

รายงาน

เรื่อง Prediction สอบมาตรฐาน IC3

ผู้จัดทำ

นางสาวนภัสสร ปานพร้อม 116510907015-1

นายกฤตตฤน มิ่งขวัญ 116510907040-9

เสนอ

อ. พิเชฐ คุณากรวงศ์ และ อ. ปองพล นิลพฤกษ์

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาวิชา Machine Learning และ AI for Bigdata สาขาวิชาการ

วิเคราะห์และจัดการข้อมูลขนาดใหญ่ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2566 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี หัวข้อรายงาน Prediction สอบมาตรฐาน IC3 ผู้จัดทำ

นางสาวนภัสสร ปานพร้อม 116510907015-1

นายกฤตตฤน มิ่งขวัญ 116510907040-9

ปีการศึกษา 2566

บทคัดย่อ

รายงานฉบับนี้ ได้ทำการศึกษาและวิเคราะห์ Prediction สอบมาตรฐาน IC3 เพื่อศึกษาข้อมูลสอบ การมาตรฐาน IC3 โดยการทำ โมเดลแต่ละตัวมาทำนายการสอบผ่านขึ้นอยู่กับปัจจัยอะ ไรและให้ นักศึกษานำมาต่อยอดเพื่อเป็นความรู้ต่อ ไป

กิตติกรรมประกาศ

รายงาน Prediction สอบมาตรฐาน IC3 สำเร็จได้ด้วยเนื่องจากได้รับการช่วยเหลือจาก อาจารย์และเพื่อนๆร่วมสาขา ที่ได้แนะนำทางในการศึกษาค้นคว้า การจัดทำรายงานจนสำเร็จ ตามวัตถุประสงค์ที่ข้าพเจ้าได้กำหนดไว้

ผู้จัดทำขอขอบพระคุณที่ช่วยเหลือในการให้คำปรึกษาเรื่องต่างๆ และหวังว่ารายงานเรื่องนี้ ของข้าพเจ้าจะเป็นประโยชน์ต่อนักศึกษารุ่นต่อไป

คณะผู้จัดทำ

สารบัญ

เรื่อง	เลขหน้า
บทกัดย่อ	1
กิตติกรรมประกาศ	2
สารบัญ	3-4
บทที่ 1 บทนำ	5
1.1 ที่มาและความสำคัญ	5
1.2 วัตถุประสงค์ของรายงาน	5
1.3 ขอบเขตของรายงาน	5
1.4 ผลที่กาดว่าจะได้รับ	5
1.5 ระยะเวลาการคำเนินงาน	6
บทที่ 2 เอกสารและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	7
2.1 Machine Learning	7
2.2 Artificial Intelligence (AI)	8
2.3 Orange Data Mining	9-12
2.4 Excel	12-13
2.5 Forecasting	13
บทที่ 3 วิธีการคำเนินงาน	14
3.1 วัสคุและอุปกรณ์	14
3.2 วิธีดำเนินงาน	14
บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน	15
4.1 ค่าพารามิเตอร์	15
4.2 ผลการทดลอง	15-16
4.3 Model ที่เลือก	17

รื่อง	หน้า
บทที่ 5 สรุปอภิปรายผลและข้อเสนอแนะ	18
5.1 สรุปผลรายงาน	18
5.2 ปัญหาและอุปสรรค	18
5.3 ภาคผนวก	19-22

าเทที่ 1

บทน้ำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

เป็นข้อมูลการสอบมาตรฐาน IC3 เพื่อให้นักศึกษาใช้กระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และ AI for Bigdata ในการทำนายค่าการสอบผ่านของวิชา IC3

1.2 วัตถุประสงค์ของรายงาน

เพื่อศึกษาและวิเคราะห์การทำงานของโปรแกรม Orange ในการทำ Prediction ของนักศึกษา ที่ทำ การสอบมาตรฐาน IC3 โดยการนำโมเดลแต่ละตัวมาใช้เพื่อทำนายผลว่าจะสอบผ่านขึ้นอยู่กับปัจจัย อะไรบ้าง โดยข้อมูลของคอลัมน์ที่นำมาใช้นั้น ได้แก่ STD_ENCODE_ID,IC3_MODULE_NAME ,IC3_RESULT,IC3_EXAM_TIMEUSED ,ASS_ACADEMIC_YEAR ,CLASS_SEMESTER ,ONLINE_ASSIGNMENT_SUBMISSION_FREQUENCY ว่าถ้านักศึกษา จะสอบผ่านหรือไม่ จากข้อมูลของคอลัมบ์ข้างต้นที่กล่าวมาโดย Models ที่ใช้นั้นมีรายชื่อ ดังนี้ SVM ,KNN ,Logistic Regression ,Naïve Bayes และ Neural Network มาทำการ Train และ Test ว่า โมเดลตัวใดบ้างที่สามารถทำนายได้ใกล้เกียงมากที่สุด

1.3 ขอบเขตการดำเนินงาน

- 1.การกำจัดข้อมูลที่ไม่ได้ส่งผลต่อ Model
- 2.การเพิ่มลดข้อมูลในการทำ Model

1.4 ผลที่คาดว่าที่จะได้รับ

- 1.โมเคลที่สามารถทำนายข้อมูลการสอบ IC3 ได้
- 2. โมเคลการคาคการณ์ข้อมูลการสอบมาตรฐาน IC3 ที่มีความแม่นยำ
- 3.รายงานสรุปผลการวิจัย

1.5 ระยะเวลาการดำเนินงาน

ลำคับ	รายการ	12-13	13-15	15-18	18-20	20-23	23-26	26-30
		มี.ค.	มี.ค.	มี.ค.	มี.ค.	มี.ค.	มี.ค.	มี.ค.
		2567	1567	2567	2567	2567	2567	2567
1	ศึกษาและเก็บรวบรวมข้อมูล							
2	วิเคราะห์และแก้ไขข้อมูล		←→					
3	ศึกษาโมเคลที่จะใช้		•		-			
4	ทคสอบและแก้ไขข้อผิคพลาด			•		-		
5	ทคสอบโมเคลที่จะใช้				•	-		
6	นำมาแก้ไขและปรับปรุง					•	-	
7	สรุปผลการทำงาน						•	-

เอกสารและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 Machine Learning

- 2.1.1 Machine Learning คือ การทำให้คอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ได้ด้วยตัวเอง โดยอาศัย ข้อมูลคล้าย กับการเรียนรู้ของมนุษย์Machine Learning จะเรียนรู้จากข้อมูลเหมือนกับที่เราเรียนรู้ จากประสบการณ์ใช้ ข้อมูลเพื่อสร้างโมเดล โมเดลคือสูตรหรือกฎที่คอมพิวเตอร์เรียนรู้ได้จากข้อมูล ทำนายผลลัพธ์ของข้อมูล ใหม่เมื่อเจอข้อมูลใหม่ โมเดลสามารถใช้ทำนายผลลัพธ์ได้ตัวอย่างการ ประยุกต์ใช้ Machine Learning: ระบบแนะนำสินค้า: เว็บไซต์ e-commerce ใช้ Machine Learning เพื่อแนะนำสินค้าที่ตรงกับความ สนใจของลูกค้าการกรองอีเมลสแปม: ระบบอีเมลใช้ Machine Learning เพื่อกรองอีเมลที่ไม่ต้องการ ออกไปรถยนต์ใร้คนขับ: รถยนต์ใร้คนขับใช้ Machine Learning เพื่อรับรู้สภาพแวดล้อมและตัดสินใจใน การขับ
- 2.1.2 Machine Learning มีกี่ประเภท? โดยทั่วไป Machine Learning แบ่งเป็น 3 ประเภท หลักๆการ เรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ฝึกโมเดลจากข้อมูลที่มีคำตอบ เช่น จำแนก ประเภทอีเมล (สแปมหรือไม่สแปม) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) หาโครงสร้างในข้อมูลโดย ไม่ต้องใช้ คำตอบ เช่น การจัดกลุ่มลูกค้าตามพฤติกรรมการซื้อสินค้า การเรียนรู้แบบเสริมแรง (Reinforcement Learning) ฝึกโมเดลผ่านการลองผิดลองถูก เช่น การฝึกปัญญาประดิษฐ์ให้เล่นเกมความ แตกต่างระหว่าง
- 2.1.3 Machine Learning กับ AI Machine Learning เป็นสาขาหนึ่งของปัญญาประคิษฐ์ (AI) ที่ มุ่งเน้นไปที่การเรียนรู้จากข้อมูล AI เป็นแนวคิดกว้างกว่านั้น ครอบคลุมถึงความสามารถทาง ปัญญาต่างๆ ของมนุษย์ เช่น การเรียนรู้ การแก้ปัญหา การตัดสินใจ

2.2 Artificial Intelligence (AI)

- 2.2.1 ปัญญาประดิษฐ์ (AI) คือการพัฒนาคอมพิวเตอร์หรือระบบคอมพิวเตอร์ที่สามารถทำงานหรือทำ ภารกิจที่มนุษย์ทำได้ โดยใช้การจำลองการทำงานของระบบประสมความรู้และประสบการณ์ การเรียนรู้เชิง ลึก และการประมวลผลข้อมูลอย่างรวดเร็ว
- 2.2.2 คุณสมบัติหลักของ (AI) คือการเรียนรู้ สามารถเรียนรู้จากข้อมูลที่มีอย่างละเอียด โดยใช้วิธีการ ต่างๆ เช่น การเรียนรู้เชิงลึก หรือการเรียนรู้โดยใช้ข้อมูลใหญ่ เพื่อปรับปรุงและพัฒนาฟังก์ชันและ ประสิทธิภาพของระบบต่างๆ การประมวลผลข้อมูลสามารถประมวลผลข้อมูลอย่างรวดเร็วและอัตโนมัติ โดยใช้เทคโนโลยีที่หลากหลาย เช่น การประมวลผลข้อมูลเชิง การประมวลผลข้อมูลในเวลาจริง และอื่นๆ การคิดเชิงปัญหา สามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนและหลากหลายได้ โดยใช้วิธีและขั้นตอนการคิดเชิง อัลกอริทึม เช่น การแก้ปัญหาที่เกี่ยวกับการสร้างกฎหรือแบบแผนการทำงาน หรือการใช้โมเดลทาง คณิตสาสตร์เพื่อแก้ปัญหา

2.2.3 ประเภทของ AI

Supervised Learning ในการเรียนรู้แบบมีการให้ข้อมูลอินพุต และผลเอาต์พุต มาให้โมเดลเรียนรู้ โมเดล จะเรียนรู้จากข้อมูลที่มีคำตอบที่ถูกต้องเพื่อจำแนกและทำนายผลเอาต์พุตสำหรับข้อมูลใหม่
Unsupervised Learning ในการเรียนรู้แบบ ไม่มีการให้ข้อมูลผลเอาต์พุตมาให้โมเดลเรียนรู้ โมเดลจะ
พยายามจะหาโครงสร้างหรือลักษณะพิเศษในข้อมูลเพื่อจัดกลุ่ม หรือทำความเข้าใจกับข้อมูลโดยไม่ต้องมี
คำตอบชัดเจนล่วงหน้า

Reinforcement Learning ในการเรียนรู้แบบ โมเดลจะเรียนรู้จากประสบการณ์โดยการทำซ้ำของการ กระทำและรับคำแนะนำ โดยมีเป้าหมายในการเรียนรู้เพื่อสร้างกฎและวิธีการที่ทำให้ได้รับความรู้สึก ที่มาก ที่สุด

Semi-supervised Learning ประเภทนี้อยู่ระหว่าง และ โดยมีการให้ข้อมูลทั้งข้อมูลที่มีการควบคุมและ ข้อมูลที่ไม่มีการควบคุมมาให้โมเคลเรียนรู้

Deep Learning เป็นเทคโนโลยีใน ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก เพื่อทำให้ระบบสามารถเรียนรู้ และเข้าใจข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้ดียิ่งขึ้น

2.3 Orange Data Mining

- 2.3.1 Orange Data Mining หมายถึง เป็นเครื่องมือซอฟต์แวร์ที่ใช้สำหรับการทำงานด้านการวิเคราะห์ ข้อมูลและการขุดรูปแบบ (Data Mining) โดยมีการใช้งานผ่านส่วนต่อประสานกราฟิก
 - 2.3.2 ประเภทของ Orange Data Mining
- Widgets คือองค์ประกอบหลักของ Orange ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้ในการทำงานกับข้อมูลและการวิเคราะห์
- Data Exploration Widgets คือช่วยในการแสดงข้อมูล เช่นการแสดงกราฟและการสรุปข้อมูล
- Preprocessing Widgets คือช่วยในการก่อประสิทธิภาพข้อมูลก่อนที่จะนำมาใช้ในการวิเคราะห์ เช่นการลบ ข้อมูลที่หายไป
- Modeling Widgets คือใช้สำหรับการสร้างและประเมินโมเคล Machine Learning เช่นการจำแนกประเภท การสร้างโมเคล Regression และการทำ Clustering
- Evaluation Widgets คือ ช่วยในการประเมินประสิทธิภาพของโมเคล Machine Learning โดยการทำการ ทคสอบและการวัดผล
- Visualization Widgets คือช่วยในการแสดงผลลัพธ์ของการวิเคราะห์ข้อมูลและโมเดล Machine Learning
 อย่างชัดเจนและกราฟิก
 - 2.3.3 Orange Data Mining ช่วยอะไรคุณบ้าง
- โหลดข้อมูล โหลดข้อมูลจากไฟล์ หรือฐานข้อมูลต่างๆ
- เตรียมข้อมูล จัดการข้อมูลที่หายไป ปรับรูปแบบข้อมูล แปลงข้อมูล
- สร้างโมเคล เลือก Widget ที่เหมาะสมกับปัญหาของคุณ ปรับแต่งพารามิเตอร์ของ โมเคล
- ฝึกโมเคล ฝึกโมเคลจากข้อมูลที่มีอยู่
- ประเมินผลโมเคล ประเมินประสิทธิภาพของโมเคล
- ใช้โมเคลทำนายผลลัพธ์ของข้อมูลใหม
 - 2.3.4 การใช้ Widget สำหรับการสร้างโมเคลใน Orange Data Mining

ทฤษฎี KNN

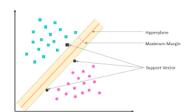
K-Nearest Neighbors หรือที่เรียกว่า KNN หรือ k-NN เป็นวิธีการแบ่งคลาสสำหรับใช้จัดหมวดหมู่ข้อมูล (Classification) โดยมีหลักการนำข้อมูลอื่นๆมาเปรียบเทียบกับตัวข้อมูลที่สนใจ ว่ามีความใกล้เคียงกันมาก แค่ไหน หากข้อมูลที่สนใจอยู่ใกล้กับข้อมูลใดมากที่สุด ระบบจะให้คำตอบเป็นเหมือนคำตอบของข้อมูลที่ อยู่ใกล้ที่สุด



• ทฤษฎี SVM

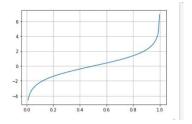
SVM (Support Vector Machine) เป็นตัวจำแนกเชิงเส้น (Linear Classifier) แบบใบนารี่ (Binary) (แบ่งแยก ข้อมูลได้ 2 ประเภท) ข้อได้เปรียบของ SVM คือมีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลที่มีมิติจำนวนมากได้ นอกจากนี้การใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel Function) ยังช่วยให้สามารถจำแนกข้อมูลที่มีความคลุมเครือได้ อย่างมีประสิทธิภาพ

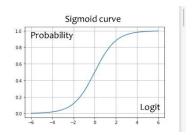




• ทฤษฎี Logistic Regression

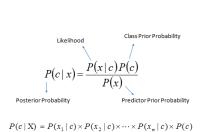
ทฤษฎี Logistic Regression เป็นหนึ่งในอัลกอริทึมในการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ที่ใช้ในการ จำแนกประเภทข้อมูล โดยตัวแปรต้น (independent variable) ที่ใช้ในการทำนายหรือจำแนกจะเป็นตัวแปรที่ มีลักษณะที่เป็นบรรจุได้เป็นตัวแปรเดียว (binary) หรือสามารถแบ่งเป็นกลุ่มได้เป็นตั้งแต่ 2 กลุ่ม (multinomial) หรือมากกว่านั้น แต่ในกรณีที่มีกลุ่มเป็น 2 กลุ่ม เราเรียกว่า Binary Logistic Regression

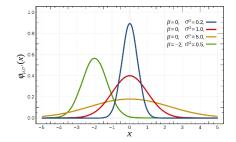




ทฤษฎี Naïve Bayes

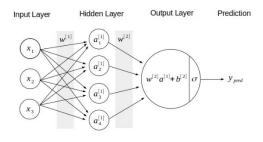
ทฤษฎีของ Naive Bayes เป็นหนึ่งในอัลกอริทึมในการจำแนกประเภทข้อมูล (Classification) ที่ใช้ทฤษฎี ทางสถิติและการคำนวณความน่าจะเป็น (Probability) เพื่อทำนายหรือจำแนกข้อมูลในกลุ่มหรือประเภทต่าง ๆ โดย Naive Bayes ใช้ทฤษฎีของทฤษฎีทางความน่าจะเป็น (Bayesian Probability) ในการทำนาย

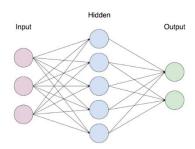




• ทฤษฎี Neural Network

ทฤษฎีของ Neural Network (เครือข่ายประสาท) เป็นกระบวนการทางคณิตศาสตร์และคอมพิวเตอร์ไซเอนซ์ ที่จำลองการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์ โดยในทางทฤษฎีนี้ ถูกออกแบบให้มีลักษณะคล้ายกับ โครงสร้างของระบบประสาททางชีวภาพ โดยมีหน่วยประมวลผลเรียกว่า "โนด" (neurons) ที่ทำหน้าที่รับ ข้อมูล (input), ประมวลผล, และส่งผลลัพธ์ออกไปยังโนคถัดไปหรือผลลัพธ์ที่ในทางทฤษฎีเรียกว่า "output layer"





2.3.5 ข้อคืบองการใช้ Orange Data Mining สร้างโมเคล

- รองรับโมเดล Machine Learning
- ใช้งานง่ายโดยที่ไท่ต้องเขียนโค๊ด
- การนำเสนอภาพข้อมูล ช่วยสร้างกราฟ

2.4 Excel

2.4.1 Excel คือเป็นโปรแกรมสำหรับการจัดการข้อมูลและวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความหลากหลายและมี ความยืดหยุ่นมากๆ โดย Excel มักจะใช้ในการสร้างสูตรคำนวณทางคณิตศาสตร์และสถิติ เพื่อวิเคราะห์ ข้อมูลต่างๆ ที่ถูกนำเข้ามาในรูปแบบตารางหรือชุดข้อมูล

2.4.2 โครงสร้างของ Excel

- แท็บ:มีแท็บด้านล่างที่ช่วยให้ผู้ใช้สามารถเลือกและเปลี่ยนแปลงระหว่างหน้ากระดาษงานต่างๆ
- แถวและคอลัมน์: ถูกจัดเก็บในรูปแบบของตารางที่ประกอบด้วยแถวและคอลัมน์ แถวถูกระบุด้วยตัวอักษร
 (A, B, C, ...) และคอลัมน์ถูกระบุด้วยตัวเลข (1, 2, 3, ...)
- เซลล์:คือพื้นที่ที่ประกอบด้วยตารางโดยมีตำแหน่งที่ระบุโดยการใช้ตัวอักษรและตัวเลขของแถวและคอลัมน์
 เซลล์สามารถใช้เพื่อจัดเก็บข้อมูล
- สูตร:มีความสามารถในการสร้างสูตรคำนวณเพื่อประมวลผลข้อมูล
 โดยสามารถใช้ฟังก์ชันและตัว
 ดำเนินการต่างๆ
- กราฟและแผนภูมิ: มีความสามารถในการสร้างแผนภูมิและกราฟเพื่อแสดงข้อมูลอย่างกราฟิก
- เมนูและแถบเครื่องมือ:มีเมนูและแถบเครื่องมือที่ช่วยให้ผู้ใช้สามารถเข้าถึงคำสั่งและเครื่องมือต่างๆ
- แถวหัวข้อ:แถวหัวข้อใช้สำหรับระบุหัวข้อของแต่ละคอลัมน์ในตารางเป็นส่วนสำคัญในการอธิบายและ กำหนดความหมายของข้อมูลที่อยู่ในแต่ละคอลัมน์
- เมนูตัวเลือก:เมนูตัวเลือกปรากฏเมื่อคลิกขวาที่เซลล์หรือแถวและคอลัมน์ซึ่งมีคำสั่งและตัวเลือกต่างๆ เพื่อ ช่วยในการจัดการข้อมูล
 - 2.4.3 ประเภทของข้อมูล ตัวเลข เช่น 1, 2, 3, 10.5
- ข้อความ ข้อความ เช่น "ชื่อ", "นามสกุล" "ประเทศไทย"วันที่
- ข้อมูลวันที่ เช่น 1/1/2024, 2/3/2023เวลา
- ข้อมูลเวลา เช่น 10:00, 13:30
- ตรรกะ ค่า TRUE หรือ FALSE
 - 2.4.4 การจัดรูปแบบข้อมูล ตัวอักษร: เปลี่ยนขนาด สี รูปแบบตัวอักษรการจัดตำแหน่ง ปรับ ตำแหน่งของ ข้อมูลในเซลล์เส้นขอบ เพิ่มเส้นขอบให้กับเซลล์การแรเงา: เพิ่มสีพื้นหลังให้กับเซลล์

2.5 Forecasting

Forecasting หมายถึงกระบวนการการทำนายอนาคตโดยใช้ข้อมูลหรือโมเดลทางสถิติ เพื่อประเมินหรือ ประมาณการเหตุการณ์ที่อาจเกิดขึ้นในอนาคต การทำนายมักจะใช้ข้อมูลที่มีอยู่ในอดีตเพื่อสร้างโมเดลทาง สถิติหรือแบบจำลองที่สามารถทำนายอนาคตได้ โดยการทำนายนี้สามารถช่วยให้ธุรกิจ องค์กร หรือ ผู้บริโภควางแผนและตัดสินใจในการคำเนินงานได้อย่างมีประสิทธิภาพขึ้น

2.5.1 ประเภทของ Forecasting มี 5 ประเภท

- Quantitative Forecasting (การทำนายปริมาณ)เป็นการทำนายโดยใช้ข้อมูลปริมาณที่มีอยู่ เช่น ยอดขาย ปริมาณการผลิต หรือปริมาณการใช้งาน วิธีการที่ใช้ก็สามารถแบ่งออกเป็นหลายวิธี เช่น การใช้เทคนิคสถิติ เช่น การใช้ Moving Average, Exponential Smoothing, หรือการใช้โมเดลทางสถิติ
- Qualitative Forecasting (การทำนายคุณภาพ)เป็นการทำนายโดยใช้ข้อมูลที่ไม่มีตัวเลขหรือมีน้อย เช่น ความ กิดเห็นของผู้เชี่ยวชาญ สำรวจความกิดเห็น หรือการใช้เทคนิกคุณสมบัติเฉพาะการทำนายแบบคุณภาพอาจ ใช้กับเหตุการณ์ที่ซับซ้อนและยากต่อการวัด
- Time Series Forecasting (การทำนายแบบชุดข้อมูลตามเวลา)เป็นการทำนายโดยใช้ข้อมูลที่มีการเก็บ รวบรวมตามช่วงเวลา
- Causal Forecasting (การทำนายที่มีสาเหตุ)เป็นการทำนายโดยพิจารณาปัจจัยที่มีผลต่อเหตุการณ์ที่ต้องการ ทำนาย เช่น การทำนายยอดขายของสินค้าโดยพิจารณาตัวแปรเชิงตัวแปร
- Short-term vs. Long-term Forecasting (การทำนายระยะสั้นและระยะยาว)การทำนายอาจแบ่งตามระยะเวลา
 ที่ต้องการทำนาย เช่น การทำนายยอดขายในอนาคตใกล้ๆ (ระยะสั้น) หรือการทำนายแนวโน้มการเติบโต
 ของตลาดในอนาคตหลายปี (ระยะยาว)

วิธีการดำเนินงาน

วัสดุและอุปกรณ์

โปรแกรม Excel

โปรแกรม Orange

วิธีการดำเนินงาน

1. ตรวจสอบข้อมูล การสอบวัดมาตรฐาน IC3 ผ่านโปรแกรม Excel และคูว่าว่าจะเอาข้อมูลตัวใหนมาเป็น ตัวแปรต้น หรือตัวแปรตามโดย ในการทดสอบนี้เราเลือกตัวแปรตามได้แก่ STD_ENCODE_ID IC3_MODULE_NAME,IC3_EXAM_TIMEUSED,ASS_ACADEMIC_YEAR CLASS_SEMESTER,ONLINE_ASSIGNMENT_SUBMISSION_FREQUENCY และเตัวแปรต้นคือ

IC3_RESULT

- 2. หลังจากได้กำหนดตัวแปรทั้งหมดแล้ว ทำการนำข้อมูลเข้าโปรแกรม Orange และกำหนดค่า IC3 RESULT
- เป็น Target ในการทำนายว่า นักศึกษาที่สอบจะสอบผ่านหรือไม่ วัดจากตัวแปรตามตัวใดบ้าง
- 3. หลังจากกำหนดตัวที่จะทำนายแล้วทำการสามข้อมูล 70 % จากข้อมูลทั้งหมด
- 4. เลือกโมเคลที่ต้องการใช้ในการทำนาย โดยใช้โมเคลทั้งหมด $\it 5$ ตัวในการทำนาย ได้แก่ SVM ,KNN
- ,Logistic Regression ,Naïve Bayes และ Neural Network
- 5. โดยกำหนดค่าของแต่ละ โมเดลต่างๆ เป็นค่าเริ่มต้นทั้งหมด
- 6. นำข้อมูลไปทำ Test and Score เพื่อคูค่าความแม่นยำของแต่ละโมเคล ว่ามีค่าเท่าไหร่ โดยข้อมูลที่เอามา เปรียบเทียบใช้ข้อมูลเดียวกับข้อมูลที่ทำโมเคล โดยข้อมูลอยู่ที่ 70/30 นำไป Training 70% และไป Test อีก 30% ของข้อมูลทั้งหมด
- 7. หลังจากที่ทดสอบ Test and Score แล้ว นำมาทดสอบการทำนายว่าตรงหรือไม่ ผ่าน Tools ที่มีชื่อว่า Prediction และดูว่าทำนายมาแม่นยำตาม Test and Score หรือไม่

ผลการดำเนินงาน

4.1 ค่าพารามิเตอร์

Random Sampling: กลุ่มข้อมูลที่ใช้ทดลอง

Repeat Train/Test: จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

Training set size: จำนวนข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ในการ Training

Model: โมเคล Machine Learning ที่ใช้ในการทดสอบ

AUC: ค่า AUC (Area Under the ROC Curve) วัคประสิทธิภาพโมเคลในการจำแนก ประเภท

CA: ค่า CA (Classification Accuracy) วัดความถูกต้องของโมเดลในการจำแนก ประเภท

F1: ค่า F1 Score วัดประสิทธิภาพโมเคลโดยรวม

Prec: ค่า Precision วัดความแม่นยำของโมเดล

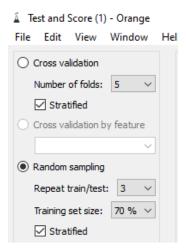
Recall: ค่า Recall วัคความครอบคลุมของ โมเคล

MCC: ค่า Matthews Correlation Coefficient วัดความสัมพันธ์ระหว่างการคาดการณ์ ของโมเคลกับค่าจริง

4.2 ผลจากการทดลอง

4.2.1ใช้การ Training Models โดยการใช้ Random sampling โดยค่า Repeat train/test อยู่ที่ 3 เพราะข้อมูลที่มี นั้นไม่ได้มีความแตกต่างของข้อมูลจนเกินไป เพราะถ้าเลือกมากกว่า 3 ไม่ได้ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของ ค่าในตาราง อีกทั้งทำมากกว่า 3 จะทำให้การทำ Model ช้าลงไปอีก

4.2.2 Sample set size อยู่ที่ 70% เพราะ การ Train Model กับข้อมูลชุดนี้ เพราะ การTrain Model ครั้งนี้ทำ การ Training แบบ Supervised Learning มีคำตอบให้



4.2.3 ดูประสิทธิภาพ Model โดยค่าที่ต้องการมีดังนี้

ค่า AUC > 0.95 ,ค่า CA > 0.90 ,ค่า F1 > 0.90 ,ค่า Prec > 0.90 ,ค่า Recall > 0.90 ,ค่า MCC > 0.75 โดยค่า AUC ที่ตรงตามที่เราต้องการคือ Naïve Bayes และ Neural Network

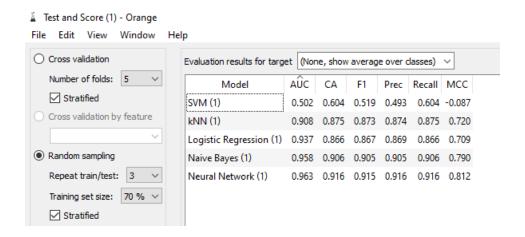
CA ที่ตรงตามที่เราต้องการคือ Naïve Bayes และ Neural Network

F1 ที่ตรงตามที่เราต้องการคือ Naïve Bayes และ Neural Network

Prec ที่ตรงตามที่เราต้องการคือ Naïve Bayes และ Neural Network

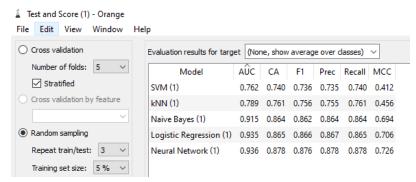
Recall ที่ตรงตามที่เราต้องการคือ Naïve Bayes และ Neural Network

MCC ที่ตรงตามที่เราต้องการคือ kNN ,logistic Regression ,Naïve Bayes และ Neural Network



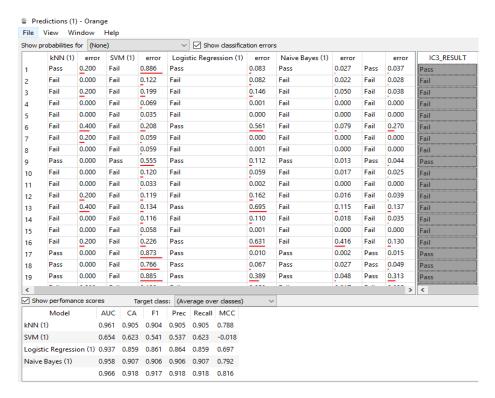
4.3 Model ที่เลือก

จากผลการทคลองพบว่ามี Model 2 ตัว ที่คุณสมบัติตรงตามที่เราต้องการได้แก่ Naïve Bayes และ Neural Network เราจึงทำการ ลดข้อมูลที่ใช้ในการTraining ลง โดยลบตัวแปร ASS_ACADEMIC_YEAR, CLASS_SEMESTER ที่คิดว่าไม่ส่งผลต่อการทำ Model แต่หลังจากลบแล้วพบว่าข้อมูล 2 ตัวนี้ส่งผลต่อการทำโมเดลจนทำให้โมเดลที่ต้องการนั้นคุณสมบัติไม่ตรงกับ Model ที่เราต้องการ



4.3.1 หลังจากได้ Models ที่มีค่า

ตรงตามที่เราต้องการแล้วนำข้อมูลเหล่านั้นมาทำนายโดยใช้ข้อมูลชุดเดิมในการทำนายพบว่า หลังจากทำ การทำนายแล้วพบว่า Neural Network มีค่าAUC มากขึ้นหลังจากการทดสอบเพิ่มขึ้น โดยตรงกันข้าม Naïve Bayes ที่ตอยแรกมีค่าAUCลดลง ทำให้เราเลือก Neural Network เป็น Model ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลชุดนี้



สรุปอภิปรายและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการายงาน

จากการทดลองได้ข้อสรุปว่าข้อมูลชุดนี้เหมาะกับ Model Neural Network มากที่สุด เพราะมีค่า AUC > 0.95 ,ค่า CA > 0.90 ,ค่า F1 > 0.90 ,ค่า Prec > 0.90 ,ค่า Recall > 0.90 ,ค่า MCC > 0.75 ตรงตามที่เราต้องการ อีกทั้งหลังจากทำการ Test แล้วพบว่ามีค่า AUC ที่เพิ่มขึ้น โดยตัวแปรที่คิดว่าไม่มีผลต่อการสร้าง Model กลับเป็นตัวที่ทำให้ โมเดล สมบูรณ์และมีประสิทธิภาพมากขึ้น ซึ่งได้แก่ตัวแปร ASS_ACADEMIC_YEAR, CLASS SEMESTER

5.2 ปัญหาและอุปสรรค

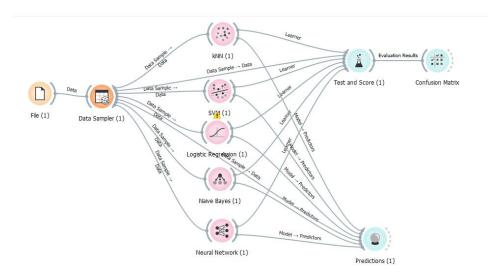
- การวิเคราห์ตัวแปรที่ส่งผลต่อ Model
- โปรแกรม Orange ทำ Cleaning Model ไม่เต็มประสิทธิภาพ
- ต้องทำการทำงานข้ามโปรแกรมระหว่าง Orange และ Excel

STD ENCODE	IC3 MODULE NAME	IC3 EX	IC3 SCM IC3 REM	IC3 EXAM TIME IC3 EXAM ST/	IC3 EXAM	STD ENTR	STD CURREI	STD ADMI STD FACULTYNAM	STD FACULTYNAME EI	STD DEPARTMEN	TNAM STD D
student1001	IC3 GS5 - Living Online	Thai	583 Fail	2816 B13-203	2016	3.40	3.02	2015 เทคโนโลยีคหครรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1001	IC3 GS5 - Key Applications	Thai	625 Fail	3000 OTHER	2016	3.40	3.02	2015 เทคโนโลยีคหกรรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1001	IC3 GS5 - Computing Fundam	Thai	644 Fail	2447 OTHER	2016	3.40	3.02	2015 เทคโนโลยีคหกรรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1002	IC3 GS5 - Living Online	Thai	483 Fail	2526 B13-203	2016	2.70	2.49	2015 เทคโนโลอีคหกรรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Foodar
student1002	IC3 GS5 - Key Applications	Thai	475 Fail	3000 OTHER	2016	2.70	2.49	2015 เทคโนโลอีคทครรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1002	IC3 GS5 - Computing Fundam	Thai	456 Fail	2578 OTHER	2016	2.70	2.49	2015 เทคโนโลอีคทครรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1003	IC3 GS5 - Living Online	Thai	500 Fail	2598 OTHER	2016	2.98	3.70	2015 เทคโนโลอีคทครรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1003	IC3 GS5 - Computing Fundam	Thai	606 Fail	2668 TRAINING02	2016	2.98	3.70	2015 เทคโนโลอีคทครรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1003	IC3 GS5 - Key Applications	Thai	550 Fail	3000 TRAINING02	2016	2.98	3.70	2015 เทคโนโลอีคทครรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1004	IC3 GS5 - Living Online	Thai	467 Fail	3000 B13-203	2016	2.74	3.03	2015 เทคโนโลอีคทครรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1004	IC3 GS5 - Key Applications	Thai	456 Fail	3000 OTHER	2016	2.74	3.03		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1004	IC3 GS5 - Computing Fundam	Thai	381 Fail	1781 OTHER	2016	2.74	3.03		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1005	IC3 GS5 - Living Online	Thai	667 Fail	2414 OTHER	2016	3.78	3.41	2015 เทคโนโลอีคทครรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1005	IC3 GS5 - Key Applications	Thai	738 Pass	3000 TRAINING02	2016	3.78	3.41	2015 เทคโนโลอีคทครรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1005	IC3 GS5 - Computing Fundam	Thai	663 Fail	2617 TRAINING02	2016	3.78	3.41	2015 เทคโนโลอีคทครรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1006	IC3 GS5 - Living Online	Thai	617 Fail	2934 B13-203	2016	3.39	2.49		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1006	IC3 GS5 - Key Applications	Thai	531 Fail	2987 OTHER	2016	3.39	2.49		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1006	IC3 GS5 - Computing Fundam	Thai	456 Fail	2578 OTHER	2016	3.39	2.49		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1007	IC3 GS5 - Living Online	Thai	517 Fail	2668 B13-203	2016	2.82	3.13		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1007	IC3 GS5 - Key Applications	Thai	531 Fail	2844 OTHER	2016	2.82	3.13		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1007	IC3 GS5 - Computing Fundam		606 Fail	2224 OTHER	2016	2.82	3.13		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1008		Thai	417 Fail	3000 OTHER	2016	2.94	2.60	2015 เทคโนโลอีคทกรรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1008	IC3 GS5 - Computing Fundam		419 Fail	2802 TRAINING02	2016	2.94	2.60	2015 เทคโนโลอีคทกรรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1008		Thai	456 Fail	3000 TRAINING02	2016	2.94	2.60		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1009		Thai	517 Fail	2594 B13-203	2016	2.52	2.81	2015 เทคโนโลอีคทกรรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1009		Thai	381 Fail	3000 OTHER	2016	2.52	2.81		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1009	IC3 GS5 - Computing Fundam		513 Fail	2738 OTHER	2016	2.52	2.81		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1010		Thai	500 Fail	2727 OTHER	2016	3.34	2.89		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1010		Thai	456 Fail	3000 TRAINING02	2016	3.34	2.89		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1010	IC3 GS5 - Computing Fundam		644 Fail	2920 TRAINING02	2016	3.34	2.89	2015 เทคโนโลอีตหกรรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1011		Thai	500 Fail	2854 B13-203	2016	3.29	2.70		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1011		Thai	381 Fail	3000 OTHER	2016	3.29	2.70		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1011	IC3 GS5 - Computing Fundam		381 Fail	2673 OTHER	2016	3.29	2.70		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1012		Thai	667 Fail	2691 B13-203	2016	2.90	2.90		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาคาร	Food ar
student1012		Thai	363 Fail	3000 OTHER	2016	2.90	2.90	2015 เทคโนโลธิตหกรรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1012	IC3 GS5 - Computing Fundam		550 Fail	2194 OTHER	2016	2.90	2.90	2015 เทคโนโลอีคหกรรมศาสตร์	Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1013		Thai	400 Fail	3000 B13-203	2016	3.03	2.26		Home Economics Technology	อาหารและโภชนาการ	Food ar
student1013	IC3 GS5 - Ken Anglications	Thai	475 Fail	3000 OTHER	2016	3.03	2.26	2015 เพลร์บริลถ็ดพลสมสาสักส์	Home Economics Technology	ลานายและรักช(นาคาย	Food at

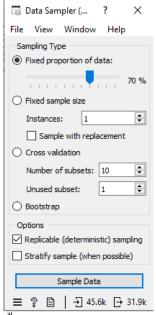
ตารางก่อนนำไป Cleaning Data

Α	В	С	D	E	F	G
STD_ENCODE_ID	IC3_MODULE_NAME	IC3_RESULT	IC3_EXAM_TIMEUSED	CLASS_ACADEMIC_YEAR	CLASS_SEMESTER	ONLINE_ASSIGNMENT_SUBMISSION_FREQUENCY
student1001	IC3 GS5 - Living Online	Fail	2816	2016	1	Low
student1001	IC3 GS5 - Key Applications	Fail	3000	2016	1	Low
student1001	IC3 GS5 - Computing Fundamenta	Fail	2447	2016	1	Medium
student1002	IC3 GS5 - Living Online	Fail	2526	2016	1	Medium
student1002	IC3 GS5 - Key Applications	Fail	3000	2016	1	Lowest
student1002	IC3 GS5 - Computing Fundamenta	Fail	2578	2016	1	Lowest
student1003	IC3 GS5 - Living Online	Fail	2598	2016	1	Lowest
student1003	IC3 GS5 - Computing Fundamenta	Fail	2668	2016	1	Medium
student1003	IC3 GS5 - Key Applications	Fail	3000	2016	1	Low
student1004	IC3 GS5 - Living Online	Fail	3000	2016	1	Low
student1004	IC3 GS5 - Key Applications	Fail	3000	2016	1	Low
student1004	IC3 GS5 - Computing Fundamenta	Fail	1781	2016	1	Lowest
student1005	IC3 GS5 - Living Online	Fail	2414	2016	1	Medium
student1005	IC3 GS5 - Key Applications	Pass	3000	2016	1	Medium
student1005	IC3 GS5 - Computing Fundamenta	Fail	2617	2016	1	Medium
student1006	IC3 GS5 - Living Online	Fail	2934	2016	1	Low
student1006	IC3 GS5 - Key Applications	Fail	2987	2016	1	Lowest
student1006	IC3 GS5 - Computing Fundamenta	Fail	2578	2016	1	Low

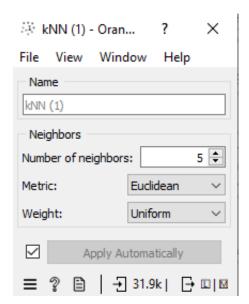
ตารางหลังจาก Cleaning Data



หน้าตาการเขียนโปรแกรมด้วย Orange



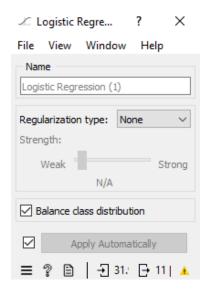
ตั้งค่าหน้า Data sample



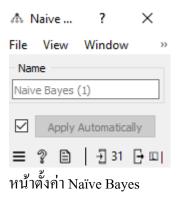
หน้าตั้งค่า KNN

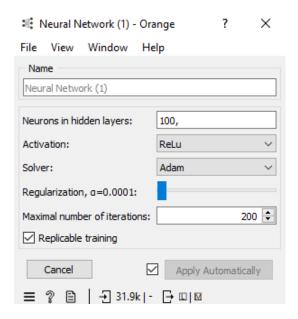
₩ SVM (1) - C	Orange	?	×
File View \	Window Help		
Name			
SVM (1)			
SVM Type			
● SVM	Cos	t (C):	1.00
Reg	gression loss epsilo	n (ε):	0.10
O v-SVM	Regression cos	t (C):	1.00 💠
	Complexity boun	d (v):	0.50 💠
Kernel			
○ Linear	Kernel: exp(-g x-	y 2)	
OPolynomial	g:		auto 🕏
■ RBF			
Sigmoid			
Optimization P	arameters		
Numerical tolera	ince:	-	0.0010
☑ Iteration lim	it:		100 🕏
	Apply Automatic	ally	
= ? 🗎	→ 31.9k - [-	• III I	1 200

หน้าตั้งค่า SVM



หน้าตั้งค่า Logistic Regression





หน้าตั้งค่า Neural Network