	100000	21
23	23	100100101	100000	22
24	24	100100101	100000	23
25	25	100100101	100000	24
26	26	100100101	100000	25
27	27	100100101	100000	26
28	28	100100101	100000	27
29	29	100100101	100000	28

ภาพที่ 5 ตัวอย่างชุดข้อมูลการประมูลวิชาจากฐานข้อมูลคณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 2 คุณลักษณะจากการบันทึกข้อมูลในระบบฐานข้อมูล

ลำดับ	ชื่อ Column	ความหมาย
1	courseid	Id ลำดับการลงทะเบียนของนิสิต (Index)
2	courseofferid	Id วิชาที่มีการเปิดการสอน
3	auctioncourseid	Id ลำดับการลงทะเบียนเปิดวิชา (index)
4	studentid	รหัสนิสิตแต่ละคน
5	token	จำนวน token ที่นิสิตลงในแต่ละรายวิชา
6	ord	-
7	regstatus	สถานะลงทะเบียน
8	refund	สถานะการคืน Token
9	forcerefund	การบังคับคืน Token
10	registered	ผ่าน / ไม่ผ่านการลงทะเบียน
11	confirmdate	Datetime

ตารางที่ 3 ภาพรวมจำนวนผู้ชนะและผู้แพ้การประมูลวิชา

ประเภท	จำนวน	ค่าเฉลี่ย	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด
ผู้ชนะการประมูล	3,746	124,798.77	50,000	703,095
ผู้แพ้การประมูล	1,709	104,120.52	50,000	654,321
รวม	5,455	118,320.47	50,000	703,095

	Year	Course_Id	Course_name	Limit	Total_Reg	Enrolled	Unenrolled	Mean_Token	Min_Token	Max_Token
0	2015	444	COMP SECURITY	40	90	40	50	183604.100000	50000	480001
1	2015	445	INTRO DATA MINING	40	30	26	4	56984.400000	50000	190000
2	2015	447	INTRO ROBOTICS	30	41	22	19	67927.146341	50000	100001
3	2015	448	ARTIFICAL INTELL II	40	53	40	13	124443.396226	50000	262002
4	2015	453	COMP/COMM	40	12	11	1	50084.666667	50000	51015
...
163	2019	653	VLSI DESIGN	30	22	20	2	78538.500000	50000	200000
164	2019	651	AUTO SPEECH RECOG	30	30	30	0	58964.300000	50000	99999
165	2019	660	SENSOR TECH	30	12	8	4	51666.666667	50000	60000
166	2019	649	SW PROC IMPROVE	30	8	7	1	59189.125000	50000	100000
167	2019	656	ASST TECH	0	8	0	8	50050.500000	50000	50101

168 rows x 10 columns

ภาพที่ 6 ตัวอย่างสรุปข้อมูลรายวิชาจากฐานข้อมูล

หมายเหตุ : ข้อมูลรายวิชาทั้งหมดแสดงในภาคผนวก ก.

3.2. การศึกษาพฤติกรรมกลางทะเลเบียนเรียนด้วยระบบประมวลวิชา

ในการศึกษาพฤติกรรมกลางทะเลเบียนเรียนด้วยระบบประมวลวิชาระหว่างปี 2015-2019 (5 ปี) ผู้วิจัยจะทำการศึกษาเปรียบเทียบข้อมูลโดยใช้โปรแกรมภาษาไพธอน (Python) เพื่อแสดงผลค่าทางสถิติในรูปแบบพรรณนา (Descriptive Statistic) เช่น การคำนวณหาผลรวม (Sum) ค่าเฉลี่ย (Mean) และค่าร้อยละ (Percentage) และใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูป Tableau หรือ Excel เพื่อแสดงผลภาพและนำเสนอเป็นตาราง แผนภูมิ และบรรยายสรุปเป็นความเรียง

3.3. การทดสอบการประเมินจัดสรรโทเคนด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

3.3.1. จัดเตรียมความพร้อมของข้อมูลก่อนนำเข้าโมเดล (Data Pre-Processing)

1) เพิ่มเติมตัวแปรความนิยมรายวิชา

เนื่องจากวิชาที่มีการประมวลในแต่ละปีมีความนิยมที่แตกต่างกัน ทั้งในด้านจำนวนรับที่จำกัด และจำนวนผู้ลงทะเบียนในรายวิชานั้น ๆ ผู้วิจัยจึงทำการคำนวณหาผลรวมจำนวนผู้ลงทะเบียนทั้งหมดในรายวิชานั้น ๆ และนำมาหาสัดส่วนกับจำนวนรับที่จำกัด เพื่อสะท้อนค่าความนิยมในแต่ละรายวิชา ดังนี้

$$\text{Interesting} = \frac{\text{Total registers on each course}}{\text{Limit seat each course}}$$

2) เพิ่มเติมข้อมูลสำคัญทางสถิติ

คุณลักษณะที่เกี่ยวข้องกับการประมวลวิชาและการพยากรณ์ค่า Token สำหรับการประมวลมีจำนวนน้อย ซึ่งอาจจะเกี่ยวข้องหรือไม่เกี่ยวข้องเลยก็ได้ ผู้วิจัยจึงได้ทำการเพิ่มค่าสำคัญต่าง ๆ เพื่อให้เป็นตัวเลือกก่อนการเตรียมการเข้าโมเดล ดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 การเพิ่มเติมข้อมูลทางสถิติที่สำคัญลงในชุดข้อมูล

ตัวแปร	คำอธิบาย
all_max	ค่าสูงสุดในการประมวล
all_mean	ค่าเฉลี่ยในการประมวล
all_min	ค่าต่ำสุดในการประมวล
enrolled_max	ค่าสูงสุดผู้ชนะในการประมวล
enrolled_mean	ค่าเฉลี่ยผู้ชนะในการประมวล
enrolled_min	ค่าต่ำสุดผู้ชนะในการประมวล
unenrolled_max	ค่าสูงสุดผู้แพ้ในการประมวล
unenrolled_mean	ค่าเฉลี่ยผู้แพ้ในการประมวล
unenrolled_min	ค่าต่ำสุดผู้แพ้ในการประมวล

3) ทำการปรับรูปข้อมูล (Transformation)

ระยะความกว้างของ Token ในการประมวลมีลักษณะกว้างระหว่างจำนวน 50,000 – 1,000,000 เพื่อให้การประมวลผลของคอมพิวเตอร์สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น จึงมีความจำเป็นต้องปรับระยะข้อมูล (Scale) ของค่าตั้งต้นให้อยู่ในรูปปกติ (Normalization) มีค่าระหว่างค่า 0 – 1 ดังภาพที่ 7

```
col_normalize = ['all_max', 'all_min', 'all_mean',
                'enrolled_max', 'enrolled_min', 'enrolled_mean',
                'unenrolled_max', 'unenrolled_min', 'unenrolled_mean', 'Token']

for i in col_normalize:
    data[i] = data[i]/1000000
```

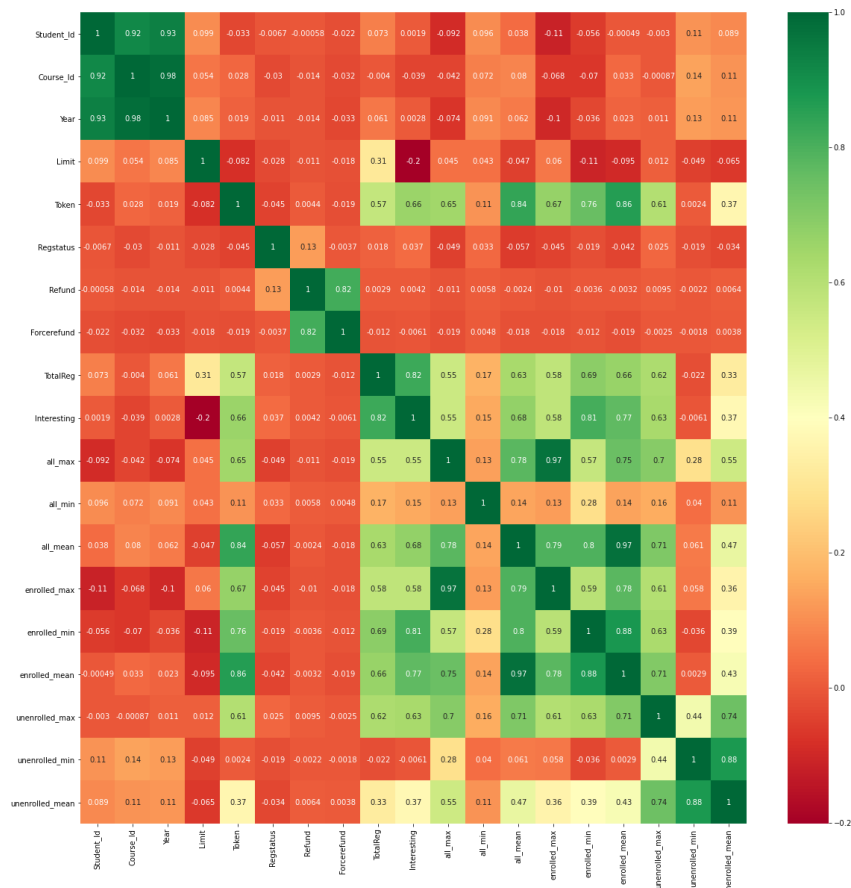
ภาพที่ 7 การทำค่าตัวแปรต่าง ๆ ให้อยู่ในรูปปกติ

4) กรองคัดเลือกชุดข้อมูล (Data Filtering)

ในการพยากรณ์ค่า Token สำหรับการใช้ประมวลวิชานั้น ผู้วิจัยมุ่งเน้นไปค่า Token ของกลุ่มผู้ชนะการประมวลเพียงเท่านั้น จึงทำการคัดเลือกเฉพาะผู้ที่ชนะการประมวล (Enrolled = 1) ผลสรุปชุดข้อมูลสำหรับนำเข้าจำนวน

3.3.2. การคัดเลือกตัวแปรนำเข้า

กระบวนการคัดเลือกข้อมูลนำเข้าเป็นส่วนสำคัญที่จะส่งผลให้โมเดลเกิดประสิทธิภาพ โดยในขั้นตอนนี้ผู้วิจัยนำเทคนิคที่ได้รับความนิยมและเป็นที่ยอมรับในการทำงานในสาขาวิทยาศาสตร์ข้อมูล คือ การวิเคราะห์สหสัมพันธ์แบบเมตริก (Correlation Matrix) มาช่วยในการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และทำการเลือกตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอื่นมากกว่า 4 ตัวขึ้นไป และมีค่าสหสัมพันธ์มากกว่า 0.6



ภาพที่ 8 สหสัมพันธ์แบบเมตริกของชุดข้อมูล

หมายเหตุ : ค่า 0 (สีแดง) หมายถึงความสัมพันธ์น้อย ค่า 1 (สีเขียว) หมายถึงความสัมพันธ์มาก

จากภาพที่ 8 จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์แบบเมตริกเพื่อคัดเลือกตัวแปรนำเข้าโมเดล สำหรับการประเมินค่าโทเคนสำหรับการประมวลผลวิชา สามารถสรุปชุดตัวแปรนำเข้าได้ดังภาพที่ 9

ตารางที่ 5 ชุดตัวแปรนำเข้า

ตัวแปร	คำอธิบาย
Interesting	ค่าความน่าสนใจในรายวิชา
all_max	ค่าสูงสุดในการประมวล
all_mean	ค่าเฉลี่ยในการประมวล
enrolled_max	ค่าสูงสุดผู้ชนะในการประมวล
enrolled_mean	ค่าเฉลี่ยผู้ชนะในการประมวล
enrolled_min	ค่าต่ำสุดผู้ชนะในการประมวล
unenrolled_max	ค่าสูงสุดผู้แพ้ในการประมวล
unenrolled_mean	ค่าเฉลี่ยผู้แพ้ในการประมวล
Token	ค่าโทเคนที่ใช้ในการประมวล

```
[ ] 1 select_col = ['Interesting',
2             'all_max', 'all_mean',
3             'enrolled_max', 'enrolled_min', 'enrolled_mean',
4             'unenrolled_max', 'unenrolled_mean', 'Token']
5
```

ภาพที่ 9 ตัวอย่างโค้ดเลือกตัวแปร

3.3.3. การพัฒนาโมเดล

เทคนิคที่นำมาใช้ในการประเมินการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมวลผลวิชา ผู้วิจัยเลือกใช้เทคนิคที่มีประสิทธิภาพและเป็นที่ยอมรับในการนำมาใช้สำหรับปัญหา Regression ประกอบด้วย 3 วิธี ได้แก่ ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) แรนดอมฟอรัเรส (Radom Forest) และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

3.3.4. การแบ่งข้อมูล

ในการพัฒนาโมเดลเทคนิคที่นิยมใช้คือการแบ่งสัดส่วนข้อมูลฝึกฝน (Training Dataset) และชุดข้อมูลทดสอบ (Test Dataset) ที่สัดส่วน 90:10

3.3.5. การปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ของโมเดลด้วย Gridsearch

ในการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ของโมเดลสำหรับการประเมินการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมวลผลภาษา ผู้วิจัยใช้เครื่องมือ Gridsearch ในการทดสอบการปรับแต่งค่าทั้งหมดที่มีผลต่อประสิทธิภาพของโมเดล โดยการปรับแต่งคุณลักษณะของแต่ละโมเดล มีรายละเอียดดังนี้

1) ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree)

ในการปรับค่าพารามิเตอร์ของต้นไม้ตัดสินใจมีค่าตัวแปรสำคัญ ได้แก่ max_depth, min_samples_split และ min_samples_leaf ตั้งค่าระยะการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดด้วย Gridsearch 1-20, 2-10 และ 1-10 ตามลำดับ และวัดผลค่าคลาดเคลื่อนด้วย MSE ดังแสดงในตารางที่ 6 และตัวอย่างการโปรแกรมดังแสดงในรูปภาพที่ 10

จากการค้นหาค่าพารามิเตอร์สำหรับต้นไม้ตัดสินใจด้วย Gridsearch มีผลลัพธ์ ดังนี้

- max_depth = 4
- min_samples_split = 2
- min_samples_leaf = 6

ตารางที่ 6 ตัวแปรสำคัญในการปรับค่าพารามิเตอร์ของต้นไม้ตัดสินใจ

ค่าพารามิเตอร์	คำอธิบาย	ระยะค้นหา
max_depth	จำนวนชั้นความลึกของข้อมูล	1-20
min_samples_split	จำนวนข้อมูลขั้นต่ำที่ให้ต้นไม้แตกกิ่งต่อ	2-10
min_samples_leaf	ระบุจำนวนข้อมูลขั้นต่ำใน leaf node ของแต่ละ decision tree หากมีจำนวน ข้อมูลต่ำกว่า min_samples_leaf ให้หยุด split node นั้น ๆ เพื่อเป็นการลดการเกิด overfitting	1-10


```

1 params_grid_tree = {'max_depth': np.arange(1, 20),
2                     'min_samples_split' : np.arange(2, 10),
3                     'min_samples_leaf' : np.arange(1, 10),
4                     'criterion':['mse']
5                     }
6
7 tree = GridSearchCV(DecisionTreeRegressor(), params_grid_tree, cv = 5)
8 tree.fit(train_features, train_labels)
9 best_params_tree = tree.best_params_
10
11 print("Best parameters: ",best_params_tree)

```

Best parameters: {'criterion': 'mse', 'max_depth': 4, 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 6}

ภาพที่ 10 ตัวอย่างการโปรแกรม Gridsearch ของต้นไม้ตัดสินใจ

2) แรนดอมฟอเรส (Random Forest)

ในการปรับค่าพารามิเตอร์ของแรนดอมฟอเรสมีค่าตัวแปรสำคัญ ได้แก่ n_estimators, max_depth, min_samples_split และ min_samples_leaf ตั้งค่าระยะการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดด้วย Gridsearch 1-20, 1-20, 2-10 และ 1-10 ตามลำดับ และวัดผลค่าคลาดเคลื่อนด้วย MSE ดังแสดงในตารางที่ 7 และตัวอย่างการโปรแกรมดังแสดงในรูปภาพที่ 11

จากการค้นหาค่าพารามิเตอร์สำหรับโมเดลแรนดอมฟอเรสด้วย Gridsearch มีผลลัพธ์ ดังนี้

- n_estimators = 4
- max_depth = 4
- min_samples_split = 2
- min_samples_leaf = 1

ตารางที่ 7 ตัวแปรสำคัญในการปรับค่าพารามิเตอร์ของแรนดอมฟอเรส

ค่าพารามิเตอร์	คำอธิบาย	ระยะค้นหา
n_estimators	จำนวนต้นไม้ในป่า หากจำนวนต้นไม้มากจะทำให้ความแปรปรวนของตัวแบบลดลง	1-20
max_depth	จำนวนชั้นความลึกของข้อมูล	1-20
min_samples_split	จำนวนข้อมูลขั้นต่ำที่ให้ต้นไม้แตกกิ่งต่อ	2-10
min_samples_leaf	ระบุจำนวนข้อมูลขั้นต่ำใน leaf node ของแต่ละ decision tree หากมีจำนวน ข้อมูลต่ำกว่า min_samples_leaf ให้หยุด split node นั้น ๆ เพื่อเป็นการลดการเกิด overfitting	1-10

```

1 params_grid_RF = {'n_estimators': np.arange(1, 20),
2                   'max_depth': np.arange(1, 20),
3                   'min_samples_split' : np.arange(2, 10),
4                   'min_samples_leaf' : np.arange(1, 10),
5                   'criterion':['mse']}
6
7
8 random_forest = GridSearchCV(RandomForestRegressor(), params_grid_RF, cv =5)
9 random_forest.fit(train_features, train_labels)
10 best_params_rf = random_forest.best_params_
11
12 print("Best parameters: ", best_params_rf)

```

rs: {'criterion': 'mse', 'max_depth': 4, 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 6, 'n_estimators': 4}

ภาพที่ 11 ตัวอย่างการโปรแกรม Gridsearch ของแรนดอมฟอร์เรส

3) โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมต้องการออกแบบรูปแบบของโครงข่าย โดยผู้วิจัยกำหนดให้มีตัวแปรนำเข้า 8 ตัว เชื่อมต่อโครงข่ายลับ (Hidden Layer) จำนวน 2 ชั้นแรกประกอบด้วย Node จำนวน 8 หน่วย ชั้นที่สองประกอบด้วย Node จำนวน 8 หน่วย และผลลัพธ์ปลายทางเป็น Node จำนวน 1 หน่วย และตั้งค่าเริ่มต้นด้วยการวัดค่าความผิดพลาดด้วย MSE และวิธีการปรับความสูญเสีย (Optimizer) แบบ Adam ดังแสดงในภาพที่ 12

การปรับค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าตัวแปรสำคัญ ได้แก่ Batch_size, Epoch, และ Optimizer ตั้งค่าระยะการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดด้วย Gridsearch 1-20, 1-20, 2-10 และ 1-10 ตามลำดับ ดังแสดงในตารางที่ 8 และตัวอย่างการโปรแกรมดังแสดงในรูปภาพที่ 13

จากการค้นหาค่าพารามิเตอร์สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมด้วย Gridsearch มีผลลัพธ์ ดังนี้

- Batch_size = 1
- Epoch = 100
- Optimizer = 'Adam'

ตารางที่ 8 ตัวแปรสำคัญในการปรับค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าพารามิเตอร์	คำอธิบาย	ระยะค้นหา
Batch_size	ขนาดของชุดข้อมูลที่จะทำการคำนวณในแต่ละครั้ง	1, 2, 5, 10, 20
Epoch	รอบการคำนวณ	25, 50, 75, 100, 125
Optimizer	วิธีที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักของแต่ละ Node	adam, rmsprop

```

1 def build_model(optimizer):
2     model = Sequential()
3     model.add(Dense(8, activation='relu'))
4     model.add(Dense(8, activation='relu'))
5     model.add(Dense(1))
6     model.compile(loss=mean_squared_error, optimizer='adam')
7     return model

```

ภาพที่ 12 การทำโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

```

1 param_grid_ANN = {'batch_size': [1, 2, 5, 10, 20],
2                   'epochs': [25, 50, 75, 100, 125],
3                   'optimizer': ['adam', 'rmsprop']}
4
5
6 model = KerasRegressor(build_fn = build_model)
7
8 ann_model = GridSearchCV(estimator = model,
9                           param_grid = param_grid_ANN,
10                          cv = 5)
11
12
13 ann_model = ann_model.fit(train_features, train_labels)
14 best_parameters = ann_model.best_params_
15
16
17 clear_output()
18
19 print("Best parameters: ",best_parameters)

```

Best parameters: {'batch_size': 1, 'epochs': 100, 'optimizer': 'adam'}

ภาพที่ 13 ตัวอย่างการโปรแกรม Gridsearch ของโครงข่ายประสาทเทียม

3.3.6. การวัดประสิทธิภาพโมเดล

ผู้วิจัยได้ทำการแบ่งชุดข้อมูลจากชุดข้อมูลฝึกฝนเพื่อตัดสินใจเลือกตัวแบบที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด และใช้วิธีการตรวจสอบไขว้ โดยข้อมูลการประมวลผลวิชาของผู้ชนะประกอบไปด้วยข้อมูล Transaction จำนวน 2,273 ครั้ง แบ่งออกเป็นชุดข้อมูลฝึก (Training Dataset) และชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation Set) สัดส่วน 90:10 จากนั้นทำการแบ่งชุดข้อมูลฝึกฝนมาทำการตรวจสอบไขว้แบบสุ่ม ดังแสดงในตารางที่ 9

ตารางที่ 9 จำนวนชุดข้อมูลในการตรวจสอบไขว้

ลำดับ (K)	ชุดข้อมูลฝึกฝน (Training Set)	ชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation Set)	รวม
1	1,841 (90.99%)	205 (9.01%)	2,046
2	1,841 (90.99%)	205 (9.01%)	2,046
3	1,841 (90.99%)	205 (9.01%)	2,046
4	1,841 (90.99%)	205 (9.01%)	2,046
5	1,841 (90.99%)	205 (9.01%)	2,046
6	1,841 (90.99%)	205 (9.01%)	2,046
7	1,842 (91.03%)	204 (8.97%)	2,046
8	1,842 (91.03%)	204 (8.97%)	2,046
9	1,842 (81.03%)	204 (8.97%)	2,046
10	1,842 (81.03%)	204 (8.97%)	2,046

ในการวัดผลประสิทธิภาพของโมเดลของการประเมินการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมวลผล วิชาด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง ค่าที่ได้จากการทำนายผลของโมเดลมีค่าอยู่ในรูปแบบปกติ (Normalize) ระหว่างค่า 0-1 ผู้วิจัยจึงทำการเพิ่มค่าให้กับผลการทำนาย (Predict) และค่าจริง (Actual) เข้าไปจำนวน 1 หน่วย เพื่อลดผลกระทบจากการหารด้วยศูนย์ที่จะทำให้ไม่สามารถแสดงผลลัพธ์ได้ จากนั้นจึงทำการวัดประสิทธิภาพของโมเดลด้วย MAE, MAPE, MSE และ RMSE ดังแสดงในภาพที่ 14 จากนั้นนำค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของแต่ละโมเดลมาทำการตรวจสอบไขว้ (Cross Validations) ด้วยชุดข้อมูลเดียวกันจำนวน 10 ครั้ง (10-Fold) ดังแสดงในภาพที่ 15

```

1 def evaluate(model, test_features, test_labels):
2     predictions = model.predict(test_features)
3
4     # add 1 to value
5     predictions = predictions+1
6     test_labels = test_labels+1
7
8     # formula
9     error = predictions - test_labels
10    mae = np.mean(abs(predictions - test_labels))
11    mape = np.mean((abs((test_labels - predictions) / test_labels))) * 100
12    mse = np.mean((np.square(predictions - test_labels)))
13    rmse = sqrt(mse)
14
15    return mae, mape, mse, rmse

```

ภาพที่ 14 การวัดประสิทธิภาพของโมเดล

```

8 for train_index, test_index in kf.split(train_dataset):
9     print("Round:", n, "TRAIN:", len(train_index), "TEST:", len(test_index))
10    X_train, X_test = dataSelect.iloc[train_index], dataSelect.iloc[test_index]
11    y_train, y_test = dataSelect.iloc[train_index], dataSelect.iloc[test_index]
12
13    #Split x,Y
14    train_features = X_train.copy()
15    test_features = y_train.copy()
16
17    train_labels = train_features.pop('Token')
18    test_labels = test_features.pop('Token')
19
20    #Decision Tree
21    tree_model = DecisionTreeRegressor(**best_params_tree)
22    train_tree = tree_model.fit(train_features, train_labels)
23    score_tree = evaluate(train_tree, test_features, test_labels)
24    result_tree.append(score_tree)
25
26    #Random Forest
27    rf_model = RandomForestRegressor(**best_params_rf)
28    train_rf = rf_model.fit(train_features, train_labels)
29    score_rf = evaluate(train_rf, test_features, test_labels)
30    result_rf.append(score_rf)
31
32    #ANN
33    ann_model = KerasRegressor(build_fn = build_model, **best_params_ann)
34    train_ann = ann_model.fit(train_features, train_labels)
35    score_ann = evaluate(ann_model, test_features, test_labels)
36    result_ann.append(score_ann)

```

ภาพที่ 15 การโปรแกรมวัดประสิทธิภาพโมเดลด้วยการตรวจสอบไขว้

บทที่ 4 ผลการวิจัย

4.1. ผลการศึกษาพฤติกรรมการประมูลวิชาของนิสิตภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

4.1.1. จำนวนวิชาเปิดประมูลรายปี

ตารางที่ 10 แสดงจำนวนวิชาที่เปิดประมูลระหว่างปี 2015-2019 มีค่าเฉลี่ยเปิดจำนวนปีละ 34 วิชา ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 2.88 โดยในปี 2016 มีจำนวนเปิดรับมากที่สุดจำนวน 38 วิชา และน้อยสุดในปี 2019 จำนวน 30 วิชา เมื่อพิจารณาถึงจำนวนที่นั่งที่เปิดรับในรายวิชา มีค่าเฉลี่ยที่ 35 ที่นั่งต่อหนึ่งวิชา ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 1.07 โดยมีจำนวนที่นั่งเปิดรับต่ำสุดเฉลี่ย 14 ที่นั่ง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 4.34 จำนวนที่นั่งเปิดรับสูงสุดเฉลี่ย 48 ที่นั่งต่อหนึ่งวิชา ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 10.95

ในส่วนจำนวนผู้เข้าร่วมการประมูลในรายวิชา มีจำนวนเฉลี่ย 33 คนต่อหนึ่งวิชา ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 5.40 โดยมีผู้เข้าร่วมการประมูลต่ำสุดเฉลี่ย 2.40 คน ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.89 และผู้เข้าร่วมการประมูลสูงสุดเฉลี่ย 97 คน ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 22.34 ซึ่งในปี 2017 มีจำนวนผู้เข้าร่วมประมูลมากที่สุดต่อรายวิชาที่จำนวน 134 คน ในขณะที่ค่าต่ำสุดจำนวน 2 คน มีค่าเฉลี่ย 38 คน ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 34.12

ตารางที่ 10 ผลการศึกษาจำนวนวิชาที่เปิดประมูลจำนวนที่นั่งเปิดรับในรายวิชาและจำนวนผู้เข้าร่วมการประมูล

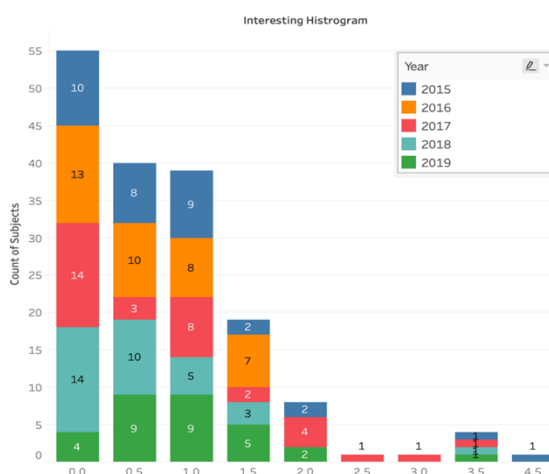
ปี	จำนวนวิชาที่เปิดประมูล	จำนวนที่นั่งเปิดรับในรายวิชา				จำนวนผู้เข้าร่วมการประมูลในรายวิชา			
		ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่าเฉลี่ย	SD	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่าเฉลี่ย	SD
2015	33	10	40	35.12	8.58	2	90	32.88	22.76
2016	38	10	40	33.50	9.41	2	74	27.24	19.80
2017	34	16	40	35.79	7.25	2	134	38.21	34.12
2018	33	12	60	35.73	9.39	2	90	27.73	22.09
2019	30	20	60	33.83	10.80	4	97	38.33	23.67
ค่าเฉลี่ย	33.60	13.60	48	34.79	9.080	2.40	97	32.88	24.49
SD	2.88	4.34	10.95	1.07	1.30	0.89	22.34	5.40	5.57

4.1.2. การกระจายตัวของการแข่งขันประมูลรายปี

ตารางที่ 11 และภาพที่ 16 แสดงการกระจายตัว (Histogram) ของอัตราการแข่งขันรายวิชา รายปี ซึ่งถูกคำนวณด้วยจำนวนผู้เข้าประมูลหารจำนวนที่นั่งเปิดรับตามหัวข้อที่ 3.3.1 (1) โดยสัดส่วน ของรายวิชาที่มีการแข่งขันต่ำคือจำนวนที่นั่งมากกว่าจำนวนผู้เข้าประมูลอยู่ระหว่างค่า 0.00-0.49 และ 0.50-0.99 มีจำนวนร้อยละ 0.33 และ 0.24 ตามลำดับ ซึ่งคิดเป็นสัดส่วนร้อยละ 0.57 ในส่วน รายวิชาที่มีการแข่งขันสูงอยู่ระหว่างค่า 1.00-1.49 มีจำนวนร้อยละ 0.23 และในส่วนจำนวนรายวิชา ที่มีการแข่งขันสูงมากอยู่ระหว่างค่า 1.50 ขึ้นไป คิดเป็นร้อยละ 0.20 ของจำนวนทั้งหมด

ตารางที่ 11 สัดส่วนการแข่งขันในรายวิชารายปี

ปี	จำนวนรายวิชา/ช่วงความถี่								
	0.00-0.49	0.50-0.99	1.00-1.49	1.50-1.99	2.00-2.49	2.50-2.99	3.00-3.49	3.50-3.99	4.50-4.99
2015	10	8	9	2	2	0	0	1	1
2016	13	10	8	7	0	0	0	0	0
2017	14	3	8	2	4	1	1	1	0
2018	14	10	5	3	0	0	0	1	0
2019	4	9	9	5	2	0	0	1	0
รวม	55	40	39	19	8	1	1	4	1
ร้อยละ	0.33	0.24	0.23	0.11	0.05	0.01	0.01	0.02	0.01



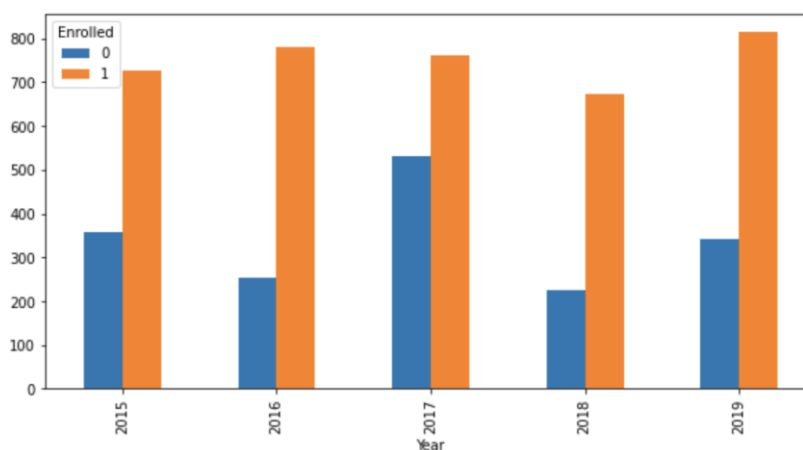
ภาพที่ 16 สัดส่วนการกระจายตัว (Histogram) การแข่งขันในรายวิชารายปี

4.1.3. ผลการประเมินวิชาการรายปี

ตารางที่ 12 และภาพที่ 17 แสดงภาพรวมผลการประเมินรายปี โดยมีค่าเฉลี่ยจำนวนการประเมินในแต่ละปีจำนวน 1,901.60 ครั้ง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 145.14 มีสัดส่วนการชนะเฉลี่ยร้อยละ 0.69 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.07 และสัดส่วนการประเมินแพ้เฉลี่ยร้อยละ 0.31 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.07

ตารางที่ 12 ผลการประเมินวิชาการรายปี

ผลการประเมิน				สัดส่วน (%)	
ปี	แพ้	ชนะ	รวมจำนวนการประเมิน	แพ้	ชนะ
2015	359	726	1,085	0.33	0.67
2016	253	779	1,032	0.25	0.75
2017	530	762	1,292	0.41	0.59
2018	225	674	899	0.25	0.75
2019	334	816	1,150	0.29	0.71
รวม	1,701	3,757	5,458	-	-
ค่าเฉลี่ย	340.2	751.4	1,091.60	0.31	0.69
SD	119.68	54.04	145.14	0.07	0.07



ภาพที่ 17 แผนภูมิแสดงผลการประเมินระหว่างปี 2015-2019

4.1.4. ผลการประมวลรายรหัสปีนักศึกษา

ตารางที่ 13 แสดงค่าเฉลี่ยจำนวน Transaction การประมวลที่เกิดขึ้นรายรหัสปีศึกษามีค่าเฉลี่ย 606.44 ครั้ง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 514.04 โดยปีรหัส 57-59 มีจำนวน Transaction การประมวลมากที่สุดจำนวน 1,217 ครั้ง 1,153 ครั้ง และ 1,069 ครั้งตามลำดับ

ในส่วนจำนวนผู้เข้าร่วมการประมวล มีผู้เข้าร่วมการประมวลเฉลี่ย 76 ครั้ง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 55.64 โดยปีรหัส 57 มีจำนวนผู้เข้าร่วมประมวลมากที่สุดจำนวน 130 คน รองลงมาคือปีรหัส 60 จำนวน 120 คน และปี 58 จำนวน 118 คนตามลำดับ โดยในส่วนจำนวนการประมวลเฉลี่ยต่อคนเท่ากับ 6.19 ครั้ง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 3.76 ในขณะที่จำนวนการใช้โทเคนประมวลเฉลี่ยต่อครั้งเท่ากับ 107,262.10 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 27,442.54

ตารางที่ 14 แสดงส่วนผู้ชนะการประมวล มีผู้เข้าร่วมการประมวลเฉลี่ย 74.33 ครั้ง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 55.45 โดยปีรหัส 57 มีจำนวนผู้เข้าร่วมประมวลมากที่สุดจำนวน 130 คน รองลงมาคือปีรหัส 58 จำนวน 118 คน และปี 60 จำนวน 113 คนตามลำดับ โดยในส่วนจำนวนการประมวลเฉลี่ยต่อคนเท่ากับ 4.86 ครั้ง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 2.45 ในขณะที่จำนวนการใช้โทเคนประมวลเฉลี่ยต่อครั้งเท่ากับ 114,219.32 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 24,628.65

ตารางที่ 15 แสดงส่วนผู้แพ้การประมวล มีผู้เข้าร่วมการประมวลเฉลี่ย 61.56 ครั้ง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 45.94 โดยปีรหัส 57-58 มีจำนวนผู้เข้าร่วมประมวลมากที่สุดจำนวน 110 คน รองลงมาคือปีรหัส 60 จำนวน 85 คน และปี 59 จำนวน 84 คนตามลำดับ โดยในส่วนจำนวนการประมวลเฉลี่ยต่อคนเท่ากับ 2.49 ครั้ง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1.01 ในขณะที่จำนวนการใช้โทเคนประมวลเฉลี่ยต่อครั้งเท่ากับ 99,953.02 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 32,065.61

ตารางที่ 16 แสดงผลค่าโทเคนที่ใช้รายปีรหัสนักศึกษา มีค่าเฉลี่ยต่อคนเท่ากับ 584,612.69 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 321,537.32 ค่าต่ำสุดเฉลี่ย 113,263.75 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 99,007.66 ค่าสูงสุดเฉลี่ย 803,967.00 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 332,321.58

ตารางที่ 13 การประมูลวิชาภาพรวมรายรหัสปีนักศึกษา

การประมูลวิชาภาพรวมรายรหัสปีนักศึกษา						
ปีรหัส นักศึกษา	จำนวน Transaction	จำนวน ผู้เข้าร่วม ประมูล	จำนวนการ ประมูลเฉลี่ย ต่อคน	ค่าเบี่ยงเบน จำนวนการ ประมูลต่อคน	จำนวนโท เคนประมูล เฉลี่ยต่อคน	ค่าเบี่ยงเบน จำนวนโทเคน ประมูลต่อคน
53	4	3	1.33	0.58	62,500.25	25,000.50
54	19	4	4.75	2.22	136,228.11	109,298.84
55	677	106	6.39	2.46	132,450.82	129,075.71
56	935	95	9.84	3.11	103,078.41	73,150.96
57	1,217	130	9.36	3.49	125,411.94	92,772.45
58	1,153	118	9.77	3.05	131,232.41	85,174.68
59	1,069	106	10.08	3.24	106,347.89	63,234.22
60	382	120	3.18	1.66	100,609.04	64,088.41
61	2	2	1.00	-	67,500.00	24,748.74
ค่าเฉลี่ย	606.44	76.00	6.19	2.48	107,262.10	74,060.50
SD	515.04	55.64	3.76	0.98	27,442.54	34,996.58

ตารางที่ 14 ผู้ชนะการประมูลวิชาภาพรวมรายรหัสปีนักศึกษา

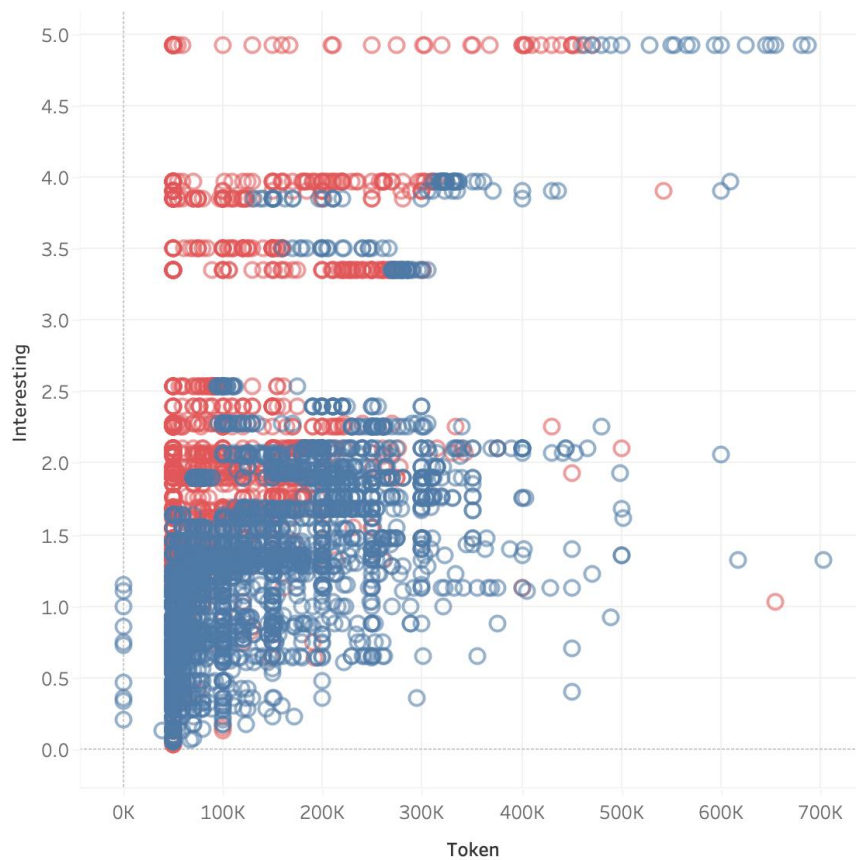
ผู้ชนะการประมูลวิชาภาพรวมรายรหัสปีนักศึกษา					
ปีรหัส นักศึกษา	จำนวนผู้ชนะ ประมูล	จำนวนการ ประมูลเฉลี่ย ต่อคน	ค่าเบี่ยงเบน จำนวนการ ประมูลต่อ คน	จำนวนโท เคนประมูล เฉลี่ยต่อคน	ค่าเบี่ยงเบน จำนวนโทเคน ประมูลต่อคน
53	2	1.50	0.71	66,667.00	28,868.09
54	3	3.33	0.58	112,500.10	84,631.78
55	105	4.46	1.29	138,275.14	133,649.91
56	92	7.46	1.53	106,191.97	77,231.35
57	130	6.39	1.69	133,963.02	100,013.22
58	118	6.24	1.08	142,272.48	89,136.72
59	106	7.69	1.88	112,233.65	68,207.01
60	113	1.84	0.90	101,651.18	65,941.81
61	0	-	-	-	-
ค่าเฉลี่ย	74.33	4.86	1.21	114,219.32	80,959.99
SD	55.45	2.45	0.47	24,628.65	30,083.80

ตารางที่ 15 ผู้แพ้การประมุขวิชาภาพรวมรายรหัสปีนักศึกษา

ผู้แพ้การประมุขวิชาภาพรวมรายรหัสปีนักศึกษา					
ปีรหัส นักศึกษา	จำนวน ผู้เข้าร่วม ประมุข	จำนวนการ ประมุขเฉลี่ย ต่อคน	ค่าเบี่ยงเบน จำนวนการ ประมุขต่อคน	จำนวนโทเคน ประมุขเฉลี่ย ต่อคน	ค่าเบี่ยงเบน จำนวนโทเคน ประมุขต่อคน
53	1	1.00	-	50,000.00	-
54	4	2.25	1.26	162,592.56	131,664.09
55	80	2.61	1.81	119,408.82	117,453.05
56	78	3.19	2.18	94,500.49	59,808.61
57	110	3.51	2.44	107,002.75	71,568.85
58	110	3.79	2.94	111,746.82	73,862.73
59	84	3.02	2.05	87,462.50	37,970.04
60	85	2.05	1.36	99,363.26	61,966.42
61	2	1.00	-	67,500.00	24,748.74
ค่าเฉลี่ย	61.56	2.49	2.01	99,953.02	72,380.32
SD	45.94	1.01	0.59	32,065.61	36,387.41

ตารางที่ 16 ค่าโทเคนที่ใช้ประมุขรวมรายรหัสปีนักศึกษา

ค่าโทเคนที่ใช้ประมุขรวมรายรหัสปีนักศึกษา				
ปีรหัส	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่าเฉลี่ย	ค่าเบี่ยงเบน
53	100,000.00	100,001.00	100,000.50	0.71
54	170,000.00	570,000.00	375,000.33	200,187.44
55	100,100.00	1,050,000.00	616,312.05	228,167.98
56	335,000.00	1,000,000.00	791,822.76	147,972.94
57	50,000.00	1,000,000.00	856,332.82	226,876.60
58	51,010.00	1,000,000.00	887,394.42	155,877.35
59	50,000.00	1,000,000.00	862,928.50	210,009.29
60	50,000.00	711,735.00	187,110.13	140,418.58
ค่าเฉลี่ย	113,263.75	803,967.00	584,612.69	163,688.86
SD	99,007.66	332,321.58	321,537.32	74,901.18



ภาพที่ 18 แผนภาพสรุปลักษณะการประมวลวิชาเทียบกับจำนวนโทเคนที่ใช้
 หมายเหตุ : สีแดงหมายถึงผู้แพ้การประมวล / สีน้ำเงินหมายถึงผู้ชนะการประมวล

4.2. ผลการทดสอบการประเมินจัดสรรโทเคนด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

4.2.1. ผลการตรวจสอบไขว้ (K-Fold)

จากการนำข้อมูลการประมวลวิชาภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ทั้งหมด 2,046 ครั้ง มาแบ่งรอบการฝึกฝนและตรวจสอบจำนวนทั้งหมด 10 รอบ ด้วยการใช้เทคนิค 3 เทคนิค ได้แก่ ต้นไม้ตัดสินใจ แรนดอมฟอร์เรส และโครงข่ายประสาทเทียม โดยประสิทธิภาพของแต่ละตัวแบบแสดงดังตารางที่ 17 ถึง 19 และสรุปผลการตรวจสอบไขว้ดังตารางที่

ตารางที่ 17 ผลการตรวจสอบไขว้จากเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

Decision Tree				
K	MAE	MAPE (%)	MSE	RMSE
1	0.0352	2.9151	0.0032	0.0564
2	0.0315	2.6210	0.0025	0.0501
3	0.0341	2.8246	0.0031	0.0553
4	0.0341	2.8158	0.0031	0.0558
5	0.0348	2.8848	0.0030	0.0550
6	0.0350	2.8883	0.0031	0.0559
7	0.0318	2.6407	0.0027	0.0518
8	0.0329	2.7259	0.0030	0.0550
9	0.0319	2.6372	0.0028	0.0528
10	0.0349	2.8816	0.0032	0.0563
Average	0.0336	2.7835	0.0030	0.0544

ตารางที่ 18 ผลการตรวจสอบไขว้จากเทคนิคแรนดอมฟอเรส

Random Forest				
K	MAE	MAPE (%)	MSE	RMSE
1	0.0349	2.8847	0.0032	0.0562
2	0.0319	2.6562	0.0025	0.0503
3	0.0339	2.8093	0.0031	0.0553
4	0.0340	2.8034	0.0031	0.0556
5	0.0343	2.8424	0.0030	0.0548
6	0.0347	2.8678	0.0031	0.0556
7	0.0308	2.5570	0.0026	0.0514
8	0.0326	2.6987	0.0030	0.0548
9	0.0315	2.5952	0.0028	0.0525
10	0.0344	2.8339	0.0031	0.0561
Average	0.0333	2.7549	0.0029	0.0542

ตารางที่ 19 ผลการตรวจสอบไขว้จากเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

ANN				
K	MAE	MAPE (%)	MSE	RMSE
1	0.0347	2.8676	0.0031	0.0560
2	0.0331	2.7712	0.0025	0.0503
3	0.0335	2.7695	0.0030	0.0550
4	0.0336	2.7572	0.0031	0.0556
5	0.0331	2.7151	0.0031	0.0555
6	0.0806	6.7632	0.0104	0.1020
7	0.0338	2.8387	0.0027	0.0519
8	0.0805	6.8332	0.0104	0.1021
9	0.0313	2.5781	0.0028	0.0525
10	0.0357	2.9525	0.0031	0.0561
Average	0.0430	3.5846	0.0044	0.0637

จากผลเฉลี่ยของค่าวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้จากทั้ง 3 เทคนิค ดังตารางที่ 20 แสดงให้เห็นว่าโมเดลแรนดอมฟอเรส (Random Forest) มีค่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุดด้วยค่า MAE = 0.0333, MAPE(%) = 2.7549%, MSE = 0.0029 และ RMSE = 0.0542 เนื่องจากในทำนายผลค่า Token สำหรับการนำไปใช้ในการประมวลผลจะใช้ค่าความผิดพลาด (error) ที่มีค่าต่ำที่สุดไปใช้ เพื่อไม่ให้ความเบี่ยงเบนของค่า Token สูงจนเกิดโอกาสที่จะประมวลแล้วโอกาสในการได้เรียนลดน้อยลง

ตารางที่ 20 สรุปผลการตรวจสอบไขว้

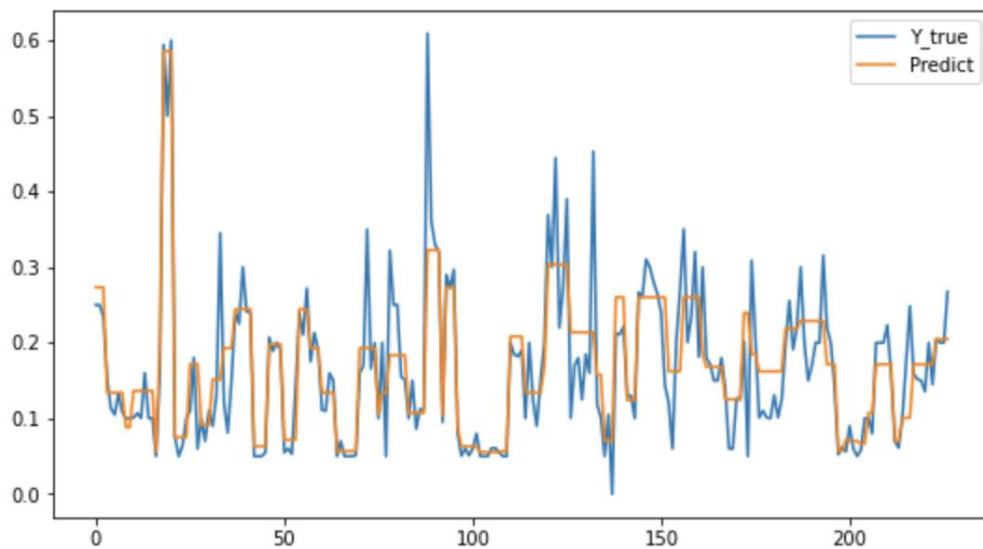
Model Performance Average				
Model	MAE	MAPE (%)	MSE	RMSE
Decision Tree	0.0336	2.7835	0.0030	0.0544
Random Forest	0.0333	2.7549	0.0029	0.0542
ANN	0.0430	3.5846	0.0044	0.0637

4.3. ผลการใช้ชุดทดสอบ (Test Dataset)

เมื่อได้โมเดลที่มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดจากการทดสอบด้วยการตรวจสอบไขว้เรียบร้อยแล้ว ผู้วิจัยได้เลือกใช้โมเดลแรนดอมฟอร์เรส และนำมาใช้ทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบ (Test Dataset) ที่ถูกแบ่งไว้ 10% จำนวนการประมวล 227 ครั้ง และจากผลการทดสอบพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนจากค่าที่ได้ทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลแรนดอมฟอร์เรสต่างกันเพียงเล็กน้อยโดยค่าMAPE ต่างกันเท่ากับ 0.0023, MAPE ต่างกันเท่ากับ 0.2160%, MSE ต่างกันเท่ากับ 0 และ RMSE ต่างกันเท่ากับ 0.0002 รายละเอียดดังตารางที่ 21 และภาพผลการทดสอบดังภาพที่ 19

ตารางที่ 21 ผลการใช้โมเดลแรนดอมฟอร์เรสกับชุดทดสอบ

Random Forest				
Dataset	MAE	MAPE (%)	MSE	RMSE
AVG 10-Fold	0.0333	2.7549	0.0029	0.0542
Test Dataset	0.0356	2.9709	0.0029	0.0540
Error Result	0.0023	0.2160	0	0.0002



ภาพที่ 19 ผลการใช้โมเดลกับชุดข้อมูลทดสอบ

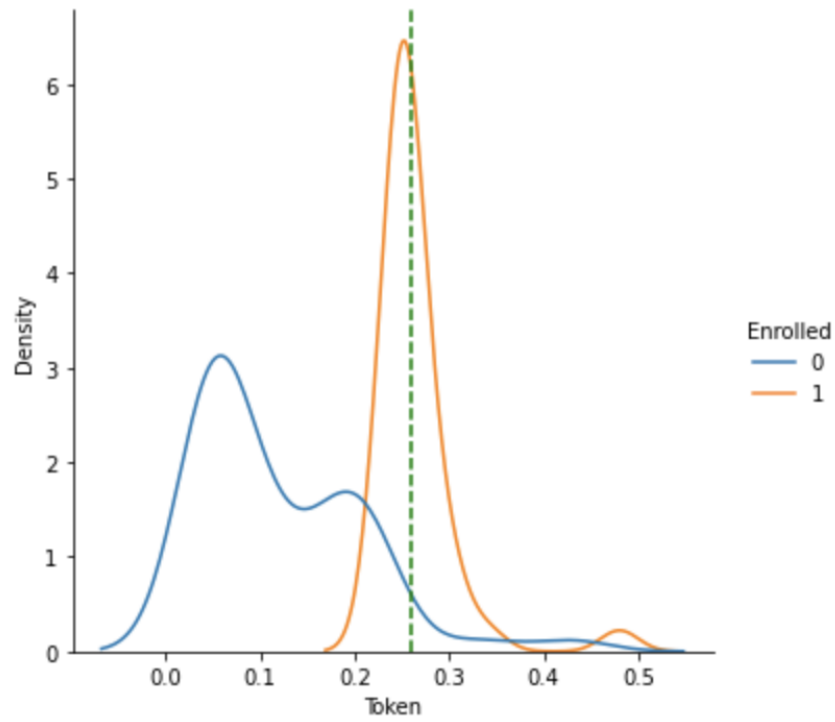
4.4. ผลการสุ่มทดสอบเพิ่มเติม

ผู้วิจัยได้ทำการทดสอบสุ่มเลือกรายวิชาที่มีอัตราการลงทะเบียนสูง โดยเทียบกับจำนวนที่นั่งจำกัดและจำนวนผู้เข้ามาแข่งขันประมวลวิชาที่มากกว่า 2 เท่าขึ้นไป ได้แก่ วิชา COMP SECURITY, CLOUD COMP TECH และ SOFTWARE ARCH โดยผลการประเมิน Token จากโมเดลให้ค่าที่สูงกว่าค่าเฉลี่ยการลง Token การประมวลของนิสิตภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ดังแสดงในตารางที่ 22 และจากการแสดงผลด้วยภาพ โมเดลประเมิน Token ที่ควรใช้ในการลงทะเบียนอยู่ในช่วงจำนวนที่ชนะการประมวลส่วนใหญ่ (95%) ดังแสดงในภาพที่ 20 ถึง 22

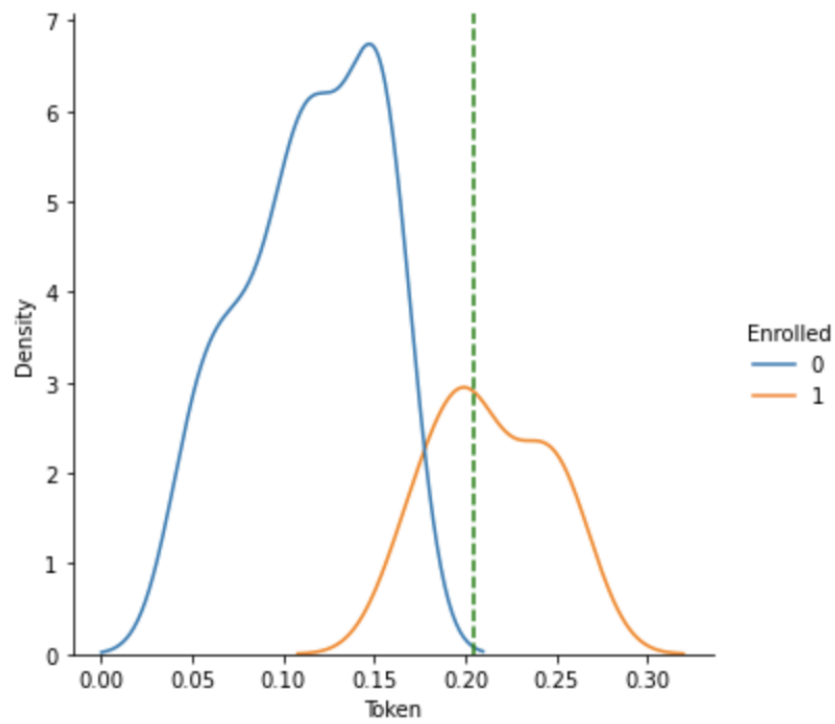
(หมายเหตุ : ผลการประเมินโทเคนแสดงด้วยเส้นประสีเขียว ค่าเฉลี่ยผู้ชนะการประมวลสี่สัปดาห์ และค่าเฉลี่ยผู้แพ้การประมวลสี่สัปดาห์)

ตารางที่ 22 ผลการสุ่มใช้โมเดลแรนดอมฟอร์เรสกับเพื่อประเมินค่า Token สำหรับการประมวลวิชา

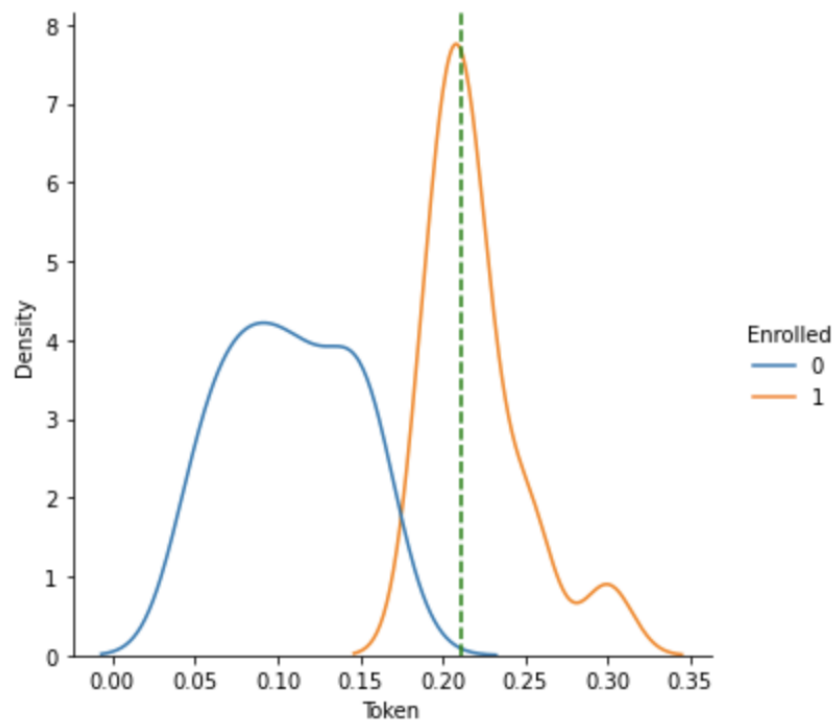
ผลการทดสอบสุ่มในรายวิชาที่มีอัตราการลงทะเบียนสูง					
วิชา	ปี	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่ากลาง	ผลทำนาย
COMP SECURITY	2015	0.0500	0.4800	0.1836	0.2606
CLOUD COMP TECH	2019	0.0500	0.2675	0.1431	0.2042
SOFTWARE ARCH	2019	0.0500	0.3000	0.1599	0.2115



ภาพที่ 20 ผลการประเมิน Token วิชา COMP SECURITY ปี 2015



ภาพที่ 21 ผลการประเมิน Token วิชา CLOUD COMP TECH ปี 2019



ภาพที่ 22 ผลการประเมิน Token วิชา SOFTWARE ARCH ปี 2019

บทที่ 5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

5.1. สรุปผลการวิจัย

5.1.1. ผลการศึกษาพฤติกรรมการลงทะเบียนเรียนด้วยระบบประมวลผลวิชานักศึกษาคณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ระหว่างปี 2015-2019

- 1) การประมวลผลวิชานักศึกษาส่วนใหญ่เลือกแข่งขันประมวลผลในรายวิชาที่มีที่จำนวนที่นั่งเพียงพอและมีอัตราการแข่งขันต่ำอยู่ในช่วงระหว่าง 0.00-0.99 หรือแข่งขันสูงขึ้นไปเพียงเล็กน้อยอยู่ในช่วงระหว่าง 1.00-1.49 คิดเป็นร้อยละ 80 ของจำนวนวิชาทั้งหมด ส่วนที่เหลืออีกร้อยละ 20 เป็นรายวิชาที่มีการแข่งขันสูง และมักเป็นวิชาที่ได้รับความนิยมตามแนวโน้มอาชีพ เช่น วิชา Computer Security วิชา Advance Topic Computer และ Artificial Intelligence เป็นต้น ซึ่งสอดคล้องกับอัตราการประมวลผลคิดเป็นร้อยละ 69 และอัตราประมวลผลแพ้คิดเป็นร้อยละ 31 ในแต่ละปีการศึกษา
- 2) นักศึกษาสามารถประมวลผลวิชาเพื่อลงทะเบียนเรียนได้ครบถ้วนตามแผนการศึกษาอ้างอิงตามหลักสูตรคณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ฉบับปรับปรุงปี พ.ศ. 2561 ซึ่งกำหนดให้ต้องทำการลงทะเบียนเรียนวิชาเลือกไม่น้อยกว่า 18 หน่วยกิต หรือ คิดเป็นจำนวน 6 วิชา โดยจากค่าเฉลี่ยของนักศึกษาปีรหัส 56-59 มีค่าเฉลี่ยประมวลผลวิชาทั้งหมด 9.7 วิชาต่อคน และเมื่อพิจารณาในส่วนของผลการประมวลที่ชนะจะมีค่าเฉลี่ยการประมวลผลวิชาจำนวน 6.9 วิชาต่อคน โดยใช้ค่าโทเคนตลอดการศึกษาต่อคนเฉลี่ย 849,619.62 หน่วย
- 3) การประมวลผลวิชาขึ้นอยู่กับความสามารถในการคาดคะเน การรับข้อมูล และการบริหารจัดการจัดสรรโทเคนของนิสิตแต่ละราย ในบางรายวิชาที่สามารถใช้โทเคนขั้นต่ำสุดได้ นิสิตส่วนใหญ่ก็มีใช้โทเคนมากกว่าจำนวนที่จำเป็นกว่าปกติ ซึ่งก่อให้เกิดความสิ้นเปลืองและสูญเสียโอกาสในการเข้าประมวลผลวิชาที่มีความจำเป็น หรือบางรายอาจจัดสรรโทเคนได้มีประสิทธิภาพเพียงพอ ส่งผลให้สามารถนำโทเคนที่เหลือมาทุ่มประมวลผลในบางรายวิชา

5.1.2. ผลการศึกษาแนวทางการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการจัดสรรโทเคน สำหรับการประมวลผล

การใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เพื่อทำนายค่าโทเคน สำหรับการประเมินและจัดสรรโทเคนสำหรับการประมวลผลด้วยวิธีต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) แรนดอมฟอรัล (Random Forest) และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) สามารถแสดงผลลัพธ์ได้ในระดับดี โดยวิธีแรนดอมฟอรัลให้ค่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุด และสามารถนำไปใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนาและนำไปประยุกต์ใช้เป็นเครื่องมือช่วยตัดสินใจในการจัดสรรทรัพยากรโทเคน สำหรับการประมวลผลให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดได้ต่อไป

5.2. ข้อจำกัดของงานวิจัย

- 1) เนื่องจากสถานการณ์โรคระบาดโควิด (Covid-19) ส่งผลให้คณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยจำเป็นต้องเลื่อนการใช้งานการลงทะเบียนผ่านระบบประมวลผลออกไปจนกว่าสถานการณ์จะดีขึ้น ผู้วิจัยจึงไม่สามารถทดสอบการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมวลผลจากผลการวิจัยที่ได้ทดลองขึ้นมาได้
- 2) งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประมวลผลทั่วโลกมีอยู่ในจำนวนที่น้อยมาก จึงทำให้แนวทางการพัฒนาอาจขาดประสิทธิภาพจากการกำหนดเงื่อนไขและวิธีพัฒนาโมเดลหลายประการ อย่างไรก็ตาม การวิจัยครั้งนี้เป็นเพียงการศึกษาทดสอบแนวทางการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมวลผล

5.3. ข้อเสนอแนะ

ในอนาคตสามารถนำวิธีการเรียนรู้ของเครื่องในการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมวลผลไปพัฒนาต่อยอด ได้ด้วยการพัฒนาระบบแนะนำวิชา ที่เรียนรู้พฤติกรรมชุดวิชาที่นักศึกษาเลือกประมวลหรือสนใจ หรือประยุกต์วิชาให้เข้ากับแนวโน้มในอนาคตจากชุดข้อมูลอื่น ๆ เช่น อาชีพหลังจบของนักศึกษา เป็นต้น อีกทั้งยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้การประมวลผลอื่น ๆ เพื่อวางกลยุทธ์ในการชนะการแข่งขันได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.4. ข้อเสนอแนะการนำไปใช้

งานวิจัยชิ้นนี้เป็นการประยุกต์ทดสอบทางวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์เพื่อสร้างเครื่องมือสำหรับใช้ในการจัดการประมวล โดยปรับนำมาใช้กับระบบประมวลผลของภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ซึ่งมีรายละเอียดข้อแนะนำการนำไปทดสอบการใช้งานดังนี้



- 1) เครื่องมือนี้ใช้สำหรับการแสดงผลค่าประมูลที่ควรประมูลในแต่ละรายวิชาเพียงรายวิชาเดียวเท่านั้น ซึ่งยังไม่ครอบคลุมการการจัดสรรโทเคนสำหรับการเลือกรายวิชาเป็นกลุ่ม ดังนั้นผู้ใช้งานจำเป็นจะต้องคาดการณ์ และวางแผนการลงทะเบียนรายวิชาด้วยวิจารณญาณอย่างถี่ถ้วน
- 2) ผลจากการทำนายค่าโทเคนสำหรับการลงประมูลมีแนวโน้มจะอยู่ในช่วงค่ามัธยฐาน (Mode) ของกลุ่มผู้ชนะการประมูล หรือเหนือกว่าค่ามัธยฐานของกลุ่มผู้ชนะการประมูลของการประมูลรายวิชานั้นๆ เพียงเล็กน้อย ซึ่งหมายถึงค่าโทเคนที่ได้จากการทำนายมีโอกาสที่อยู่ในช่วงที่มีอัตราการแข่งขันสูง ผู้ใช้งานจึงจำเป็นต้องติดตามสถานการณ์และปรับปรุงค่าน้ำหนักการลงทะเบียนให้สอดคล้องกับการแข่งขัน ณ ช่วงเวลาที่ทำการประมูล
- 3) หากในกรณีสถานการณ์การแข่งขันมีการเปิดเผยข้อมูลอย่างเท่าเทียม ทุกคนสามารถเข้าถึงข้อมูลสถิติการประมูลรายวิชาเบื้องต้นได้ รูปแบบการแข่งขันอาจมีการเปลี่ยนแปลงไป และผลจากการทำนายค่าโทเคนของเครื่องมือนี้ก็มีความจำเป็นต้องเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานให้มากขึ้นในอนาคต



4039839301

CU-Thesis 6270047421 thesis / rev: 12072564 17:48:30 / seq: 7

บรรณานุกรม

- Aradhna Krishna, & M. Utku Ünver. (2008). Improving the Efficiency of Course Bidding at Business Schools: Field and Laboratory Studies. *Marketing Science* Vol. 27, No. 2, (pp. 262-282).
- E.J. Olaya-Marín, F. Martínez-Capel, & P. Vezza. (2012). A comparison of Artificial Neural Networks and Random Forests to predict native fish species richness in Mediterranean rivers. *Knowledge and Management of Aquatic Ecosystems*.
- Hal R. Varian. (2014). Big Data: New Tricks for Econometrics. *Journal of Economic Perspectives* 28(2).
- J. Mei, D. He, R. Harley, T. Habetler, & G. Qu. (2014). A random forest method for real-time price forecasting in New York electricity market. *IEEE PES General Meeting Conference & Exposition*. National Harbor.
- Jesal Shethna. (2020). *Bidding vs Auction*. Retrieved from educba: <https://www.educba.com/bidding-vs-auction/>
- Jong-Min Ki, & Hojin Jun. (2019). Predicting bid prices by using machine learning methods. *Applied Economics Volume 51*.
- Larry Hardesty. (2017). *Explained: Neural networks*. Retrieved from MIT News.
- Leo Breiman. (2001). Random Forests. In *Machine Learning* (pp. 5–32). Berkeley, CA: Statistics Department, University of California.
- Muhammad Waseem Ahmad, Monjur Mourshed, & Yacine Rezgui. (2017). Trees vs Neurons: Comparison between random forest and ANN for high-resolution prediction of building energy consumption. *Energy and Buildings, Volume 147*, 77-89.
- O.M. Ibrahim. (2013). A comparison of methods for assessing the relative importance of input variables in artificial neural networks. *Journal of Applied Sciences Research*.
- Paul Milgrom, & Robert Wilson. (2020). improvements to auction theory and inventions of new auction formats. *Scientific Background on the Sveriges Riksbank Prize in Economic Sciences in Memory of Alfred Nobel*.

- Preetinder Kaur, Madhu Goyal, & Jie Lu. (2012). Pricing Analysis in Online Auctions Using Clustering and Regression Tree Approach. *Agents and Data Mining Interaction, 7103*.
- Richard D. Lawrence. (n.d.). A Machine-Learning Approach to Optimal Bid Pricing. *Computational Modeling and Problem Solving in the Networked World*, (pp. 97-118).
- Tayfun Sonmez, & Utku Unver. (2005). Course Bidding at Business School. *International Economic Review 51(1)*, 99-123.
- Yan-Yan Song , & Ying Lu. (2015). Decision tree methods: applications for classification and prediction. *Shanghai Arch Psychiatry*.
- ชินสัคค สุวรรณอัจฉริย. (17 October 2563). ทฤษฎีการประมูล เศรษฐศาสตร์ประยุกต์ที่นำมาปรับปรุงใหม่. เข้าถึงได้จาก Salika: <https://www.salika.co/2020/10/17/auction-theory-and-new-auction-formats-nobel-prize-2020/>
- ภาณุ พฤกษ์ทยานนท์. (2550). การตัดสินใจเข้าร่วมและปรากฏการณ์วินเนอร์เคิร์สในการประมูลออนไลน์: การวิเคราะห์เชิงประจักษ์บนอีเบย์และยาฮูเจแปน / *Entry decision and winner's curse phenomenon in online auctions: An empirical analysis on Ebay and Yahoo Japan*. เชียงใหม่: บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- วรารณ คกมิ. (2559). การศึกษาเปรียบเทียบวิธีการจัดซื้อจัดจ้างภาครัฐ ด้วยวิธี e-Auction และ e-Bidding: กรณีศึกษา กรมทางหลวงและกรมทางหลวงชนบท. ประเทศไทย: มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- วลัญชพร ฆารไสว. (2020). การวิเคราะห์ข้อมูลและพฤติกรรมการลงทะเบียนเรียนของนิสิตระดับปริญญาตรี มหาวิทยาลัยมหาสารคาม. *วารสารมนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม*. ประเทศไทย: มหาวิทยาลัยมหาสารคาม.

บรรณานุกรม



403839301

CU ThesIs 6270047421 thesis / recv: 12072564 17:48:30 / seq: 7



4039839301

CU IThesis 6270047421 thesis / recv: 12072564 17:48:30 / seq: 7

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	Chonbadee Juthamane
วัน เดือน ปี เกิด	11 December 1992
สถานที่เกิด	Bangkok
วุฒิการศึกษา	Bachelor of Administrator, International Business, Kasetsart University Sriracha campus 2015 Master of Science, Computer Science, Chulalongkorn University 2021
ที่อยู่ปัจจุบัน	85/280 M10 Oomnoi Kratumbaen Samutsakorn 74130