การพยากรณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในห้างสรรพสินค้าโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

CUSTOMER CHURN PREDICTION IN DEPARTMENT STORES USING MACHINE LEARNING

ปิยชัย ยังจิตร

สหกิจศึกษานี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรบัณฑิต(สถิติประยุกต์)
ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2565

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

CUSTOMER CHURN PREDICTION IN DEPARTMENT STORES USING MACHINE LEARNING

PIYACHAI YUNGJIT

A COOPERATIVE EDUCATION SUBMITTED IN PARTIAL
FULFILLMENT OF THE REQUIREMENT FOR
THE DEGREE OF BACHELOR OF SCIENCE (APPLIED STATISTICS)
DEPARTMENT OF STATISTICS, SCHOOL OF SCIENCE
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
ACADEMIC YEAR 2022

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อสหกิจศึกษา	การพยากรณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในห้างสรรพสินค้า โดยใช้แบบจำลองของเครื่อง Customer Churn Prediction in Department Stores using Machine Learning
ชื่อนักศึกษา	นายปิยชัย ยังจิตร รหัสนักศึกษา 62050800
ปริญญา	วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชา	สถิติ
ปีการศึกษา	2565
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร.วลัยลักษณ์ อัตธีรวงศ์

คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.) อนุมัติให้สหกิจศึกษานี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์) ประจำปีการศึกษา 2565

คณะกรรมการสอบ	ลายมือชื่อ
ผศ.ดร. ยุวดี กล่อมวิเศษ ประธานกรรมการ	
รศ.ดร. วลัยลักษณ์ อัตธีรวงศ์ กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษา	
คุณสุรศักดิ์ วัฒนายากร กรรมการ	
คุณพงษกฤต ศรีพล กรรมการ	
คุณสกนธ์ ศรีวังไพร กรรมการ	

ลิขสิทธิ์ของคณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อสหกิจศึกษา การพยากรณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในห้างสรรพสินค้า โดยใช้แบบจำลองของเครื่อง
ชื่อนักศึกษา นายปิยชัย ยังจิตร รหัสนักศึกษา 62050800
ปริญญา วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชา สถิติ
คณะ วิทยาศาสตร์
มหาวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.)
ปีการศึกษา 2565
อาจารย์ที่ปรึกษา รศ.ดร.วลัยลักษณ์ อัตธีรวงศ์

บทคัดย่อ

ในธุรกิจร้านค้าปลีกนั้น การที่ลูกค้าหยุดซื้อสินค้าหรือใช้บริการถือเป็นปัญหาหลัก การที่จะดึงดูดให้ลูกค้าใหม่เข้ามาซื้อสินค้าหรือใช้บริการนั้นมีต้นทุนที่ต้องใช้สูงกว่าการที่จะรักษาฐานลูกค้าเก่าไว้ การศึกษาพฤติกรรมของลูกค้าจึงกลายเป็นเรื่องที่สำคัญ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อคาดการณ์ว่าลูกค้าคนใดมีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือใช้บริการของบริษัท XXX โดยใช้ข้อมูลธุรกรรมในการสะสมแต้มของกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด 176,547 คน ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2564 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม 2565 โดยใช้การวิเคราะห์ RFM ในการศึกษารูปแบบพฤติกรรมของลูกค้า ซึ่งประกอบไปด้วย ระยะห่างวันที่ลูกค้าทำธุรกรรมล่าสุดจนถึงวันที่เก็บรวบรวมข้อมูล จำนวนครั้งที่ทำธุรกรรมในช่วงเวลาที่กำหนด และราคาที่ซื้อเฉลี่ยต่อครั้ง เพื่อกำหนดว่าลูกค้าคนใดมีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือใช้บริการ ซึ่งมีคุณลักษณะที่ใช้ทั้งหมด 14 คุณลักษณะและใช้การแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนคือ ชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน 70% และข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ 30% ด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการคาดการณ์ และผลลัพธ์ที่ได้คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายออกมาได้โดยมีความแม่นยำกว่า 90%

คำสำคัญ : การวิเคราะห์ RFM, แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม, การคาดการณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือใช้บริการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title Customer Churn Prediction in Department Stores using Machine Learning
Students Mr. Piyachai Yungjit Student ID 62050800
Degree Bachelor of Science (Applied Statistics)
Department Statistics
School Science
University King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL)
Academic Year 2022
Advisor Assoc.Prof.Dr. Walailak Atthirawong

Abstract

In the retail business churn customers is a major problem. Attracting new customers to buy products or use services has a higher cost than retaining existing customers. Studying customer behavior therefore becomes important. The purpose of this research is to predict whether customers are likely to churn in department stores affiliated with XXX Company, using transaction data to accumulate points of all 176,547 samples. SInce October 1, 2021, to December 31, 2022, using RFM analysis to study customer behavior patterns, which consists of distance between the date of the last transaction from the customer to the date of collection (recency), the number of transactions in the specified period (frequency) and the average purchase price per time (monetary) to determine which customers are likely to churn, there are 15 features in total. And divided the data into 2 parts, 70% of the training dataset and 30% of the testing data by using artificial neural networks to make predictions. and the result is the neural network model can predict with an accuracy of over 90%.

Keywords: Artificial neural network model, Churn customer predictions, RFM Analysis

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

สหกิจศึกษาเรื่องการพยากรณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในห้างสรรพสินค้าโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับความช่วยเหลือ และคำแนะนำจาก รศ.ดร.วลัยลักษณ์ อัตธีรวงศ์ ที่เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาที่กรุณาให้แนวคิดให้คำปรึกษาเกี่ยวกับกระบวนการในการทำวิจัย การวิเคราะห์ผล ช่วยแนะนำแนวทางการแก้ไข ปรับปรุงข้อบกพร่องตลอดการทำวิจัย ทำให้ผู้วิจัยได้รับความรู้ ทักษะต่าง ๆ เพิ่มเติมมากมายที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการวิจัยอื่น ๆ ในอนาคต

ขอขอบพระคุณกรรมการสอบสหกิจศึกษา ผศ.ดร. ยุวดี กล่อมวิเศษ เป็นอย่างสูงที่กรุณาให้คำแนะนำ ข้อคิดเห็น และชี้แนะแนวทางในการดำเนินงานวิจัย จนทำให้งานวิจัยในครั้งนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณผู้ประกอบการเป็นอย่างสูงที่ให้โอกาสเข้ามาฝึกงาน ได้ประสบการณ์ในการทำงาน และอนุญาตให้นำข้อมูลมาใช้ในการทำสหกิจศึกษาฉบับนี้

ขอขอบพระคุณ คุณสุรศักดิ์ วัฒนายากร คุณพงษกฤต ศรีพล และ คุณสกนธ์ ศรีวังไพร เป็นอย่างสูงที่กรุณาช่วยตรวจสอบข้อมูลที่ใช้ในการทำงานวิจัย รวมทั้งให้คำปรึกษาเพื่อแก้ไขในการทำสหกิจให้มีคุณภาพ คอยมอบความรู้ในการทำงานต่าง ๆ ให้แก่ผู้วิจัย

ปิยชัย ยังจิตร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ..... ข
กิตติกรรมประกาศ..... ค
สารบัญ..... ง
สารบัญตาราง..... ฉ
สารบัญรูป ..... ช
บทที่ 1 บทนำ..... 1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา..... 1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย..... 2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ..... 2
1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ 3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... 4
2.1 การคาดการณ์ลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าและใช้บริการ (Churn Customer Prediction)..... 4
2.2 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)..... 4
2.2.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)..... 4
2.2.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)..... 5
2.2.3 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning) 5
2.3 การจำแนกประเภท (Classification)..... 5
2.4 การวิเคราะห์ RFM (RFM analysis) 9
2.5 การวัดประสิทธิภาพแบบจำลองแบบจำแนกประเภท (Binary Classification Evaluation)..... 10
2.6 ข้อมูลที่ไม่สมดุล (Imbalanced Datasets)..... 11
2.7 ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function)..... 12
2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... 13
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย 14
3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน 14
3.2 การจัดเตรียมข้อมูล..... 15
3.2.1 การทำความสะอาดข้อมูล (Cleaning data) 15
3.2.2 แปลงค่าในตัวแปรคุณภาพเพื่อนำไปสร้างแบบจำลอง 15
3.2.3 เพิ่มคุณลักษณะ (Feature) เพื่อที่จะนำไปสร้างแบบจำลอง 16
3.2.4 การระบุประเภทของข้อมูล (Data Labeling) 16
3.2.5 การปรับขนาดของข้อมูล (Normalization) 17

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

3.3 ตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ 18
3.3.1 ตัวแปรตาม (Dependent Variable) 18
3.3.2 ตัวแปรอิสระ (Independent Variable) 18
3.4 การสร้างแบบจำลอง 19
3.5 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย 19
บทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปรายผล 20
4.1 การสำรวจข้อมูลเบื้องต้น 20
4.1.1 การสำรวจข้อมูลเบื้องต้นในกลุ่มตัวอย่างที่ใช้บัตร v1 23
4.1.2 การสำรวจข้อมูลเบื้องต้นในกลุ่มตัวอย่างที่ใช้บัตร v2 25
4.1.3 การสำรวจข้อมูลเบื้องต้นในกลุ่มตัวอย่างที่ใช้บัตร v3 27
4.1.4 การสำรวจข้อมูลเบื้องต้นในกลุ่มตัวอย่างที่ใช้บัตร v4 29
4.2 ประสิทธิภาพในการทำนายในแต่ละชุด 31
4.3 อภิปรายผล 36
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 37
5.1 สรุปผลการวิจัย 37
5.2 ข้อเสนอแนะ 38
เอกสารอ้างอิง 40
ภาคผนวก 42
ภาคผนวก ก 43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ **หน้า**

2.1 เมทริกซ์ความสับสน 10
3.1 การแปลงค่าให้เป็นตัวเลขในตัวแปรเพศ 15
3.2 การแปลงค่าให้เป็นตัวเลขในตัวแปรจังหวัด 15
3.3 การแปลงค่าให้เป็นตัวเลขในตัวแปรประเภทของบัตรที่ใช้ในการสะสม 15
3.4 คุณลักษณะ (Feature) ที่เพิ่มขึ้นจากข้อมูลเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง 16
3.5 เกณฑ์ในการกำหนดโดยใช้ RFM Score 16
3.6 ตัวแปรตามที่ใช้ในการวิเคราะห์ 18
3.7 ตัวแปรอิสระที่ใช้ในการวิเคราะห์ 18
3.8 ไลบรารีที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองและการวิเคราะห์ 19
4.1 ค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะ (Feature) ของประเภทบัตร v1 ในแต่ละกลุ่ม 24
4.2 ค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะ (Feature) ของประเภทบัตร v2 ในแต่ละกลุ่ม 26
4.3 ค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะ (Feature) ของประเภทบัตร v3 ในแต่ละกลุ่ม 28
4.4 ค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะ (Feature) ของประเภทบัตร v4 ในแต่ละกลุ่ม 30
4.5 จำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนและทดสอบ 31
4.6 การทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูล 15 เดือนโดยใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) 31
4.7 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 31
4.8 การทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v1 โดยใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) 33
4.9 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v1 33
4.10 การทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v2 โดยใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) 34
4.11 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v2 34
4.12 การทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v3 โดยใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) 35
4.13 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v3 35
4.14 การทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v4 โดยใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) 36
4.15 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v4 36
5.1 ประสิทธิภาพในการทำนายในแต่ละชุดข้อมูล 37

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ **หน้า**

2.1 เซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ 5
2.2 โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม (Atifficial Neural Network: ANN) 6
2.3 โครงสร้างการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม 7
2.4 เรลู (Rectified Linear Unit Function: ReLu) 8
2.5 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) 8
2.6 ฟังก์ชันแทนเอช (Hyperbolic Tangent Activation: Tanh) 9
2.7 การปรับเพิ่มข้อมูลด้วยวิธี SMOTE 12
3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน 14
3.2 ระบุประเภทของข้อมูล 17
4.1 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการ 20
4.2 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในแต่ละประเภทบัตร 21
4.3 จำนวนการใช้บัตรแต่ละประเภทของแต่ละช่วงวัย 21
4.4 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในแต่ละช่วงวัย 22
4.5 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ใช้บัตร v1 กับจำนวนประเภทร้านค้าที่ใช้บริการ 23
4.6 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ใช้บัตร v2 กับจำนวนประเภทร้านค้าที่ใช้บริการ 25
4.7 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ใช้บัตร v3 กับจำนวนประเภทร้านค้าที่ใช้บริการ 27
4.8 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ใช้บัตร v4 กับจำนวนประเภทร้านค้าที่ใช้บริการ 29
4.9 ความสำคัญของตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลอง 32
4.10 ค่าความสำคัญของคุณลักษณะที่นำเข้าแบบจำลอง 32

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ธุรกิจร้านค้าปลีกนับได้ว่าเป็นกิจกรรมทางเศรษฐกิจที่สำคัญในการขับเคลื่อนกระบวนการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมของประเทศโดยรวมและเป็นตัวจักรในการพัฒนามาตรฐานการครองชีพและคุณภาพชีวิตของประชาชนในประเทศโดยจะทำหน้าที่เป็นตัวกลางในการเชื่อมโยงและกระจายสินค้าจากผู้ผลิตและสู่ผู้บริโภคอย่างทั่วถึงผ่านระบบตลาดที่มีผู้เข้ามามีส่วนร่วมจำนวนมากและเป็นแหล่งของการยังชีพของคนกลุ่มใหญ่ตั้งแต่ผู้ผลิตสินค้าเจ้าของโรงงาน ผู้ประกอบการธุรกิจค้าส่ง การขนส่ง แรงงานรับจ้าง นอกจากนี้ ธุรกิจค้าปลีกยังเป็นสัญลักษณ์ของการดำรงชีวิตและวัฒนธรรมของชุมชนและท้องถิ่นที่สำคัญ [1]

การรักษาฐานลูกค้าเป็นความท้าทายหลักที่หลากหลายธุรกิจจะต้องเผชิญ เนื่องจากการหาลูกค้าใหม่นั้นใช้ทรัพยากรที่สูงกว่าการรักษาฐานลูกค้าเก่าไว้ จึงทำให้เป็นเรื่องที่สำคัญกับในหลาย ๆ บริษัทที่จะต้องศึกษาพฤติกรรมของลูกค้าที่มีโอกาสจะไม่ซื้อสินค้าหรือบริการ เพื่อไม่เกิดขึ้นอีกในอนาคต การที่ลูกค้าไม่ซื้อสินค้าหรือบริการเกิดขึ้นจากหลาย ๆ ปัจจัยอาจเกิดจากการประชาสัมพันธ์บนสื่อออนไลน์ที่ไม่ดี หรือเกิดจากการบอกต่อไปเรื่อย ๆ ของลูกค้า สินค้าที่คล้ายกันขายในราคาที่ถูกกว่าในบริษัทคู่แข่ง หรือบริษัทคู่แข่งมีการบริการให้กับลูกค้าที่ดีกว่า หรือส่วนที่เชื่อมต่อกับผู้ใช้งานในการซื้อของออนไลน์ โดยลูกค้านั้นจะค่อย ๆ เปลี่ยนพฤติกรรมไปและจะไม่หยุดในทันที จึงเป็นเหตุผลว่าทำไมผู้ประกอบการจึงต้องวิเคราะห์รูปแบบการซื้อของลูกค้าที่ผ่านมา ซึ่งจะช่วยให้บริษัทตรวจพบพฤติกรรมการซื้อที่ลดลงไป ในหลาย ๆ บริษัทเลือกใช้บัตรสมาชิกในการเก็บข้อมูลลูกค้า ข้อมูลที่ได้จะมีจะมีหลากหลายประเภทและในข้อมูลเหล่านี้จะมีข้อมูลที่เป็นประโยชน์ซ่อนไว้อยู่ในอุตสาหกรรมการค้าปลีก การที่จะดูว่าลูกค้าคนใดมีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าและใช้บริการนั้นถือว่าเป็นงานที่ยากเมื่อเทียบกับอุตสาหกรรมอื่น ๆ เช่น โทรคมนาคม ประกันภัย เป็นต้น เนื่องจากเป็นธุรกิจที่ไม่มีสัญญา เพราะลูกค้าในร้านค้าปลีกนั้นมีรูปแบบการบริโภคที่หลากหลาย คำจำกัดความของการยกเลิกการใช้งานก็จะแตกต่างกันไปในแต่ละราย [2,3]

Machine Learning คือ ส่วนการเรียนรู้ของเครื่อง ถูกใช้งานเสมือนเป็นสมองของ AI เรียนรู้จากสิ่งที่เราส่งเข้าไปกระตุ้นแล้วส่งผลลัพธ์ออกมาเป็นตัวเลข หรือ code ที่ส่งต่อไปแสดงผล และพัฒนาการทำงานให้ดีขึ้นได้ด้วยตัวเองจากข้อมูลและสภาพแวดล้อมที่ได้รับจากการเรียนรู้ของระบบโดยไม่ต้องมีมนุษย์คอยกำกับหรือเขียนโปรแกรมเพิ่มเติม ในปัจจุบันเป็นที่ยอมรับกันอย่างกว้างขวางว่า Machine Learning เข้ามาจัดการและดึงรูปแบบที่ซ่อนอยู่ออกมาจากข้อมูลดิบ ในหลาย ๆ ด้านนำเอาวิธีการทาง Machine Learning มาประยุกต์ใช้เพื่อดึงข้อมูลจากข้อมูลดิบเหล่านั้น [4]

จุดประสงค์ในการทำวิจัยครั้งนี้ เพื่อให้ธุรกิจค้าปลีกสามารถนำแบบจำลองของเครื่องไปปรับใช้กับข้อมูลของลูกค้า เพื่อหาข้อมูลเชิงลึก เช่น พฤติกรรมการซื้อของลูกค้าเป็นอย่างไร การใช้จ่ายเฉลี่ยต่อครั้ง ในระยะเวลาที่กำหนดมาซื้อสินค้าหรือบริการกี่ครั้ง ใช้บริการหรือซื้อสินค้าประเภทใด และสามารถทำนายได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้นว่าลูกค้าคนใดมีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการกับบริษัท และจัดหากลยุทธ์เพื่อป้องกันให้ลูกค้าหยุดซื้อสินค้าหรือบริการน้อยลงซึ่งประกอบไปด้วยการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสำรวจ เตรียมข้อมูล การสร้างแบบจำลองของข้อมูลที่จัดกลุ่มแตกต่างกันไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และการทำ model validation นอกจากนี้ยังตรวจสอบความแม่นยำของโมเดลใน การทำนาย และให้เหตุผลว่าลูกค้ากลุ่มใดที่มีความสำคัญมากกว่ากัน และปัจจัยใดที่ส่งผลให้เกิดการหยุดซื้อสินค้าและบริการ

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1) เพื่อศึกษาพฤติกรรมที่ส่งผลให้ลูกค้าหยุดซื้อสินค้าหรือบริการจากตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

1.2.2) เพื่อคาดการณ์แนวโน้มของลูกค้าที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการของบริษัท XXX

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1) ขอบเขตด้านข้อมูล

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการคาดการณ์แนวโน้มของลูกค้าที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการของบริษัทในธุรกิจค้าปลีกแห่งหนึ่ง เป็นกลุ่มตัวอย่างของสมาชิกในการสะสมยอดการซื้อสินค้าในบัตรเป็นเวลา 15 เดือน จำนวน 176,547 คน ตั้งแต่ 1 ตุลาคม 2564 ถึง 31 ธันวาคม 2565

1.3.2) ขอบเขตด้านเวลา

ตั้งแต่ 4 มกราคม 2566 ถึง 30 เมษายน 2566

1.3.3) ขอบเขตด้านตัวแปร

1) ตัวแปรอิสระ ได้แก่ จังหวัด เพศ อายุ ประเภทของบัตร ระยะห่างของวันที่ใช้บริการล่าสุดถึงวันที่กำหนดในระยะเวลา 15 เดือน จำนวนประเภทร้านค้าที่ใช้บริการในระยะเวลา 15 เดือน จำนวนวันที่ใช้บริการใน 15 เดือน จำนวนครั้งที่ทำการสะสมในระยะเวลา 15 เดือน ยอดการใช้จ่ายทั้งหมดในระยะเวลา 15 เดือน ยอดใช้จ่ายเฉลี่ยต่อครั้งในระยะเวลา 15 เดือน จำนวนห้างสรรพสินค้าที่ใช้บริการ จำนวนแบรนด์ที่ใช้บริการ และจำนวนครั้งที่คืนสินค้า

2) ตัวแปรตาม ได้แก่ ค่าที่บ่งบอกว่าลูกค้ามีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือใช้บริการ โดยจะมีค่าเป็น 0 คือไม่มีแนวโน้ม และ 1 คือมีแนวโน้ม

1.3.4) ขอบเขตด้านเครื่องมือ

เครื่องมือที่ใช้ในการในการสร้างแบบจำลอง คือ โปรแกรมภาษาไพทอน Jupyter Notebook โปรแกรมภาษาไพทอน Colab Notebook และ Microsoft Excel

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1) ได้ความรู้และความเข้าใจในทฤษฎีของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

1.4.2) ทราบถึงพฤติกรรมของลูกค้าที่หยุดซื้อสินค้าหรือบริการของบริษัท XXX และสามารถนำไปปรับกลยุทธ์ในการรักษาฐานลูกค้าของบริษัท XXX ต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.5.1) การคาดการณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการ (Churn Customer Prediction) หมายถึง การคาดการณ์ว่าลูกค้าคนใดที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการ โดยพฤติกรรมของลูกค้ามีหลากหลายแบบ จึงต้องศึกษาและทำการตลาดเพื่อให้เหมาะกับลูกค้าในแต่ละแบบเพื่อดึงดูดให้ลูกค้ายังคงอยู่

1.5.2) การวิเคราะห์ RFM (RFM Analysis) หมายถึง การจัดกลุ่มให้กับลูกค้าโดยศึกษาจากพฤติกรรมของลูกค้าโดยใช้ 3 ตัวแปร คือ ระยะห่างของวันที่ใช้บริการล่าสุดถึงวันที่กำหนด (Recency) ความถี่ในการมาใช้บริการ (Frequency) และจำนวนเงินที่ใช้ในแต่ละการทำธุรกรรม ซึ่งจะช่วยในการจัดทำกลยุทธ์ให้เหมาะสมในแต่ละกลุ่มได้ง่ายยิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาวิจัยในครั้งนี้ผู้ดำเนินการวิจัยได้รวบรวมทฤษฎีและแนวคิด ทฤษฎี และหลักการต่าง ๆ จากเอกสาร และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีรายละเอียดของเนื้อหาดังนี้

2.1 การคาดการณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการ (Churn Customer Prediction)

คือ การตรวจสอบลูกค้าที่มีความเป็นไปได้ว่าจะหยุดซื้อสินค้าและใช้บริการซึ่งเป็นเรื่องที่สำคัญกับสำหรับในหลาย ๆ ธุรกิจ เนื่องจากการดึงดูดลูกค้าใหม่มักมีค่าใช้จ่ายที่สูงกว่าการรักษาฐานลูกค้าเก่า หากสามารถระบุได้ว่าลูกค้าคนไหน มีความเสี่ยงที่จะหยุดซื้อสินค้าและการใช้บริการ เป็นเรื่องที่สำคัญที่จะรู้ว่าควรทำการตลาดแบบใดจึงจะเหมาะสมกับลูกค้าแต่ละราย เพื่อเพิ่มโอกาสให้ลูกค้ายังคงซื้อสินค้าและใช้บริการต่อไป พฤติกรรมของลูกค้าแต่ละรายจะแตกต่างกันไป ดังนั้น เหตุผลในการหยุดซื้อสินค้าและใช้บริการจึงมีแตกต่างกันซึ่งข้อมูลเหล่านี้จะถูกบันทึกโดยองค์กร ข้อมูลเหล่านี้จะแสดงถึงพฤติกรรมของลูกค้าโดยจะสามารถนำข้อมูลนี้มานำเสนอในมุมองที่ชัดเจนยิ่งขึ้นกับสถานะของลูกค้าในปัจจุบัน ดังนั้นจึงสามารถใช้เป็นข้อมูลในการคาดการณ์ลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการได้ ซึ่งจะช่วยให้บริษัทสามารถแก้ไขปัญหาในการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของลูกค้าได้อย่างรวดเร็วและเพิ่มประสิทธิภาพในการดูแลประสบการณ์ของลูกค้าซึ่งเป็นกุญแจสำคัญในการรักษาความแตกต่างของตลาดและอัตราการหยุดซื้อสินค้าหรือบริการของลูกค้าลง โดยปัญหานี้ถือเป็นปัญหาที่หลายบริษัทต้องพบแต่ก็สามารถหาหาถึงเหตุผลในปัญหานี้ได้จากหลายวิธี [2,23]

2.2 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

คือ การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่ช่วยให้ระบบสารสนเทศรู้จักกับรูปแบบพื้นฐานของอัลกอริทึมและชุดข้อมูลต่าง ๆ เพื่อเป็นการเรียนรู้รูปแบบอัตโนมัติผ่านข้อมูลและประสบการณ์ด้วยตัวเอง เพื่อทำการค้นหา แยกแยะ สรุป คาดคะเน และคำนวณความน่าจะเป็น และเพื่อพัฒนากระบวนการแก้ไขปัญหาได้อย่างเหมาะสม โดยไม่ต้องมีมนุษย์คอยกำกับหรือเขียนโปรแกรมเพิ่มเติม และไม่ว่าในอนาคตมันจะมีข้อมูลรูปแบบใหม่ ๆ ที่เกิดขึ้นมา มนุษย์ก็ไม่จำเป็นที่จะต้องไปนั่งเขียนโปรแกรมใหม่ เพราะคอมพิวเตอร์สามารถตีความและตอบสนองได้ด้วยตัวเอง [5] โดยการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) แบ่งออกเป็น 3 แบบตามรูปแบบการเรียนรู้ ดังนี้

2.2.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกนั้นเรียกว่า ข้อมูลชุดเรียนรู้ (Training Set) นำมาแยกประเภทผลลัพธ์ด้วยการติดป้ายกำกับ (Labels) เป็นผลเฉลย จากนั้นนำข้อมูลที่ติดป้ายแล้วไปใช้ในการฝึกของเครื่องที่ทำงานผ่านอัลกอริทึมสำหรับสร้างโมเดลที่ใช้ในการทำนายผลลัพธ์ โดยนำข้อมูลใหม่หรือข้อมูลชุดทดสอบ (Test Set) ไปใช้ทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

เป็นการเรียนรู้ด้วยข้อมูลที่ไม่ถูกจัดประเภท หรือติดป้ายกำกับข้อมูล วิธีนี้เครื่องจะคาดเดาข้อมูลที่ได้รับและทำความเข้าใจถึงโครงสร้างที่ซ่อนอยู่ไม่สามารถหาผลลัพธ์ที่ถูกต้องได้ แต่จะใช้วิธีสำรวจข้อมูลและใช้การประมาณการว่าข้อมูลนั้นคืออะไร

2.2.3 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning)

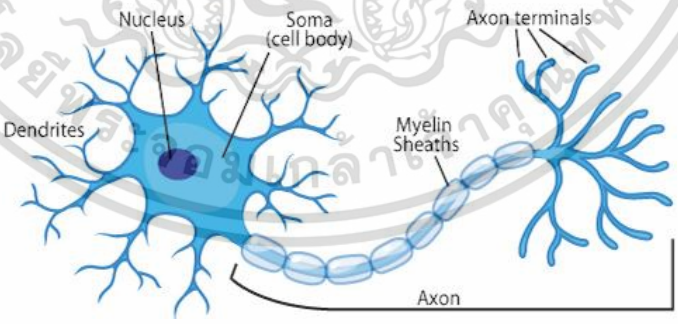
การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง ที่มีการเรียนรู้สิ่งต่าง ๆ จากผู้กระทำภายใต้การเลือกกระทำสิ่งต่าง ๆ ให้ได้ผลลัพธ์ที่มากที่สุด ผ่านการลองผิดลองถูกภายใต้สถานการณ์หรือระบบจำลอง ที่พัฒนาระบบการตัดสินใจให้ดีขึ้นเรื่อย ๆ เช่น การเล่นเกมโกะให้ชนะผู้เล่นระดับโลกไปจนถึงการพิจารณาเลือกซื้อสินทรัพย์ และการลงทุนในรูปแบบต่าง ๆ เป็นต้น

2.3 การจำแนกประเภท (Classification)

เป็นแบบจำลองประเภทการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) หมายถึงแบบจำลองที่ต้องมีตัวแปรที่ใช้วัดเป้าหมายเป็นตัวตั้งต้นให้เรียนรู้ โดยตัวแปรที่ใช้วัดเป้าหมายของการจำแนกประเภท (Classification) จะเป็นแบ่งออกเป็นกลุ่ม เช่น yes/no หรือ A/B/C เป็นต้น ดังนั้นในการประเมินผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองการจำแนกประเภท (Classification Model) จะสามารถวัดค่าความแม่นยำ (Accuracy) ได้ เช่น ใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้แบบจำลองในการจำแนกประเภทข้อมูล 1 แบบจำลอง คือ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) [5]

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN)

คือ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ใช้ในการประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (Connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์โดยมีจุดประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือที่มีความสามารถในการจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการสร้างความรู้ใหม่ (Knowledge Extraction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมอง

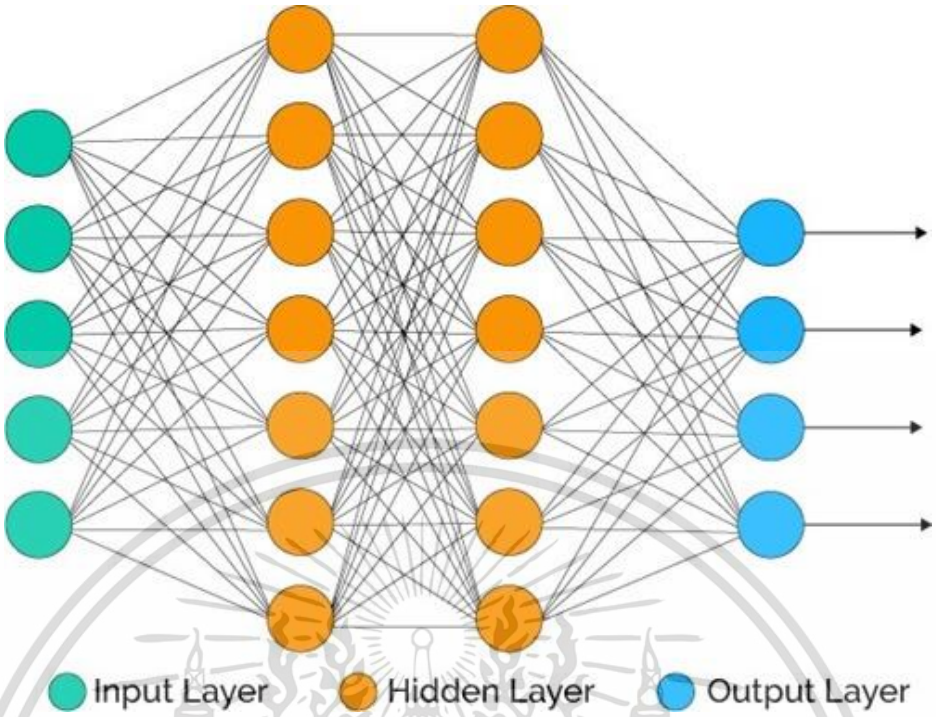


รูปที่ 2.1 รูปภาพของเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ [13]

โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed Forward Neural Network)

คือ โครงข่ายที่มีการแบ่งเป็นชั้นชัดเจน และข้อมูลจะถูกป้อนจากชั้นแรกแล้วไหลไปทางชั้นสุดท้ายโดยไม่มีการย้อนกลับไปยังชั้นก่อนหน้า โดยส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าประกอบด้วย 3 ส่วน ดังแสดงในรูปที่ 2.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



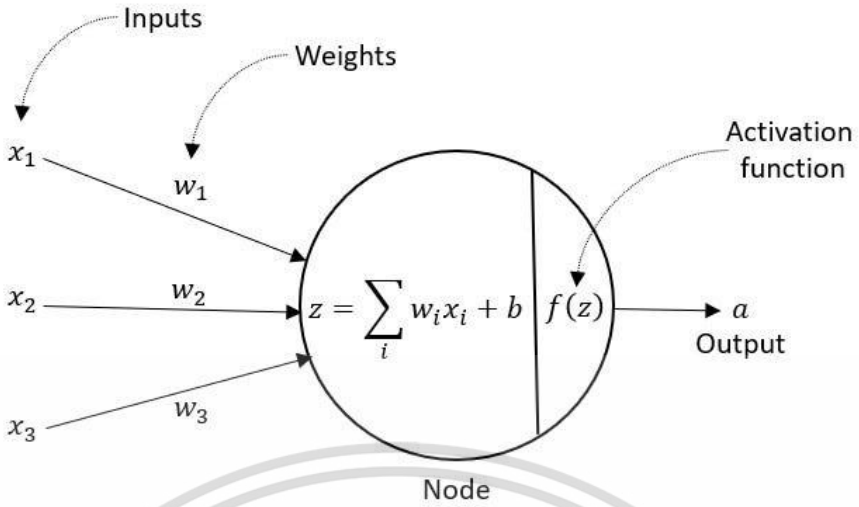
รูปที่ 2.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN) [14]

1.ชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ที่ชั้นนี้จะเป็นข้อมูลเข้า จำนวนโหนดในชั้นนี้ขึ้นอยู่กับจำนวนของข้อมูลเข้าว่ามีข้อมูลอะไรบ้างที่จะนำเข้ามาใช้ในแบบจำลอง เช่น ถ้าข้อมูลของลูกค้าเป็นข้อมูลเข้าที่ประกอบด้วย อายุ เพศ จังหวัดที่อาศัย ชั้นข้อมูลเข้าก็จะมี 4 โหนด ซึ่งอาจจะเรียกว่า ปัจจัยที่นำมาวิเคราะห์เหล่านี้ว่า คุณลักษณะ (Feature)

2.ชั้นซ่อน (Hidden Layer) เป็นชั้นที่อยู่ระหว่างกลาง ซึ่งจะมีผลอย่างมากต่อประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ซึ่งในชั้นซ่อนนั้นจะมีกี่ชั้นก็ได้ และแต่ละชั้นจะมีจำนวนของนิวรอนจำนวนเท่าไหร่ก็ได้เช่นกัน ซึ่งการเพิ่มชั้นและจำนวนนิวรอนจะส่งผลต่อการทำงานของโมเดล ในส่วนของชั้นซ่อนมีการทำงานเปรียบเสมือนส่วนที่เรียนรู้ข้อมูลเชิงลึก (deep learning) นั่นเอง โดยสิ่งสำคัญในชั้นซ่อนอีกประการหนึ่งคือ ทุก ๆ โหนด ต้องประกอบด้วยฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้น

3.ชั้นข้อมูลออก (Output Layer) ชั้นที่จะนำเอาข้อมูลจากการคำนวณไปใช้ และจำนวนของโหนดในชั้นนี้ขึ้นอยู่กับรูปแบบของข้อมูลออกที่จะเอาไปใช้ ตัวอย่างเช่น ถ้างานที่ทำเป็นสมการถดถอย (Regression) ก็กำหนดให้ชั้นข้อมูลออกเป็นแบบ 1 โหนด เพราะต้องการคำตอบเพียงค่าเดียว ถ้าเป็นหลายค่าก็เพิ่มไปตามที่ต้องการ เช่น ในบางงานอาจจะทำนายหาตำแหน่งของภาพในแกน x และ y พร้อม ๆ กัน ในกรณีนี้ต้องกำหนดชั้นข้อมูลออกเป็น 2 โหนด เป็นต้น โดยการทำงานใน 1 โหนดจะประมวลผลจาก 2 อย่าง ดังแสดงในรูปที่ 2.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 โครงสร้างการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม [15]

1) ผลรวมน้ำหนัก (Weight Sum) คือการหาผลรวมของข้อมูลนำเข้า (input) ทั้งหมดที่วิ่งเข้ามา ซึ่งถือเป็นหน้าที่แรกของโหนด (Node) ในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ดังสมการ (2.1)

$$Y = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b \tag{2.1}$$

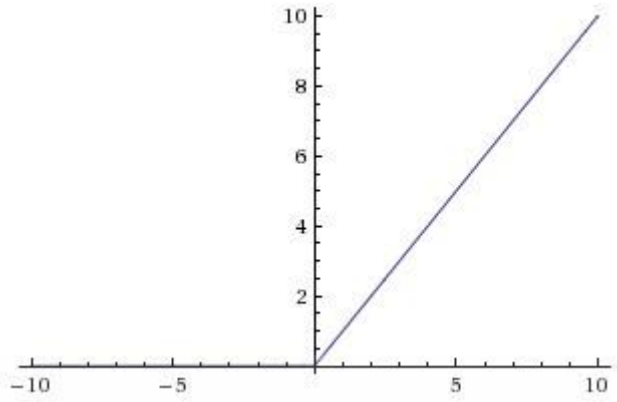
โดย w คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก
x คือ ข้อมูลเข้า
b คือ ค่าเอนเอียง

2) ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) หรือเรียกอีกอย่างว่า ฟังก์ชันการแปลง (Transfer Function) จะใช้เพื่อบีบตัว output ให้อยู่ในช่วงที่ต้องการ เช่น [0,1] หรือ [-1,1] เป็นต้น การใช้ผลรวมน้ำหนัก (Weight Sum) ร่วมกับฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ช่วยให้โหนด (Node) สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์แบบ non - linear ได้ดียิ่งขึ้น ซึ่งมี 3 ตัวที่ใช้อย่างแพร่หลายคือ

- เรลู (Rectified Linear Unit Function: ReLu) เป็นฟังก์ชันเส้นตรงที่ถูกปรับแก้ ไม่ได้เป็นรูปตัวเอส ดังสมการ (2.2)

$$f(x) = \max(0, x) = \begin{cases} 0 \ for \ x \leq 0 \\ x \ for \ x > 0 \end{cases} \tag{2.2}$$

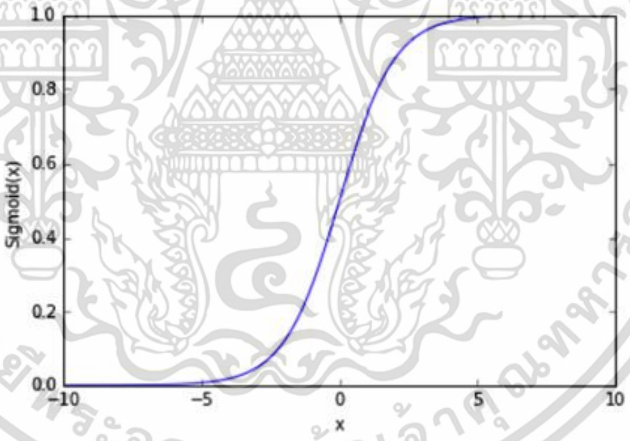
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.4 เรลู (Rectified Linear Unit Function : ReLu) [17]

- ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) เป็นฟังก์ชันโค้งรูปตัวเอส โดยค่าของข้อมูลที่ส่งออกจะอยู่ที่ 0 ถึง 1 ดังสมการ (2.3)

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{2.3}$$

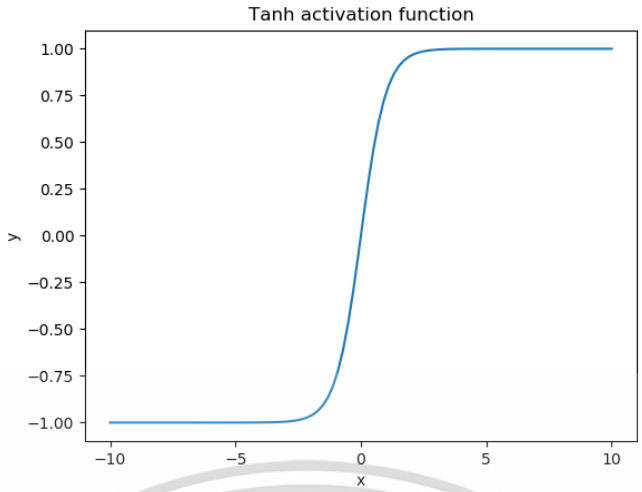


รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) [18]

- ฟังก์ชันแทนเอช (Hyperbolic Tangent Activation: Tanh) เป็นฟังก์ชันที่มีลักษณะคล้ายฟังก์ชันซิกมอยด์ โดยค่าของข้อมูลที่ส่งออกจะอยู่ที่ -1 ถึง 1 ดังสมการ (2.4)

$$f(x) = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}} \tag{2.4}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.6 ฟังก์ชันแทนเอช (Hyperbolic Tangent Activation : Tanh) [19]

2.4 การวิเคราะห์ RFM (RFM analysis)

เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลลูกค้า ที่ใช้ในการกำหนดเชิงปริมาณตามพฤติรรมการใช้บริการว่าลูกค้ารายใดเป็นลูกค้าที่ดีที่สุด โดยการตรวจสอบว่า ลูกค้าซื้อล่าสุดเมื่อไหร่ (Recency) ซื้อบ่อยแค่ไหน (Frequency) และจำนวนเงินที่ใช้จ่ายทั้งหมดเท่าไหร่ (Monetary) โดยหลังจากทำการวิเคราะห์ข้อมูลตามหลัก RFM จะทำการแบ่งกลุ่มลูกค้าออกเป็น 11 กลุ่ม ดังนี้

1. Champions คือ กลุ่มลูกค้าที่มีการใช้บริการไปไม่นาน มีการใช้บริการเป็นประจำและการใช้จ่ายที่สูง

2. Loyal Customers คือ กลุ่มลูกค้าที่มีการใช้บริการบ่อย และมีการใช้จ่ายที่สูง

3. Potential Loyalist คือ กลุ่มลูกค้าที่มีการใช้บริการไปไม่นาน มีจำนวนครั้งที่ใช้บริการ และมีการใช้จ่ายในระดับปานกลาง

4. New Customers คือ กลุ่มลูกค้าที่พึ่งมาใช้บริการเป็นครั้งแรก

5. Promise คือ กลุ่มลูกค้าที่มีการใช้บริการไปไม่นาน จำนวนครั้งและการใช้จ่ายยังไม่สูงมาก

6. Need Attention คือ กลุ่มลูกค้าที่มีการใช้บริการมาระยะหนึ่งแล้ว จำนวนครั้งและการใช้จ่ายอยู่ในระดับปานกลาง

7. About to Sleep คือ กลุ่มลูกค้าที่มีการใช้บริการไม่บ่อย การใช้จ่ายน้อยและไม่ได้ใช้บริการมาระยะหนึ่งแล้ว

8. Can’t Lose Them คือ กลุ่มที่ไม่ได้กลับมาใช้บริการระยะหนึ่งแล้ว แต่มีการใช้จ่ายและจำนวนครั้งที่ใช้บริการสูง

9. At Risk คือ กลุ่มลูกค้าที่ไม่ได้กลับมาใช้บริการระยะหนึ่งแล้ว มีการใช้จ่ายและจำนวนครั้งที่ใช้บริการอยู่ในระดับปานกลาง

10. Hibernating คือ กลุ่มลูกค้าที่เคยซื้อสินค้าหรือใช้บริการเมื่อนานมาแล้ว จำนวนครั้งที่ใช้บริการและการใช้จ่ายน้อย

11. Lost คือ กลุ่มลูกค้าที่ไม่ได้กลับมาใช้บริการเป็นระยะเวลานาน มีโอกาสที่จะไม่ได้มาใช้บริการแล้ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากนั้นจึงกำหนดการใช้คะแนนเพื่อแบ่งกลุ่มลูกค้าออกมาเพื่อเรียงลำดับกลุ่มลูกค้าไหนสำคัญที่สุดและรองลงมา โดยจะให้คะแนน 1 ถึง 5 ใน 3 แกน คือ Recency Frequency และ Monetary โดยจะใช้การหาค่า Percentile ที่ 20, 40, 60, 80 มาเป็นตัวแบ่ง ตัวอย่างเช่น

- Recency: ลูกค้า A สั่งซื้อสินค้าล่าสุดวันนี้ จะได้ R Score 5 คะแนน ส่วนลูกค้า B สั่งซื้อสินค้าล่าสุดเมื่อ 3 ปีที่แล้วจะได้ R Score 1 คะแนน
- Frequency: ลูกค้า A สั่งซื้อสินค้าบ่อยที่สุดในร้าน จะได้ F Score 5 คะแนน ส่วนลูกค้า B สั่งซื้อสินค้าน้อยครั้งที่สุดในร้านจะได้ F Score 1 คะแนน
- Monetary: ลูกค้า A ใช้จ่ายเยอะที่สุดในร้านจะได้ M Score 5 คะแนน ส่วนลูกค้า B ใช้จ่ายน้อยที่สุดในร้านจะได้ M Score 1 คะแนน

เมื่อให้คะแนนเสร็จเรียบร้อยแล้วจึงมาจัดกลุ่มว่าลูกค้าอยู่ในกลุ่มใด ด้วยการให้ score เช่น 555, 455 เป็นต้น หากลูกค้าคนใดมี score 555 จะจัดให้อยู่ในกลุ่ม champions และหากมี score 111 จะจัดให้อยู่ในกลุ่ม churn แต่ละคนจะจัดอยู่ในแต่ละกลุ่มที่ตรงกับเกณฑ์ score ที่กำหนด [6]

2.5 การวัดประสิทธิภาพแบบจำลองแบบจำแนกประเภท (Binary Classification Evaluation)

เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix)

คือ ตารางที่ใช้ในการวัดความสามารถของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการแก้ปัญหาการจำแนกประเภท (Classification) [5] ดังแสดงในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 เมทริกซ์ความสับสน

	Actually Positive (1)	Actually Negative (0)
Predicted Positive (1)	True Positives (TPs)	False Positives (FPs)
Predicted Negative (0)	False Negative (FNs)	True Negatives (TNs)

1. True Positive (TP) คือ สิ่งที่แบบจำลองทำนายว่า “จริง” และมีค่าเป็น “จริง”
2. True Negative (TN) คือ สิ่งที่แบบจำลองทำนายว่า “ไม่จริง” และมีค่าเป็น “ไม่จริง”
3. False Positive (FP) คือ สิ่งที่จำลองทำนายว่า “จริง” แต่มีค่าเป็น “ไม่จริง”
4. False Negative (FN) คือ สิ่งที่จำลองทำนายว่า “ไม่จริง” แต่มีค่าเป็น “จริง”

โดยจะมีตัววัดที่นิยมใช้ในการทำงานต่าง ๆ อยู่ 3 ค่า คือ

- ค่าความถูกต้อง (Accuracy) เป็นการวัดความถูกต้องของแบบจำลอง โดยพิจารณารวมทุกคลาส ดังสมการ (2.5)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.5)$$

- ค่าความแม่นยำ (Precision) เป็นการวัดความแม่นยำของข้อมูล โดยพิจารณาแยกทีละคลาส ดังสมการ (2.6)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.6)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

● ค่าความครบถ้วน (Recall) เป็นการวัดความถูกต้องของแบบจำลอง โดยแยกทีละคลาส ดังสมการ (2.7)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2.7}$$

● ค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-score) คือค่าเฉลี่ยแบบฮาร์โมนิกระหว่าง ค่าความเที่ยง (Precision) และ ค่าความครบถ้วน (Recall) เพื่อวัดความสามารถของแบบจำลอง ดังสมการ (2.8)

$$F1 - Score = 2 \times \left[\frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}\right] \tag{2.8}$$

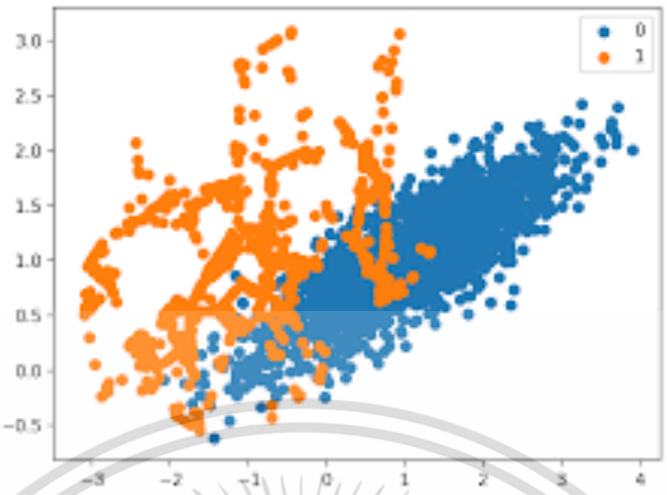
2.6 ข้อมูลที่ไม่สมดุล (Imbalanced Datasets)

คือ การที่ข้อมูลมีจำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มแตกต่างกันมากโดยปกติ ชุดข้อมูลที่ดีควรมีความสมดุล (Balance) เพราะการที่ข้อมูลในกลุ่มตัวแปรเป้าหมายที่จะนำมาศึกษานั้นมีความไม่สมดุลกันจะส่งผลต่อความถูกต้องในการทำนายหรือจำแนกหมวดหมู่ โดยการแก้ปัญหาที่นิยมใช้ คือ เทคนิคการปรับเพิ่มข้อมูลสามารถอธิบายได้ดังนี้

เทคนิคการปรับเพิ่มข้อมูล (Oversampling) เป็นการเพิ่มจำนวนข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มที่น้อยให้มีจำนวนใกล้เคียงหรือเท่ากับกลุ่มส่วนมาก ซึ่งในการเพิ่มข้อมูลจะเพิ่มโดยการสุ่มเลือกจากข้อมูลเดิมโดยใช้วิธี

SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) เป็นเทคนิคที่ใช้ในการแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูลที่ไม่สมดุล (Imbalanced Datasets) เนื่องจากข้อมูลในแต่ละกลุ่มมีจำนวนที่แตกต่างกันมาก ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้จัดอยู่ในกลุ่มจำนวนที่มาก โดยวิธีนี้จะเป็นการเพิ่มจำนวนข้อมูลในกลุ่มที่น้อยให้มีจำนวนเพิ่มขึ้น โดยการเพิ่มข้อมูลในกลุ่มน้อยนั้นทำให้การกระจายของกลุ่มข้อมูลนั้นมีความสมดุลมากขึ้น โดยทำการสุ่มค่า ของข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มที่น้อยขึ้นมา 1 ค่าหลังจากนั้นพิจารณาค่าข้อมูลที่ใกล้เคียงอีกจำนวน K ค่า (K-nearest neighbor) แล้วจึงคำนวณค่าระยะทาง (Euclidean distance) ระหว่างค่าที่สุ่มกับค่าข้อมูลใกล้เคียงแต่ละค่า เพื่อหาค่าระยะทางที่น้อยที่สุดระหว่างค่าที่สุ่มกับค่าข้อมูลใกล้เคียง จากนั้นจึงสร้างข้อมูลเทียมระหว่างค่าข้อมูลที่สุ่มกับค่าข้อมูลใกล้เคียงตัวที่ให้ค่าระยะทางที่น้อยที่สุด [7,8] ดังแสดงในรูปที่ 2.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.7 การปรับเพิ่มข้อมูลด้วยวิธี SMOTE [16]

2.7 ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function)

คือ การที่โหนด (Node) เรียนรู้จากความผิดพลาด ซึ่งคือการปรับค่าน้ำหนัก และค่าเอนเอียง (Bias) การทราบความผิดพลาดเมื่อเทียบกับข้อมูลจริงที่ทราบอยู่แล้ว ถือว่าเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอนอย่างหนึ่ง เป้าหมายคือการทำให้ความผิดพลาดน้อยที่สุด

Binary Cross-entropy Loss เป็นแบบจำลองที่มีการกำหนดประเภทของข้อมูลเพียง 2 กลุ่ม คือไม่เป็นกลุ่ม 0 ก็เป็นกลุ่ม 1 โดยผลลัพธ์จากการทำนายของแบบจำลองจะบอกค่าความน่าจะเป็นว่ามีโอกาสที่จะเป็นกลุ่ม 1 กี่เปอร์เซ็นต์ โดยจะใช้ควบคู่กับฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ในชั้นข้อมูลออก (Output Layer) แบบฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) [10] ดังสมการ (2.9)

$$Loss = -\frac{1}{output\ size}\sum_{i=1}^{output\ size} y_i \cdot log\,\hat{y} + (1-y_i)\cdot log\ (1-\hat{y}_i) \qquad (2.9)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Agrawal et al. (2018) ได้ทำการศึกษาแบบจำลองในการทำนายแนวโน้มที่ลูกค้าจะเลิกใช้บริการโดยขึ้นอยู่กับการวิเคราะห์รูปแบบพฤติกรรมโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก ว่าการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (multi-layer Artificial Neural Network) ถูกออกแบบมาเพื่อใช้รับมือกับปัญหานี้โดยผลลัพธ์ที่ได้มีความถูกต้องอยู่ที่ 80.03% แบบจำลองแสดงให้เห็นถึงคุณลักษณะที่เกี่ยวข้องกับอัตราในการยกเลิกการใช้บริการ ซึ่งการวิเคราะห์นี้ก็ถือเป็นเครื่องมือที่ในองค์กรสามารถใช้ในการตัดสินใจว่าตัวแปรที่ควรสนใจในการที่จะรักษาลูกค้าและเลี่ยงที่จะเสียพวกเขาให้กับคู่แข่ง [20]

Liao et al. (2022) ได้ทำการศึกษาแบบจำลอง RFM แบบหลายพฤติกรรมโดยขึ้นอยู่กับอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมแบบ SOM ที่ปรับปรุงแล้วในการแบ่งกลุ่มลูกค้า ว่าการจัดกลุ่มลูกค้าช่วยให้บริษัทสามารถเข้าใจลูกค้าของพวกเขามากขึ้นเพื่อแนะนำในแต่ละบุคคลได้ ซึ่งร้านสามารถนำไปปรับใช้ในการทำกลยุทธ์ทางตลาดได้อย่างเหมาะสมตามลักษณะของลูกค้า ซึ่งแบบจำลอง SOM ได้จัดกลุ่มลูกค้าออกมาเป็น 7 ประเภทในประเภทที่ 1 เป็นกลุ่มลูกค้าหลักที่ต้องติดตามอย่างใกล้ชิด ประเภทที่ 2 เป็นกลุ่มที่กำลังจะเป็นกลุ่มหลัก ประเภทที่ 3 เป็นกลุ่มที่มีกำไรแต่หายไปนาน ประเภทที่ 4 เป็นกลุ่มที่ซื้อสินค้าไม่ค่อยแพง สามารถเสนอส่วนลดสินค้าให้กับลูกค้าอย่างสม่ำเสมอ ประเภทที่ 5 เป็นกลุ่มที่มีความภักดีกับบริษัทส่วนในประเภทที่ 6 และ 7 นั้นไม่จำเป็นต้องมีการลงทุน [21]

Agbemadon et al. (2022) ได้ทำการศึกษาการหาลูกค้าที่ยกเลิกการใช้บริการโดยใช้แบบจำลองของเครื่องในอุตสาหกรรมการค้าปลีก โดยมีการเปรียบเทียบแบบจำลองทางสถิติ 4 แบบและแบบจำลองของเครื่อง โดยสนใจประสิทธิภาพในการทำนายซึ่งแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดคือแบบจำลอง LSTM โดยมีค่า Precision อยู่ที่ 73.30% และค่า F-measure อยู่ที่ 75.60% [2]

Dadfarnia et al. (2020) ได้ศึกษาการทำนายแนวโน้มที่ลูกค้าจะยกเลิกการใช้บริการในการจ่ายเงินปลายทางโดยใช้แบบจำลอง RFM และโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก ว่าลูกค้ามีบทบาทสำคัญในการตลาดและการทำธุรกรรมของผู้บริโภคส่วนใหญ่จะใช้การชำระเงินปลายทาง โดยได้ทำการจัดกลุ่มปลายทางด้วยแบบจำลอง RFM และ DNN ซึ่งเปรียบเทียบผลลัพธ์ของ DNN ด้วย Decision Tree และ Naïve Bayes ซึ่งผลลัพธ์ของ DNN ดีกว่า Decision Tree และ Naïve Bayes โดยมีค่า Precision อยู่ที่ 73.8% ค่า Recall อยู่ที่ 72.2% และค่า F-measure อยู่ที่ 73% [22]

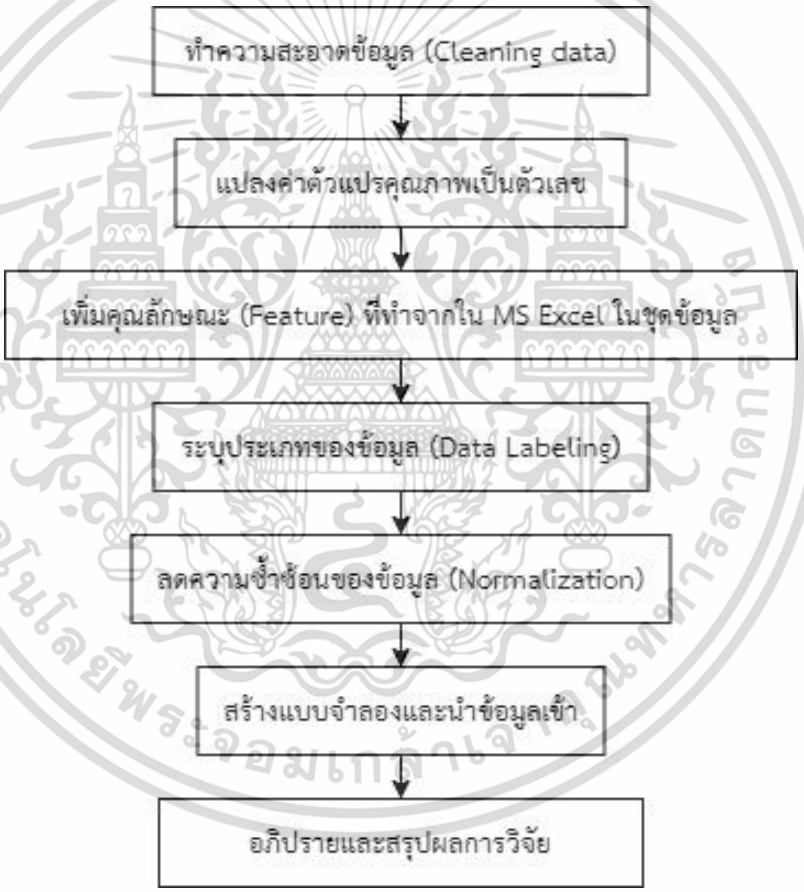
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
วิธีการดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการคาดการณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าและใช้บริการ ผู้วิจัยได้นำทฤษฎี แนวคิด และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องมากำหนดขั้นตอนในการศึกษาดังนี้

3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน

ในการทำงานวิจัยในครั้งนี้ เพื่อให้เกิดความเข้าใจในข้อมูล และการจัดเตรียมข้อมูลในการวิเคราะห์ จึงแบ่งออกเป็นขั้นตอนในการทำงานดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 การจัดเตรียมข้อมูล

3.2.1 การทำความสะอาดข้อมูล (Cleaning data)

ในการทำความสะอาดข้อมูล (Cleaning data) จะทำการตัดข้อมูลที่ไม่ใช่กลุ่มที่สนใจออกและลบค่าสูญหาย (Missing value) และลบข้อมูลที่ซ้ำกันเพื่อให้ข้อมูลเหลือเพียงแถวเดียว

3.2.2 แปลงค่าในตัวแปรคุณภาพเพื่อนำไปสร้างแบบจำลอง

เนื่องจากต้องการเปลี่ยนค่าในตัวแปรเป็นตัวเลขเพื่อใช้เป็นคุณลักษณะ (Feature) ในการสร้างแบบจำลอง โดยจะแปลงค่าในตัวแปร เพศ จังหวัด และประเภทของบัตรที่ใช้ในการสะสม ดังตารางที่ 3.1 ตารางที่ 3.2 และตารางที่ 3.3 ตามลำดับ

ตารางที่ 3.1 การแปลงค่าให้เป็นตัวเลขในตัวแปรเพศ

เพศ	ค่าที่แปลง
Female	0
Male	1
[Unidentified]	2

ตารางที่ 3.2 การแปลงค่าให้เป็นตัวเลขในตัวแปรจังหวัด

จังหวัด	ค่าที่แปลง
BMA	0
UPC	1
[Unidentified]	2

ตารางที่ 3.3 การแปลงค่าให้เป็นตัวเลขในตัวแปรประเภทของบัตรที่ใช้ในการสะสม

ประเภทของบัตร	ค่าที่แปลง
v1	1
v2	2
v3	3
v4	4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.3 เพิ่มคุณลักษณะ (Feature) เพื่อที่จะนำไปสร้างแบบจำลอง

ในการสร้างคุณลักษณะ (Feature) เพิ่มจากข้อมูลที่ได้มาจะทำในโปรแกรม Microsoft Excel ซึ่งคุณลักษณะ (Feature) ที่เพิ่มมาจะแสดงดังตารางที่ 3.4

ตารางที่ 3.4 คุณลักษณะ (Feature) ที่เพิ่มขึ้นจากข้อมูลเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง

คุณลักษณะ	คำอธิบาย	หน่วย
recency	ระยะห่างของวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด	วัน
freq_of_industry	จำนวนประเภทร้านค้าที่ใช้บริการในระยะเวลา 15 เดือน	ประเภท
freq_of_date	จำนวนวันที่มาห้างสรรพสินค้าในระยะเวลา 15 เดือน	วัน
freq_of_trans	จำนวนครั้งที่ทำธุรกรรมใน 15 เดือน	ครั้ง
sum_of_spend	ยอดสะสมทั้งหมดที่ลูกค้าทำธุรกรรมใน 15 เดือน	หน่วย
average_of_spend	ยอดสะสมเฉลี่ยต่อธุรกรรมใน 15 เดือน	หน่วย
building_amt	จำนวนห้างสรรพสินค้าที่ใช้บริการ	ห้าง
total_brand	จำนวนแบรนด์ทั้งหมดที่ทำธุรกรรมใน 15 เดือน	แบรนด์
total_returned	จำนวนครั้งที่คืนสินค้าใน 15 เดือน	ครั้ง

จากนั้นจึงนำตารางคุณลักษณะ (Feature) ที่เพิ่มมาจากการทำใน Microsoft Excel รวมกับตารางข้อมูลเดิมเข้าด้วยกัน

3.2.4 การระบุประเภทของข้อมูล (Data Labeling)

ในการระบุประเภทของข้อมูล (Data Labeling) เพื่อทำการแยกแยะว่า กลุ่มใดที่จะมีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการ โดยจะใช้การวิเคราะห์ RFM (RFM Analysis) ในการจัดกลุ่มกลุ่มตัวอย่าง โดยจะใช้เกณฑ์ในการกำหนดดังตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 เกณฑ์ในการกำหนดโดยใช้ RFM Score

R Score	F Score	M Score	Segment
5	4,5	1,2,3,4,5	Champions
4,5	4,5	4,5	Loyal Customer
4,5	1,2	1,2,3	Potential Loyalists
3,4	1,2	1,2,3,4,5	New Customer
3,4	3,4	3,4	Need Attention
1,2	1,2	4,5	Infrequently Spend
1,2	4,5	4,5	At Risk
2,3	1,2	1,2	About to Churn
1	1	1	Churn

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยกลุ่มที่มีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือใช้บริการคือกลุ่ม At Risk About to Churn และกลุ่ม Churn จึงจะระบุประเภทของข้อมูล 3 กลุ่มนี้เป็น 1 ในกลุ่มอื่น ๆ จะเป็น 0 ดังรูปที่ 3.2

R_score	F_score	M_score	RFM_score	Segment	Churn
1	1	3	113	Etc.	0
1	1	3	113	Etc.	0
1	3	2	132	Etc.	0
1	1	3	113	Etc.	0
1	1	1	111	Churn	1
...	...	...	...	...	...
5	2	1	521	New Customers	0
5	5	5	555	Loyal Customers	0
5	5	1	551	Loyal Customers	0
5	5	5	555	Loyal Customers	0
5	5	4	554	Loyal Customers	0

รูปที่ 3.2 ระบุประเภทของข้อมูล

ทำการแบ่งข้อมูลเป็น 5 ชุดคือ ชุดข้อมูลทั้งหมด 15 เดือน และชุดข้อมูลที่แบ่งตามประเภทของบัตรคือ v1, v2, v3 และ v4 และใช้การวิเคราะห์ RFM ในการให้ score ในแต่ละประเภทของบัตรทำการระบุประเภทของข้อมูล (Data Labeling) ในแต่ละประเภทของบัตร

3.2.5 การปรับขนาดของข้อมูล (Normalization)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะทำงานได้มีข้อมูลนำเข้าอยู่ในขนาดที่มาตรฐานนั่นคือมีค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 0 และค่าความแปรปรวน (Variance) เท่ากับ 1 โดยจะใช้สมการ StandardScaler ของ Scikit – learn [12] ดังสมการ (3.1)

$$x_{i(scaled)} = \frac{x_i - \mu}{\sigma} \tag{3.1}$$

โดย x คือ ข้อมูลเข้า เมื่อ i = 1,2,...,n

μ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลเข้า x ทั้งหมด

σ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลเข้า x ทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3 ตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์

ตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์เพื่อเป็นข้อมูลนำเข้าในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ซึ่งประกอบไปด้วยตัวแปรตาม 1 คุณลักษณะและตัวแปรอิสระ 13 คุณลักษณะ ดังนี้

3.3.1 ตัวแปรตาม (Dependent Variable)

ตัวแปรตามที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือตัวแปร Churn ซึ่งจะมีค่า 2 ค่าคือ 0 เป็นไม่มีแนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าและ 1 เป็นมีแนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้า

ตารางที่ 3.6 ตัวแปรตามที่ใช้ในการวิเคราะห์

ลำดับ	ชื่อตัวแปร	คำอธิบาย	หน่วย	มาตรวัด
1	Churn	ค่าที่ใช้ในการกำหนดว่าลูกค้ามีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการหรือไม่	-	นามบัญญัติ (Nominal)

3.3.2 ตัวแปรอิสระ (Independent Variable)

ตัวแปรอิสระที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือตัวแปรที่นำเข้าแบบจำลองเพื่อใช้เป็นคุณลักษณะ (Feature) ในการสร้างแบบจำลองเพื่อเป็นปัจจัยในการทำนาย

ตารางที่ 3.7 ตัวแปรอิสระที่ใช้ในการวิเคราะห์

ลำดับ	ตัวแปร	คำอธิบาย	หน่วย	มาตรวัด
1	area_bma_upc	จังหวัดที่อยู่	-	นามบัญญัติ (Nominal)
2	gender	เพศ	-	นามบัญญัติ (Nominal)
3	cust_age_max	อายุ	ปี	อัตราส่วน (Ratio)
4	card_type	ประเภทของบัตร	-	นามบัญญัติ (Nominal)
5	recency	ระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด	วัน	อัตราส่วน (Ratio)
6	freq_of_industry	จำนวนประเภทร้านค้าที่ทำธุรกรรมทั้งหมดใน 15 เดือน	ประเภท	อัตราส่วน (Ratio)
7	freq_of_date	จำนวนวันที่มาห้างสรรพสินค้าใน 15 เดือน	วัน	อัตราส่วน (Ratio)
8	freq_of_trans	จำนวนธุรกรรมที่ทำทั้งหมดใน 15 เดือน	ครั้ง	อัตราส่วน (Ratio)
9	sum_of_spend	ยอดสะสมทั้งหมดที่ลูกค้าทำธุรกรรมใน 15 เดือน	หน่วย	อัตราส่วน (Ratio)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.7 ตัวแปรอิสระที่ใช้ในการวิเคราะห์ (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแปร	คำอธิบาย	หน่วย	มาตรวัด
10	average_of_spend	ยอดสะสมเฉลี่ยต่อธุรกรรมใน 15 เดือน	หน่วย	อัตราส่วน (Ratio)
11	building_amt	จำนวนห้างสรรพสินค้าที่ใช้บริการ	ห้าง	อัตราส่วน (Ratio)
12	total_brand	จำนวนแบรนด์ที่ทำธุรกรรมทั้งหมดใน 15 เดือน	แบรนด์	อัตราส่วน (Ratio)
13	total_returned	จำนวนครั้งที่คืนสินค้า	ครั้ง	อัตราส่วน (Ratio)

3.4 การสร้างแบบจำลอง

ในการสร้างแบบจำลองจะใช้แบบจำลองเพียง 1 แบบคือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) โดยจะแบ่งข้อมูลออกเป็นสองชุด คือ ข้อมูลชุดฝึกสอน (Training Dataset) 70% และข้อมูลชุดทดสอบ (Testing Dataset) 30% [9] โดยเป็นข้อมูลที่รวบรวมตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2564 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม 2565

3.5 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ในการจัดเตรียมชุดข้อมูลเพื่อนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลอง และวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง จะดำเนินการด้วยการใช้โปรแกรมภาษาไพทอน (Python 3) บน Colab Notebook และ Jupyter Notebook และใช้ไลบรารีที่จำเป็นต่อการสร้างแบบจำลองและการวิเคราะห์ดังตารางที่ 3.8

ตารางที่ 3.8 ไลบรารีที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองและการวิเคราะห์

Library	คำอธิบาย
Pandas	ใช้ในการจัดการข้อมูลและวิเคราะห์ข้อมูล
Numpy	ใช้ในการคำนวณและทำงานกับตัวเลข
Matplotlib	ใช้ในการสร้างกราฟและแสดงผลข้อมูล
Seaborn	ใช้ในการสร้างกราฟและแสดงผลข้อมูล
Tensorflow	ใช้ในการสร้างแบบจำลองแบบการเรียนรู้ของเครื่อง เช่น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network:ANN)
Scikit-Learn	ใช้ในการแบ่งชุดข้อมูลเป็นสองชุด คือ ชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Dataset) และชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Dataset)
Imblearn	ใช้จัดการกับข้อมูลที่ไม่สมดุลกัน

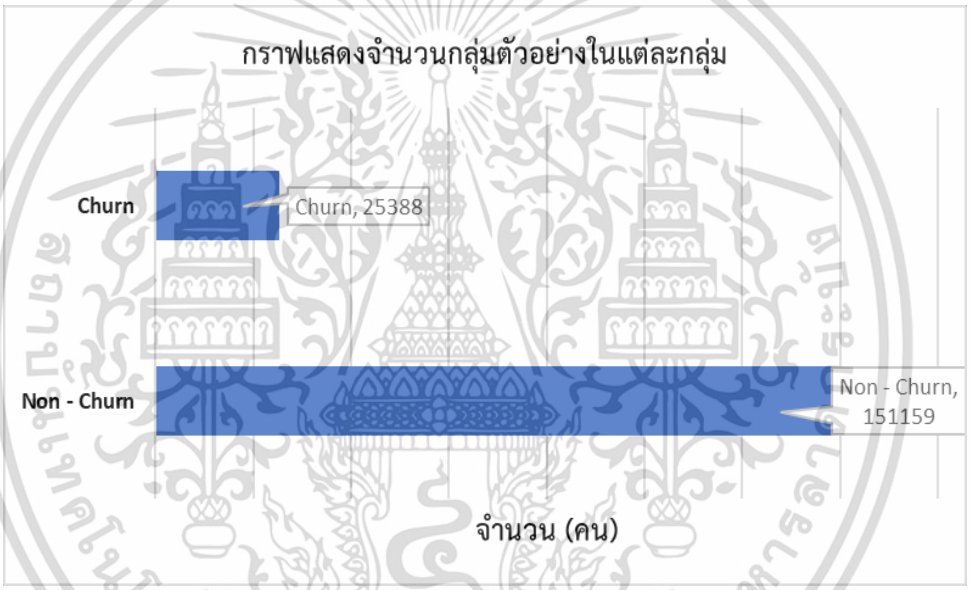
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

ในบทนี้จะนำเสนอผลการวิเคราะห์ที่ได้จากการพยากรณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการโดยใช้ข้อมูล 14 คุณลักษณะ ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) และการทดสอบประสิทธิภาพในแต่ละชุดข้อมูล

4.1 การสำรวจข้อมูลเบื้องต้น

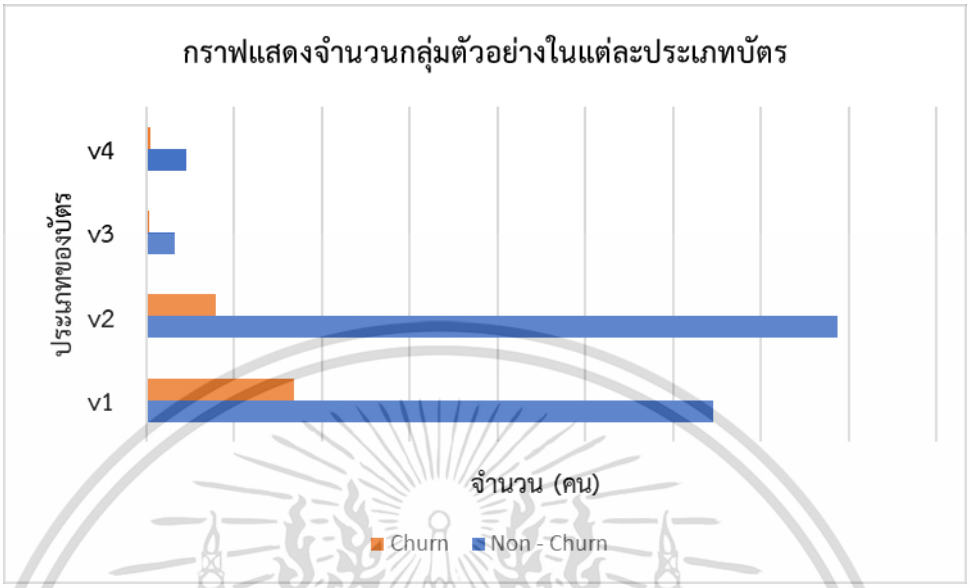
ในการศึกษาครั้งนี้ใช้กลุ่มตัวอย่างทั้งหมด 176,547 คน มีจำนวนคนที่แนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการคือ 25,388 คนคิดเป็นร้อยละ 14.38 ดังรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการ

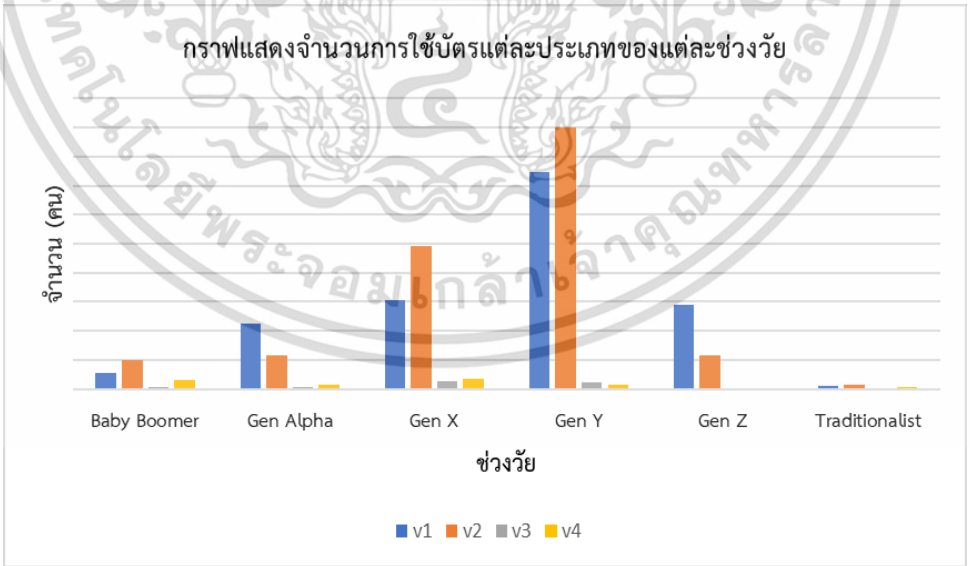
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อพิจารณาในแต่ละประเภทของบัตรพบว่าจำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการมีการกระจายตัว ดังนี้



รูปที่ 4.2 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในแต่ละประเภทบัตร

จากรูปที่ 4.2 พบว่าในกลุ่มของประเภทบัตร v1 จะมีจำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการสูงที่สุดคือ 16,836 คนคิดเป็นร้อยละ 9.54 และรองลงมาคือประเภทบัตร v2 จะมีจำนวน 7,850 คนคิดเป็นร้อยละ 4.45 ตามลำดับ

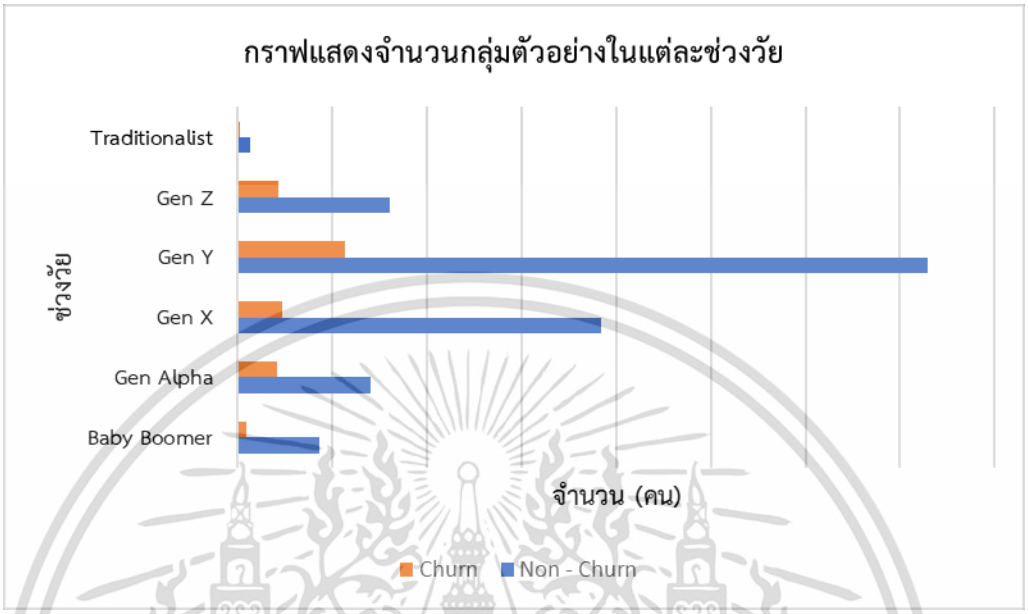


รูปที่ 4.3 จำนวนการใช้บัตรแต่ละประเภทของแต่ละช่วงวัย

จากรูปที่ 4.3 กราฟแสดงจำนวนการใช้บัตรแต่ละประเภทของแต่ละช่วงวัย ในช่วง Gen Y จะมีจำนวนกลุ่มตัวอย่างสูงที่สุดโดยประเภทบัตรที่ใช้สูงที่สุดคือ v2 คิดเป็น 25.46% รองลงมาเป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น

ประเภทบัตร v1 คิดเป็น 21.11% จากจำนวนกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด และในช่วง Gen X ประเภทบัตรที่ใช้สูงที่สุดคือ v2 คิดเป็น 13.94% รองลงมาคือประเภทบัตร v1 คิดเป็น 8.65% จากจำนวนกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด

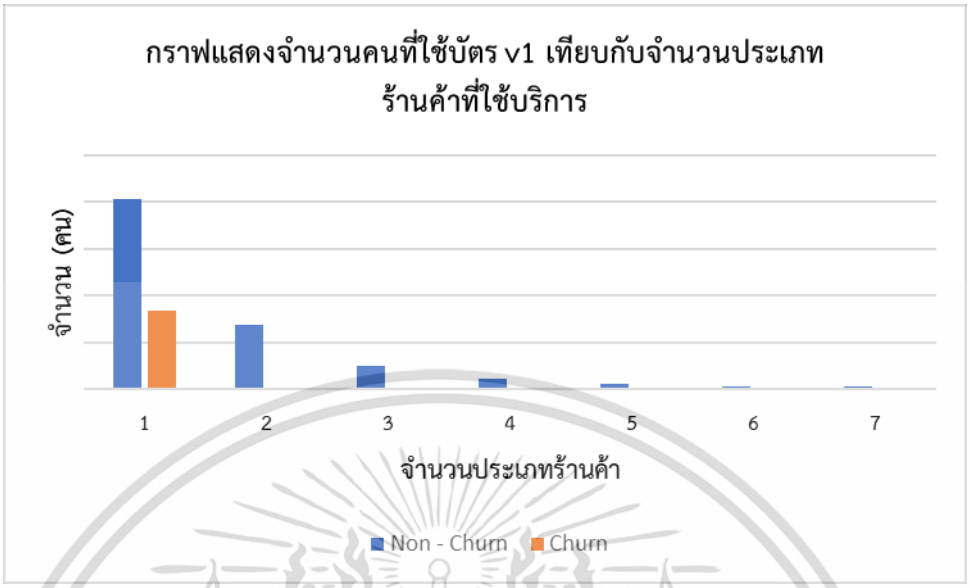


รูปที่ 4.4 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในแต่ละช่วงวัย

จากรูปที่ 4.4 พบว่าได้ว่าในช่วง Gen Y จะมีจำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการสูงที่สุดคือ 11,297 คนคิดเป็นร้อยละ 6.40 และอันดับ 2 คือ Gen X จะมีจำนวน 4,625 คนคิดเป็นร้อยละ 2.62 และอันดับ 3 คือ Gen Z จะมีจำนวน 4,625 คนคิดเป็นร้อยละ 2.62

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.1 การสำรวจข้อมูลเบื้องต้นในกลุ่มตัวอย่างที่ใช้บัตร v1



รูปที่ 4.5 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ใช้บัตร v1 กับจำนวนประเภทร้านค้าที่ใช้บริการ

จากรูปที่ 4.5 พบว่าลูกค้าส่วนใหญ่จะซื้อสินค้าหรือใช้บริการเพียงประเภทเดียวมีจำนวน 57,450 คนคิดเป็นร้อยละ 70.56 และในกลุ่มลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ซื้อสินค้าหรือใช้บริการประเภทเดียวมีจำนวน 16,692 คนคิดเป็นร้อยละ 20.50

ตารางที่ 4.1 ค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะ (Feature) ของประเภทบัตร v1 ในแต่ละกลุ่ม

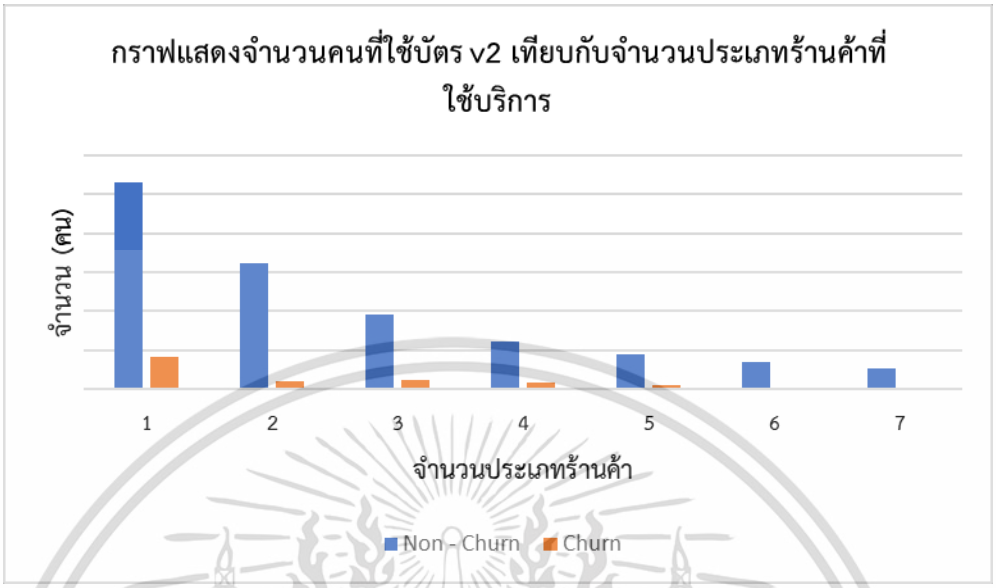
คุณลักษณะ	Non - Churn	Churn
recency	165.344	263.584
freq_of_industry	1.717	1.019
freq_of_date	2.026	1.025
freq_of_trans	2.932	1.051
sum_of_spend	19.424	6.611
average_of_spend	8.038	2.775
building_amt	1.161	1.005
total_brand	1.874	1.023
total_returned	0.017	0.000

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.1 ข้อมูลค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะของบัตร v1 ในกลุ่ม Non - Churn ค่าเฉลี่ยของระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (Recency) อยู่ที่ 165.344 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 2.932 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (average_of_spend) จะอยู่ที่ 8.038 หน่วยและในกลุ่ม Churn จะมีค่าเฉลี่ยระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (Recency) อยู่ที่ 263.584 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 1.051 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (average_of_spend) จะอยู่ที่ 2.775 หน่วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.2 การสำรวจข้อมูลเบื้องต้นในกลุ่มตัวอย่างที่ใช้บัตร v2



รูปที่ 4.6 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ใช้บัตร v2 กับจำนวนประเภทร้านค้าที่ใช้บริการ

จากรูปที่ 4.6 พบว่าลูกค้าส่วนใหญ่จะซื้อสินค้าหรือใช้บริการเพียงประเภทเดียวมีจำนวน 30,628 คนคิดเป็นร้อยละ 35.36 และรองลงมาจะเป็นซื้อสินค้าหรือบริการ 2 ประเภทมีจำนวน 17,104 คนคิดเป็นร้อยละ 19.75 และในกลุ่มลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ซื้อสินค้าหรือใช้บริการประเภทเดียวมีจำนวน 4,057 คนคิดเป็นร้อยละ 4.68 และรองลงมาจะเป็นกลุ่มลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ซื้อสินค้าหรือใช้บริการ 3 ประเภทมีจำนวน 1,099 คนคิดเป็นร้อยละ 1.27

ตารางที่ 4.2 ค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะ (Feature) ของประเภทบัตร v2 ในแต่ละกลุ่ม

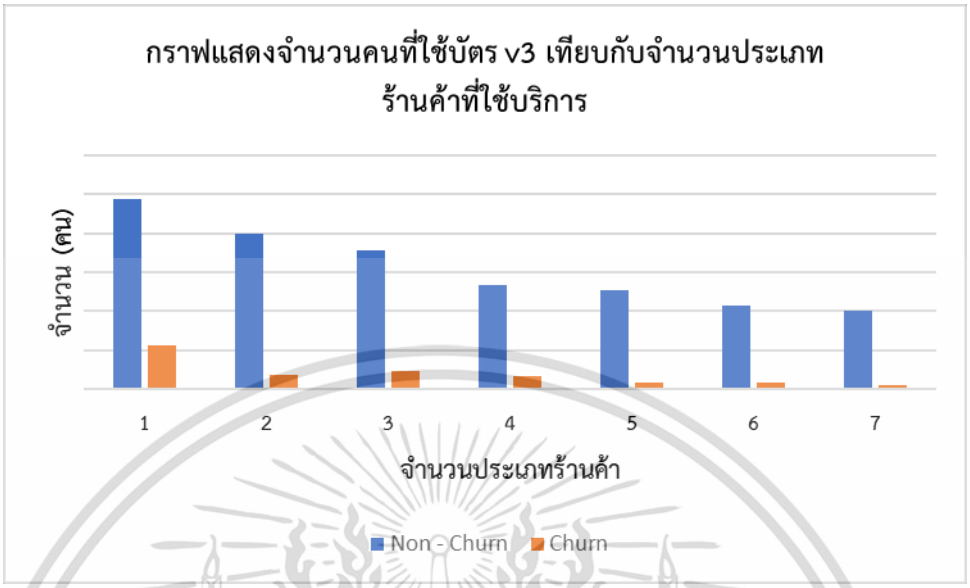
คุณลักษณะ	Non - Churn	Churn
recency	124.819	270.079
freq_of_industry	3.623	2.346
freq_of_date	5.654	2.530
freq_of_trans	10.593	4.355
sum_of_spend	384.241	320.553
average_of_spend	72.817	48.348
building_amt	1.502	1.302
total_brand	5.016	2.900
total_returned	0.034	0.017

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.2 ข้อมูลค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะของบัตร v2 ในกลุ่ม Non - Churn จะมีค่าเฉลี่ยระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (Recency) อยู่ที่ 124.819 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 10.593 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (average_of_spend) จะอยู่ที่ 72.817 หน่วยและในกลุ่ม Churn จะมีค่าเฉลี่ยระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (Recency) อยู่ที่ 270.079 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 4.355 ครั้ง และค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือนจะอยู่ที่ 48.348 หน่วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.3 การสำรวจข้อมูลเบื้องต้นในกลุ่มตัวอย่างที่ใช้บัตร v3



รูปที่ 4.7 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ใช้บัตร v3 กับจำนวนประเภทร้านค้าที่ใช้บริการ

จากรูปที่ 4.7 พบว่าลูกค้าส่วนใหญ่จะซื้อสินค้าหรือใช้บริการเพียงประเภทเดียวมีจำนวน 598 คนคิดเป็นร้อยละ 16.94 และรองลงมาจะเป็นกลุ่มที่ซื้อสินค้าหรือบริการ 2 ประเภทมีจำนวน 437 คนคิดเป็นร้อยละ 12.38 และในกลุ่มลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ซื้อสินค้าหรือใช้บริการประเภทเดียวมีจำนวน 111 คนคิดเป็นร้อยละ 3.14 และรองลงมาจะเป็นกลุ่มลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ซื้อสินค้าหรือใช้บริการ 3 ประเภทมีจำนวน 45 คนคิดเป็นร้อยละ 1.27

ตารางที่ 4.3 ค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะ (Feature) ของประเภทบัตร v3 ในแต่ละกลุ่ม

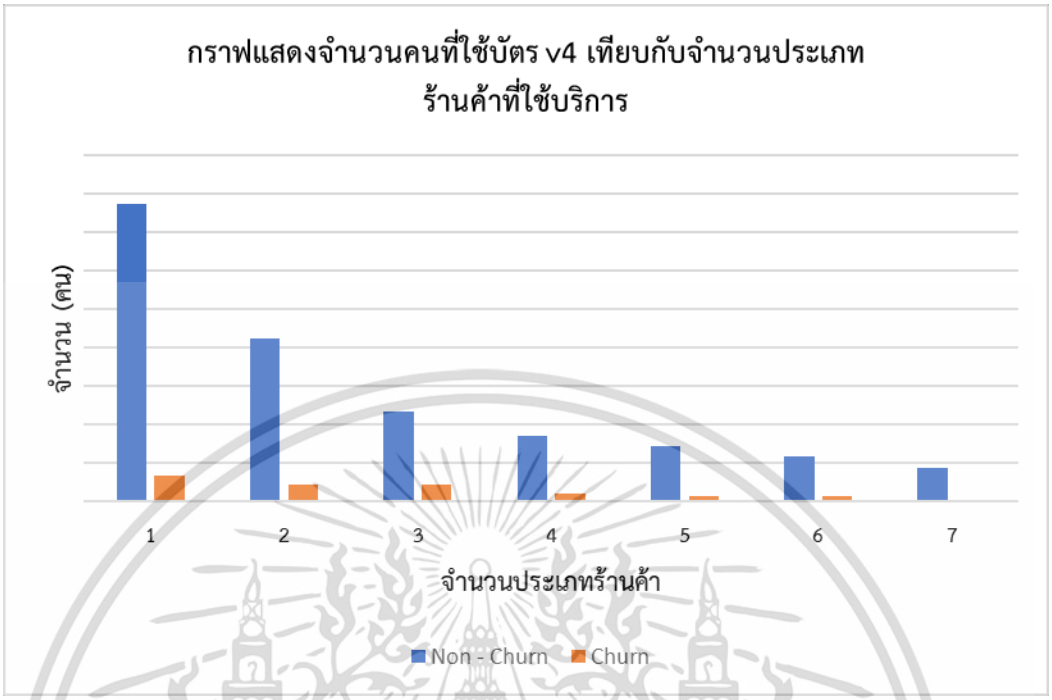
คุณลักษณะ	Non - Churn	Churn
recency	75.699	288.650
freq_of_industry	6.506	3.178
freq_of_date	20.361	5.084
freq_of_trans	42.316	9.892
sum_of_spend	9925.955	3559.123
average_of_spend	523.547	409.371
building_amt	2.137	1.566
total_brand	11.589	4.448
total_returned	0.222	0.038

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.3 ข้อมูลค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะของบัตร v3 ในกลุ่ม Non - Churn จะมีค่าเฉลี่ยของระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (Recency) อยู่ที่ 75.699 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 42.316 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (average_of_spend) จะอยู่ที่ 523.547 หน่วยและในกลุ่ม Churn จะมีค่าเฉลี่ยระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (Recency) อยู่ที่ 280.65 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 9.892 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (average_of_spend) จะอยู่ที่ 409.371 หน่วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.4 การสำรวจข้อมูลเบื้องต้นในกลุ่มตัวอย่างที่ใช้บัตร v4



รูปที่ 4.8 จำนวนลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ใช้บัตร v4 กับจำนวนประเภทร้านค้าที่ใช้บริการ

จากรูปที่ 4.8 พบว่ากลุ่มลูกค้าที่ซื้อสินค้าหรือใช้บริการเพียงประเภทเดียวสูงที่สุดมีจำนวน 1,682 คนคิดเป็นร้อยละ 33.72 และในกลุ่มลูกค้าที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการที่ซื้อสินค้าหรือใช้บริการประเภทเดียวมีจำนวน 134 คนคิดเป็นร้อยละ 2.69

ตารางที่ 4.4 ค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะ (Feature) ของประเภทบัตร v4 ในแต่ละกลุ่ม

คุณลักษณะ	Non - Churn	Churn
recency	118.116	253.310
freq_of_industry	3.878	2.803
freq_of_date	8.679	3.947
freq_of_trans	14.062	6.118
sum_of_spend	6667.160	4204.648
average_of_spend	1034.706	663.685
building_amt	1.275	1.159
total_brand	6.234	3.820
total_returned	0.027	0.000

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.4 ข้อมูลค่าเฉลี่ยในแต่ละคุณลักษณะของบัตร v4 ในกลุ่ม Non - Churn ค่าเฉลี่ยของระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (Recency) อยู่ที่ 118.116 วันค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 14.062 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (average_of_spend) จะอยู่ที่ 1,034.706 หน่วยและในกลุ่ม Churn จะมีค่าเฉลี่ยระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (Recency) อยู่ที่ 253.310 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 6.118 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (average_of_spend) จะอยู่ที่ 663.685 หน่วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 ประสิทธิภาพในการทำนายในแต่ละชุดข้อมูล

ในส่วนนี้ผู้วิจัยใช้ข้อมูลของลูกค้าที่มีประเภทของบัตรเป็น v1 v2 v3 และ v4 ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) และทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ดังแสดงในตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 จำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนและทดสอบ

	ชุดข้อมูลฝึกสอน	**ชุดข้อมูลทดสอบ**
Non-Churn	105,472	45,394
Churn	17,817	7,571

จากการวิเคราะห์การพยากรณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ activation function = ReLu และ sigmoid และกำหนดวิธีการเรียนรู้ของแบบจำลองโดยใช้ฟังก์ชันสูญเสีย (Loss Function) เป็น binary cross entropy โดย optimizer ที่ใช้คือ Adam ซึ่งมีค่า learning rate = 0.001 จะสามารถสรุปการทำนายและประสิทธิภาพในการทำนาย ดังตารางที่ 4.6 และตารางที่ 4.7 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.6 การทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูล 15 เดือนโดยใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix)

		แบบจำลองทำนาย		
		Non-Churn (0)	**Churn (1)**	**รวม**
ข้อมูลชุดทดสอบ	**Non-Churn (0)**	44,978	416	45,394
	Churn (1)	142	7,429	7,571
	รวม	45,120	7,845	

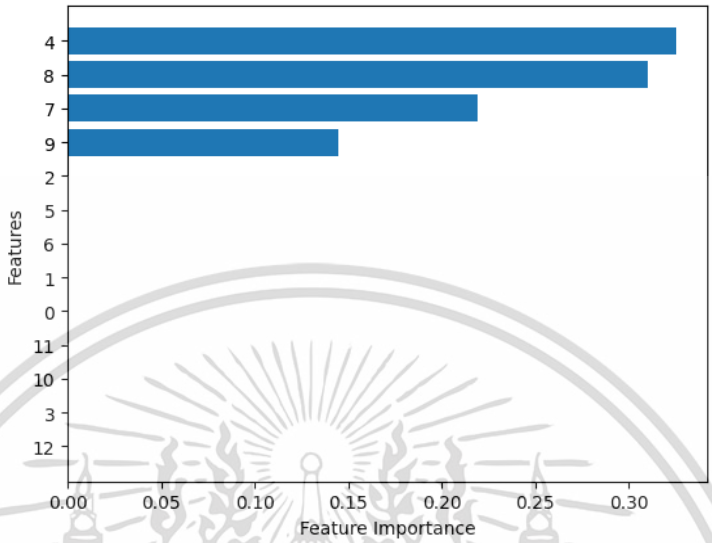
ตารางที่ 4.7 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ	**ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลอง**			
	Precision	**Recall**	**F1-Score**	**Accuracy**
Non-Churn	1.00	0.99	0.99	0.99
Churn	0.95	0.98	0.96	

จากตารางที่ 4.7 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จะมีค่า Accuracy อยู่ที่ 99% และความสามารถในการทำนายผลว่าคนใดมีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการจะอยู่ที่ 95% และมีค่า F1-Score อยู่ที่ 96% ซึ่งถือว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายผลได้โดยมีความแม่นยำที่สูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการวิเคราะห์ว่าคุณลักษณะที่นำเข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นคุณลักษณะใดมีความสำคัญตั้งแต่มากที่สุดไปจนถึงน้อยที่สุดโดยการใช้ feature importance ในการทำงานโดยค่าที่ได้จะอยู่ในช่วงตั้งแต่ 0 - 1 ดังรูปที่ 4.1 และรูปที่ 4.2 ตามลำดับ



รูปที่ 4.9 ความสำคัญของตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลอง

	feature	importance
0	recency	0.325535
1	sum_of_spend	0.306733
2	freq_of_trans	0.220039
3	average_of_spend	0.147571
4	cust_age_max	0.000065
5	freq_of_industry	0.000017
6	freq_of_date	0.000011
7	gender	0.000009
8	total_brand	0.000008
9	building_amt	0.000005
10	area_bma_upc	0.000004
11	card_type	0.000002
12	total_returned	0.000000

รูปที่ 4.10 ค่าความสำคัญของคุณลักษณะที่นำเข้าแบบจำลอง

จากรูปที่ 4.14 จะแสดงให้เห็นว่าคุณลักษณะ (Feature) ที่มีค่าความสำคัญสูงคือ ระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (Recency) ยอดสะสมทั้งหมดที่ลูกค้าทำธุรกรรมใน 15 เดือน (sum_of_spend) จำนวนธุรกรรมที่ทำทั้งหมดใน 15 เดือน (freq_of_trans) และ ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (average_of_spen) โดยมีค่าความสำคัญอยู่ที่ 0.325535, 0.306733, 0.220039 และ 0.147571 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากนั้นจึงทำการทำนายแนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการโดยการแบ่งตามประเภทของบัตรคือ v1 v2 v3 และ v4 โดยในการทำนายแนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในประเภทของบัตร v1 จะสามารถสรุปการทำนายและประสิทธิภาพในการทำนาย ดังตารางที่ 4.8 และตารางที่ 4.9 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.8 การทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v1 โดยใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix)

		แบบจำลองทำนาย		
		Non-Churn (0)	**Churn (1)**	**รวม**
ข้อมูลชุดทดสอบ	**Non-Churn (0)**	20,533	101	20,634
	Churn (1)	71	3,721	3,792
	รวม	20,604	3,822	

ตารางที่ 4.9 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v1

ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ	**ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลอง**			
	Precision	**Recall**	**F1-Score**	**Accuracy**
Non-Churn	1.00	1.00	1.00	0.99
Churn	0.97	0.98	0.98	

จากตารางที่ 4.9 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v1 จะมีค่า Accuracy อยู่ที่ 99% และความสามารถในการทำนายผลว่าคนใดมีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในประเภทของบัตร v1 จะอยู่ที่ 97% และมีค่า F1-Score อยู่ที่ 98% ซึ่งถือว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายผลได้โดยมีความแม่นยำที่ค่อนข้างสูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทำนายแนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในประเภทของบัตร v2 จะสามารถสรุปการทำนายและประสิทธิภาพในการทำนาย ดังตารางที่ 4.10 และตารางที่ 4.11 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.10 การทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v2 โดยใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix)

		แบบจำลองทำนาย		
		Non-Churn (0)	**Churn (1)**	**รวม**
ข้อมูลชุดทดสอบ	**Non - Churn (0)**	22,965	238	23,203
	Churn (1)	34	2,747	2,781
	รวม	22,999	2,985	

ตารางที่ 4.11 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v2

ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ	**ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลอง**			
	Precision	**Recall**	**F1-Score**	**Accuracy**
Non - Churn	1.00	0.99	0.99	0.99
Churn	0.92	0.99	0.95	

จากตารางที่ 4.11 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v2 จะมีค่า Accuracy อยู่ที่ 99% และความสามารถในการทำนายผลว่าคนใดมีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในประเภทของบัตร v2 จะอยู่ที่ 92% และมีค่า F1-Score อยู่ที่ 95% ซึ่งถือว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายผลได้โดยมีความแม่นยำที่สูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทำนายแนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในประเภทของบัตร v3 จะสามารถสรุปการทำนายและประสิทธิภาพในการทำนาย ดังตารางที่ 4.12 และตารางที่ 4.13 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.12 การทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v3 โดยใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix)

		แบบจำลองทำนาย		
		Non-Churn (0)	**Churn (1)**	**รวม**
ข้อมูลชุดทดสอบ	**Non - Churn (0)**	845	68	913
	Churn (1)	23	124	147
	รวม	868	192	

ตารางที่ 4.13 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v3

ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ	**ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลอง**			
	Precision	**Recall**	**F1-Score**	**Accuracy**
Non - Churn	0.97	0.93	0.95	0.91
Churn	0.65	0.84	0.73	

จากตารางที่ 4.13 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v3 จะมีค่า Accuracy อยู่ที่ 91% และความสามารถในการทำนายผลว่าคนใดมีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในประเภทของบัตร v3 จะอยู่ที่ 65% และมีค่า F1-Score อยู่ที่ 73% ซึ่งถือว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายผลได้โดยมีความแม่นยำที่ค่อนข้างสูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทำนายแนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในประเภทของบัตร v4 จะสามารถสรุปการทำนายและประสิทธิภาพในการทำนาย ดังตารางที่ 4.14 และตารางที่ 4.15 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.14 การทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v4 โดยใช้เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix)

		แบบจำลองทำนาย		
		Non-Churn (0)	**Churn (1)**	**รวม**
ข้อมูลชุดทดสอบ	**Non-Churn (0)**	1,253	87	1,340
	Churn (1)	22	135	157
	รวม	1,275	222	

ตารางที่ 4.15 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v4

ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ	**ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลอง**			
	Precision	**Recall**	**F1-Score**	**Accuracy**
Non-Churn	0.98	0.94	0.96	0.93
Churn	0.61	0.86	0.71	

จากตารางที่ 4.15 ประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในประเภทของบัตร v4 จะมีค่า Accuracy ที่ 93% และความสามารถในการทำนายผลว่าคนใดมีแนวโน้มที่จะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในประเภทของบัตร v4 จะอยู่ที่ 61% และมีค่า F1-Score อยู่ที่ 71% ซึ่งถือว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายผลได้โดยมีความแม่นยำที่สูง

4.3 อภิปรายผล

จากการวิจัยการศึกษาโดยการนำชุดข้อมูลเข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเรียนรู้และทำนายและพิจารณาความแม่นยำโดยดูจากค่า Accuracy และค่า F1-Score พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) สามารถทำนายข้อมูลในแต่ละชุดข้อมูลได้โดยมีค่า Accuracy และค่า F1-Score ที่สูง ซึ่งชุดข้อมูลที่มีค่า Accuracy สูงที่สุดคือ ชุดข้อมูล 15 เดือน ชุดข้อมูลประเภทบัตร v1 และชุดข้อมูลประเภทบัตร v2 โดยมีค่าอยู่ที่ 99% ทั้ง 3 ชุด รองลงมาจะเป็นชุดข้อมูล v4 และชุดข้อมูล v3 โดยมีค่าอยู่ที่ 93% และ 91% ตามลำดับ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Al-Shayea (2014) ที่ได้ทำการศึกษาโดยใช้ตัวแปร RFMT เป็นคุณลักษณะและใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) [24] ในการทำนายซึ่งค่า Accuracy และค่า F1-Score ในการทำนายก็มีค่าสูงเช่นเดียวกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้นำข้อมูลมาใช้ในแบบจำลองในการคาดการณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการเพื่อเรียนรู้พฤติกรรมของลูกค้าในการที่จะนำไปใช้ในการคาดการณ์ในอนาคต เพื่อที่บริษัทจะสามารถนำไปปรับใช้และหากลยุทธ์ในการแก้ไขปัญหา จึงสามารถสรุปผลการดำเนินงานและข้อเสนอแนะ ดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

การใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทดสอบ เมื่อดูประสิทธิภาพของแบบจำลอง พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการทำนายแนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในแต่ละชุดข้อมูล คือ ชุดข้อมูล 15 เดือน ชุดข้อมูลของประเภทบัตร v1 ชุดข้อมูลประเภทบัตร v2 ชุดข้อมูลประเภทบัตร v3 และชุดข้อมูลประเภทบัตร v4 ดังแสดงในตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 ประสิทธิภาพในการทำนายในแต่ละชุดข้อมูล

	ประสิทธิภาพในการทำนาย			
ชุดข้อมูล	**Precision**	**Recall**	**F1-Score**	**Accuracy**
ข้อมูล 15 เดือน	0.99	0.99	0.99	0.99
ข้อมูลของบัตร v1	0.99	0.99	0.99	0.99
ข้อมูลของบัตร v2	0.99	0.99	0.99	0.99
ข้อมูลของบัตร v3	0.93	0.91	0.92	0.91
ข้อมูลของบัตร v4	0.94	0.93	0.93	0.93

จากตารางที่ 5.1 การใช้ข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบโดยการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) เมื่อดูประสิทธิภาพของแต่ละชุดข้อมูล ความแม่นยำ (Accuracy) และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) ในชุดข้อมูล 15 เดือนจะอยู่ที่ 99% และ 99% ตามลำดับ ในชุดข้อมูลของบัตร v1 ค่าความแม่นยำ (Accuracy) และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) จะอยู่ที่ 99% และ 99% ตามลำดับ ต่อมาในชุดข้อมูลของบัตร v2 ค่าความแม่นยำ (Accuracy) และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) จะอยู่ที่ 99% และ 99% ตามลำดับ ในชุดข้อมูลของบัตร v3 ค่าความแม่นยำ (Accuracy) และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) จะอยู่ที่ 91% และ 92% ตามลำดับ ในชุดข้อมูลของบัตร v4 ค่าความแม่นยำ (Accuracy) และค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F1-Score) จะอยู่ที่ 93% และ 93% ตามลำดับ ซึ่งในแต่ละชุดข้อมูลแบบจำลองสามารถทำนายออกมาได้โดยมีประสิทธิภาพที่สูงมาก ซึ่งถือว่าสามารถทำนายได้อย่างแม่นยำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อวิเคราะห์พฤติกรรมในแต่ละประเภทของบัตร โดยในกลุ่มบัตร v1 กลุ่มที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการนั้นจะมีค่าเฉลี่ยของระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (recency) อยู่ที่ 263.584 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 1.051 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (average_of_spend) จะอยู่ที่ 2.775 หน่วย ในกลุ่มบัตร v2 กลุ่มที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการนั้นจะมีค่าเฉลี่ยของระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (recency) อยู่ที่ 270.079 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 4.355 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา (average_of_spend) จะอยู่ที่ 48.348 หน่วย ในกลุ่มบัตร v3 กลุ่มที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการนั้นจะมีค่าเฉลี่ยของระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (recency) อยู่ที่ 288.65 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 9.892 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (average_of_spend) จะอยู่ที่ 409.371 หน่วย และในกลุ่ม v4 กลุ่มที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการนั้นจะมีค่าเฉลี่ยของระยะห่างวันที่ทำธุรกรรมล่าสุดถึงวันที่กำหนด (recency) อยู่ที่ 253.31 วัน ค่าเฉลี่ยของการทำธุรกรรมในระยะเวลา 15 เดือน (freq_of_trans) จะอยู่ที่ 6.118 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรม (average_of_spend) จะอยู่ที่ 663.685 หน่วย

5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 ในการที่จะดึงลูกค้าในกลุ่มที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในแต่ละประเภทของบัตรโดยมี 4 ประเภทบัตร ดังนี้

- บัตร v1 ในกลุ่มนี้หากลูกค้าในกลุ่มนี้มีค่าเฉลี่ยของระยะห่างวัน มากกว่า 263.584 วัน ค่าเฉลี่ยการทำธุรกรรมน้อยกว่า 1.051 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมน้อยกว่า 2.775 หน่วย ซึ่งมีความเสี่ยงในการหยุดซื้อสินค้าหรือบริการ อาจจะส่งข้อความเพื่อแจ้งเตือนถึงโปรโมชันเพื่อกระตุ้นให้ลูกค้ามีความสนใจ หรือจะเป็น Re-purchase Campaign เพื่ออ้างอิงถึงสินค้าเดิมที่เคยซื้อไปหรือเป็นโปรโมชัน 1 แถม 1
- บัตร v2 ในกลุ่มนี้หากลูกค้าในกลุ่มนี้มีค่าเฉลี่ยของระยะห่างวัน มากกว่า 270.079 วัน ค่าเฉลี่ยการทำธุรกรรมน้อยกว่า 4.355 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมน้อยกว่า 48.348 หน่วย ซึ่งมีความเสี่ยงในการหยุดซื้อสินค้าหรือบริการ อาจจะส่งข้อความเพื่อแจ้งเตือนถึงโปรโมชันเพื่อกระตุ้นให้ลูกค้ามีความสนใจ เช่น Flash Deal สร้างเงื่อนไขเวลาเพื่อกระตุ้นให้รีบมาซื้อหรือบริการก่อนที่จะหมดเวลา
- บัตร v3 ในกลุ่มนี้หากลูกค้าในกลุ่มนี้มีค่าเฉลี่ยของระยะห่างวัน มากกว่า 288.65 วัน ค่าเฉลี่ยการทำธุรกรรมน้อยกว่า 9.892 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมน้อยกว่า 409.371 หน่วย ซึ่งมีความเสี่ยงในการหยุดซื้อสินค้าหรือบริการ อาจจะจัดเป็น Campaign หรือ Exclusive Promotion เพื่อกระตุ้นให้ลูกค้ามีความสนใจ เช่น การ Redeem vouchers ให้ได้มากขึ้นหรือจัด Campaign ที่เกี่ยวกับสินค้าที่ลูกค้าเคยซื้อเพื่อกระตุ้นให้มีการกลับมาซื้อสินค้าและมีความสม่ำเสมอในการซื้อสินค้าหรือใช้บริการ
- บัตร v4 ในกลุ่มนี้หากลูกค้าในกลุ่มนี้มีค่าเฉลี่ยของระยะห่างวัน มากกว่า 253.31 วัน ค่าเฉลี่ยการทำธุรกรรมน้อยกว่า 6.118 ครั้งและค่าเฉลี่ยต่อธุรกรรมน้อยกว่า 663.685 หน่วย ซึ่งมีความเสี่ยงในการหยุดซื้อสินค้าหรือบริการ อาจจะจัดเป็น Campaign หรือ Exclusive Promotion

เอกสารนี้ ... ไม่ว่ากรณีใดๆ ...

เพื่อกระตุ้นให้ลูกค้ามีความสนใจ เช่น Black Friday หรือการ Redeem vouchers ให้ได้มากขึ้น หรือการแลกซื้อสินค้ายิ่งซื้อเยอะยิ่งแลกสินค้าได้เยอะหรือเพิ่มสิทธิพิเศษเพื่อกระตุ้นให้มีความสม่ำเสมอในการซื้อสินค้าหรือใช้บริการ

5.2.2 หากจะนำไปพัฒนาต่อควรเพิ่มตัวแปรในการศึกษาเพิ่ม โดยแบบจำลองในงานวิจัยครั้งนี้นั้นมีเพียงแบบจำลองเดียวและยังไม่ได้นำไปปรับใช้กับข้อมูลจริงเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง เนื่องด้วยระยะเวลาที่จำกัดหากมีเวลาอาจสามารถสร้างแบบจำลองอื่น ๆ เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับแบบจำลองหลาย ๆ แบบเพื่อวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อดูว่ามีแบบจำลองใดที่มีประสิทธิภาพที่ดีกว่าหรือไม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง

[1] สถาบันยุทธศาสตร์การค้า. (2008, August). ***การศึกษายุทธศาสตร์การค้าปลีกในท้องถิ่น.*** Retrieved from http://utcc2.utcc.ac.th/tradestrategies/Research_retail.htm

[2] K. Bernard Agbemadon, R. C. (2022, March). ***Churn Detection Using Machine Learning in the Reatial Industry***. Retrieved from ResearchGate: https://www.researchgate.net/publication/361322206_Churn_Detection_Using_Machine_Learning_in_the_Retail_Industry

[3] Ebrah, K. a. (2019). ***Churn Prediction Using Machine Learning and Recommendations Plans for Telecoms***. Journal of Computer and Communications, 33-53.

[4] Wiboonyasake, M. (2023, March). ***Machine Learning คืออะไร?*** Retrieved from AWARE: https://www.aware.co.th/machine-learning-คืออะไร/

[5] Khanna, M. A. (2015, April). ***Efficient Learning Machines***. Retrieved from SpringerLink: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4302-5990-9_1

[6] Makhija, P. (2021, June). ***RFM analysis for Customer Segmentation***. Retrieved from CleverTap: https://clevertap.com/blog/rfm-analysis/

[7] Fawcott, T. (2016, August). ***Learning from Imbalanced Classes***. Retrieved from SILICON VALLEY DATA SCIENCE: https://www.svds.com/learning-imbalanced-classes/

[8] เอกพันธ์ บุญเสริม (2563). ***การประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องในการทำนายความรุนแรงของผู้บาดเจ็บจากอุบัติเหตุทางถนน (สารนิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต).*** มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ, กรุงเทพมหานคร.

[9] ศรราม หงษ์พรหม (2563). ***การทำนายระดับความยากจนจากของข้อมูลสำมะโนประชากรด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง (สารนิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต)***. มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ, กรุงเทพมหานคร.

[10] ศุภณัฐ จินตวัฒน์สกุล (2562). ***การจำแนกภาพขวดแบบเซ็ตเปิดด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (ปริญญานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต)***. มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ, กรุงเทพมหานคร.

[11] Chayada Promtao (2020, November). ***สรุป Loss Function เพื่อพัฒนา Deep Learning Model***. Retrieved from Medium: https://medium.com/@promtao_c/สรุป-loss-function-เพื่อพัฒนา-deep-learning-model-81c4c9bea1f8

[12] Piasak, A. (2020, October). ***Scale or Standardize or Normalize***. Retrieved from Medium: https://medium.com/data-espresso/scale-or-standardize-or-normalize-ef905613f275

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

[13] ***Deep Coach: Professional trader meet AI***. (2017, August). Retrieved from CWAY QUANTITATIVE TRADING LAB: http://cway-quantlab.blogspot.com /2017/08/deep-coach-professional-trader-meet-ai.html

[14] ***Artificial Neural Networks (อาทฟิคเคล นิวรอล เน็ตเวริค) คืออะไร***. (February 2018). Retrieved from mindphp.com: https://www.mindphp.com/บทความ/240-ai-machine-learning/5659-artificial-neural-networks.html

[15] Agarwal, D. (2020, June). ***A Review of the Math Used in Training a Neural Network***. Retrieved from Medium: https://levelup.gitconnected.com/a-review-of-the-math-used-in-training-a-neural-network-9b9d5838f272

[16] Brownlee, J. (2020, January). ***SMOTE for Imbalanced Classification with Python***. Retrieved from Machiine Learning Mastery: https://machinelearningmastery.com/smote-oversampling-for-imbalanced-classification/

[17] ***How does the ReLU function work for z < 0?*** (2017, October). Retrieved from Stack Exchange: https://stats.stackexchange.com/questions/308689/how-does-the-relu-function-work-for-z-0

[18] Qusay Sellat, S. K. (2022). Chapter 10 - Semantic segmentation for self-driving cars using deep learning: a survey. ***Cognitive Big Data Intelligence with a Metaheuristic Approach***, 211-238.

[19] Antoniadis, P. (2023, March**).** ***Activation Functions: Sigmoid vs Tanh***. Retrieved from Baeldung: https://www.baeldung.com/cs/sigmoid-vs-tanh-functions

[20] Sanket Agrawal, A. D. (2018, July). ***Customer Churn Prediction Modelling Based on Behavioural Patterns Analysis using Deep Learning***. Retrieved from IEEE Xplore: https://ieeexplore.ieee.org/document/8538420

[21] Juan Liao, A. J. (2022, November). ***Multi-Behavior RFM Model Based on Improved SOM Neural Network Algorithm for Customer Segmentation***. Retrieved from IEEE Xplore: https://ieeexplore.ieee.org/document/9955546

[22] Mahila Dadfarnia, A. A. (2020, December). ***Churn Prediction in Payment Terminals Using RFM model and Deep Neural Network***. Retrieved from ResearchGate: https://www.researchgate.net/publication/349282873_Churn_Prediction_in_Payment_Terminals_Using_RFM_model_and_Deep_Neural_Network

[23] Ammar A. Q. Ahmed, M. D. (2017). Churn prediction on huge telecom data using hybrid firefly based classification. ***Egyptian Informatics Journal 18***, 215-220.

[24] Al-Shayea, Q. (2014, July). ***Customer Behavior on RFMT Model Using Neural Networks***. Retrieved from ResearchGate: https://www.researchgate.net/publication/289624621_Customer_Behavior_on_RFMT_Model_Using_Neural_Networks

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก

การคาดการณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ภาษาไพทอน (Python) มีคำสั่งดังต่อไปนี้

1.นำเข้าไลบรารีที่จำเป็น

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import csv
from datetime import datetime
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.metrics import classification_report
pip install tensorflow
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import layers
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, f1_score
from imblearn.over_sampling import SMOTE
from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix
```

2.ทำความสะอาดข้อมูล

```
df = pd.read_csv('/home/jovyan/dataprep/rawdata.csv') # สร้าง dataframe เพื่อเก็บ rawdata
df.isnull().sum() # หาข้อมูลที่มีค่า null
df.replace(np.nan,'0',inplace = True) # แทนค่า null ด้วย 0
df = df.drop(df[df['building_flg_segment'] == 0].index, inplace = False) # ลบข้อมูลที่มีค่าเป็น 0 ใน column building_flg_segment
df = df.drop(df[df['spending_amt'] == '0'].index, inplace = False) # ลบข้อมูลที่มี spending_amt = 0
df = df.drop_duplicates('cust_acc_rep', keep='last') # ลบข้อมูลที่ซ้ำกันโดยเก็บข้อมูลวันล่าสุดไว้
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

df = df.drop(df[df['card_type'] == 'v99'].index, inplace = False) # ลบข้อมูล card_type ที่มีค่าเท่ากับ v99
df = df.drop(df[df['card_type'] == 'pna'].index, inplace = False) # ลบข้อมูล card_type ที่มีค่าเท่ากับ pna

3.ขั้นตอนในการแปลงข้อมูล

```
df['gender'].replace({
    'Female' : 0,
    'Male' : 1,
    '[Unidentified]' : 2
}, inplace = True) # แปลงข้อมูล gender เป็นตัวเลข
df['area_bma_upc'].replace({
    'BMA' : 0,
    'UPC' : 1,
    '[Unidentified]' : 2
}, inplace = True) # แปลงข้อมูล area_bma_upc เป็นตัวเลข
df['card_type'].replace({
    'v1' : 1,
    'v2' : 2,
    'v3' : 3,
    'pm' : 4,
    'ps' : 4,
}, inplace = True) # แปลงข้อมูล card_type เป็นตัวเลข
```

4.เพิ่ม feature เพื่อเป็น input ในการเข้าแบบจำลอง (ทำใน MS Excel ก่อนจึงนำเข้าไฟล์)

```
da = pd.read_csv('/home/jovyan/dataprep/feature.csv') # import file ที่มี feature ที่เพิ่มเข้ามา
df = pd.merge(left = df, right = da, left_on = ['cust_acc_rep'], right_on = ['cust_acc_rep'], how = 'left')
# join ข้อมูล 2 ไฟล์เข้าด้วยกัน โดยใช้ left join และ join ด้วย cust_acc_rep
# โดยในไฟล์จะมี feature เพิ่มขึ้นมาคือ
generation,recency,freq_of_industry,freq_of_date,freq_of_trans,sum_of_spend,average_of_spend,building_amt,total_brand,total_returned
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.ขั้นตอนในการ Label data โดยใช้การวิเคราะห์ RFM

```
df['R_score'] = pd.qcut(df['recency'], q=5, labels=[5, 4, 3, 2, 1]) # สร้าง column R_score โดยจะแบ่ง score เป็น 5 ส่วน ใช้ score 1-5 หากตกใน q ที่ 1 score จะเป็น 5
df['F_score'] = pd.qcut(df['freq_of_trans'].rank(method='first'), q=5, labels=[1, 2, 3, 4, 5]) # สร้าง column F_score โดยจะแบ่ง score เป็น 5 ส่วน ใช้ score 1-5 หากตกใน q ที่ 1 score จะเป็น 1
df['M_score'] = pd.qcut(df['average_of_spend'], q=5, labels=[1, 2, 3, 4, 5]) # สร้าง column M_score โดยจะแบ่ง score เป็น 5 ส่วน ใช้ score 1-5 หากตกใน q ที่ 1 score จะเป็น 5
df["RFM_score"] = df["R_score"].astype(str) + df["F_score"].astype(str) + df["M_score"].astype(str) # สร้าง column RFM_score โดยนำ score ของ RFM มารวมกัน เช่น 111
seg_map = {
    r'[1-2][1-2][4-5]': 'Infrequently Spend',
    r'[1-2][4-5][4-5]': 'At Risk',
    r'[2-3][1-2][1-2]': 'About to Churn',
    r'[3-4][3-4][3-4]': 'Need Attention',
    r'[4-5][4-5][1-5]': 'Loyal Customers',
    r'[4-5][1-3][1-5]': 'New Customers',
    r'[4-5][1-2][1-3]': 'Potential Loyalists',
    r'555': 'Champions',
    r'111':'Churn',
    r'[1-5][1-5][1-5]':'Etc.'
} # จัดกลุ่มโดยใช้ RFM_score ในการจัดทำ segment เก็บในตัวแปร seg_map
df['Segment'] = df['R_score'].astype(str) + df['F_score'].astype(str) + df['M_score'].astype(str) # สร้าง column segment โดยนำ RFM_score รวมกัน
df['Segment'] = df['Segment'].replace(seg_map, regex=True) # แทนค่าที่กำหนดใน seg_map ใน Segment
churn_map = {
    r'Champions' : 0,
    r'Loyal Customers' : 0,
    r'Promising' : 0,
    r'New Customers' : 0,
    r'Need Attention' : 0,
    r'Small Basket Size' : 0,
    r'Potential Loyalists' : 0,
    r'Infrequently Spend' : 0,
    r'At Risk' : 1,
    r'Churn' : 1,
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
    r'About to Churn' : 1,
    r'Etc.' : 0
} # กำหนดให้ 1 เป็นกลุ่มที่มีแนวโน้มจะหยุดซื้อสินค้า คือกลุ่ม At Risk, Churn, About to Churn นอกนั้นจะให้เป็น 0
df['Churn'] = df['Segment'].replace(churn_map, regex=False) # สร้าง column Churn ขึ้นมาและแทนค่าที่กำหนดใน churn_map ในแต่ละ Segment
```

6.ขั้นตอนในการ train และ test ใน neural network model

```
# เลือก feature ที่นำมาใช้ในการทำ classification
x =
df[['area_bma_upc','gender','cust_age_max','card_type','parent_card_type','recency','freq_of_industry','freq_of_date','freq_of_trans','average_of_spend','building_amt','total_brand','total_returned']]
y = df['Churn']
# แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุดคือ ชุด train และชุด test โดยแบ่งเป็น train 70% และ test 30% และสลับที่ข้อมูล
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.3, random_state=130, shuffle = True)

# ใช้ standard scaler ในการ normalize data ใน x_train และ x_test
scaler = StandardScaler()
x_train_norm = scaler.fit_transform(x_train) # ทำการ normalize x_train เก็บไว้ในตัวแปร x_train_norm
x_test_norm = scaler.transform(x_test) # ทำการ normalize x_test เก็บไว้ในตัวแปร x_test_norm
# ใช้ smote ในการ oversampling data เพื่อให้ข้อมูล balance กัน
smote = SMOTE()
x_train_resampled, y_train_resampled = smote.fit_resample(x_train_norm, y_train) # ทำการ oversampling x_train_norm และ y_train และส่งคืนชุดข้อมูลใหม่ที่ทำ oversampling แล้ว
# สร้าง model neural network มี 3 ชั้น
model = Sequential() # สร้าง model ที่มี layer เรียงต่อกันเพื่อให้ข้อมูลไหลตาม layer
model.add(Dense(32, input_dim=x_train.shape[1], activation='relu')) # สร้างเลเยอร์แบบเชื่อมต่อแบบเต็มโดยมี 32 node รับข้อมูล input จาก x_train ซึ่งมีจำนวน feature ตาม shape[1] ซึ่งก็คือ 15 feature
model.add(Dense(16, activation='relu')) # สร้างเลเยอร์แบบเชื่อมต่อแบบเต็มโดยมี 16 node โดยใช้ activation function relu
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

model.add(Dense(1, activation='sigmoid')) # สร้างเลเยอร์แบบเชื่อมต่อแบบเต็ม ซึ่งมี 1 โหนด และใช้ activation function เป็น sigmoid ที่เป็นฟังก์ชันแบบ S-shaped ซึ่งให้ผลลัพธ์เป็นค่าความน่าจะเป็นของการเป็น positive class (0 หรือ 1) โดยกำหนดเกณฑ์ที่ 0.5 ในการตัดสินใจว่าเป็น positive class หรือ negative class

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])# กำหนดวิธีการเรียนรู้ของโมเดล โดยใช้ loss function เป็น binary cross-entropy ซึ่งเหมาะสำหรับงานที่ต้องการจะทำนายว่าเป็น binary class (เช่น ใช่หรือไม่ใช่ โรคหัวใจวาย)
# โดย optimizer ที่ใช้คือ Adam และกำหนดวัตถุประสงค์ในการเทรนโมเดลด้วย metrics เป็น accuracy

model.fit(x_train_resampled, y_train_resampled, epochs=150, batch_size=32, verbose=0) # สั่งให้โมเดลเริ่มเทรนด้วยข้อมูล train ที่ปรับความสมดุลด้วยการ oversampling ด้วย x_train_resampled และ y_train_resampled โดยกำหนดจำนวน epochs เป็น 150 และ batch size เป็น 32 ที่จะใช้ในการปรับค่า weight ในแต่ละรอบการเทรน ส่วน verbose=0 คือไม่แสดงผลการเทรนในแต่ละ epoch บนหน้าจอ

y_pred = model.predict(x_test_norm) # คำนวณค่าความน่าจะเป็นของผลลัพธ์ สำหรับข้อมูลทดสอบ x_test_norm จากโมเดล neural network ที่เทรนต์ไว้ โดยผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นเลขทศนิยมระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งแทนความนาจะเป็นของคลาสที่มีค่าเป็น 1
y_pred = (y_pred > 0.5).astype(int) # แปลงผลลัพธ์ที่ได้จาก model.predict เป็นคลาสที่มีค่าเป็น 0 หรือ 1 ด้วยการเปรียบเทียบกับ threshold ที่กำหนดไว้คือ 0.5 ซึ่งหากค่า predicted probability มากกว่า 0.5 จะถือว่าเป็นคลาสที่มีค่าเป็น 1 และถ้าน้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.5 จะถือว่าเป็นคลาสที่มีค่าเป็น 0 จากนั้นจึงแปลงเป็นตัวเลขชนิด integer (จำนวนเต็ม) เพื่อใช้ในการคำนวณประสิทธิภาพ

accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred) # แสดงค่า accuracy โดยเปรียบเทียบระหว่าง y_test และ y_pred
precision = precision_score(y_test, y_pred, average='weighted') # แสดงค่า precision โดยเปรียบเทียบระหว่าง y_test และ y_pred
recall = recall_score(y_test, y_pred, average='weighted') # แสดงค่า recall โดยเปรียบเทียบระหว่าง y_test และ y_pred
f1 = f1_score(y_test, y_pred, average='weighted') # แสดงค่า f1-score โดยเปรียบเทียบระหว่าง y_test และ y_pred
report = classification_report(y_test, y_pred) # แสดง report โดยเปรียบเทียบระหว่าง y_test และ y_pred
print('Classification report',report)
print("Accuracy: {:.2f}".format(accuracy))

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
print("Precision: {:.2f}".format(precision))
print("Recall: {:.2f}".format(recall))
print("F1-score: {:.2f}".format(f1))
print(confusion_matrix(y_test,y_pred)) # แสดง confusion matrix ของ y_test และ y_pred
# ในแต่ละประเภทการ์ดก็จะทำแบบนี้เช่นกันในการใช้ RFM score ในการ label data
```


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

งานทะเบียนคณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
คำรับรองเล่มสหกิจศึกษา

วันที่ 30 เดือน มิถุนายน พ.ศ. 2566

ข้าพเจ้า นาย ปิยชัย ยังจิตร รหัสประจำตัว 62050800
นักศึกษาหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชา สถิติประยุกต์ ภาควิชา สถิติ
ขอรับรองว่าโครงงานพิเศษ เรื่อง
ชื่อภาษาไทย การพยากรณ์แนวโน้มที่ลูกค้าจะหยุดซื้อสินค้าหรือบริการในห้างสรรพสินค้าโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง
ชื่อภาษาอังกฤษ CUSTOMER CHRUN PREDICTION IN DEPARTMENT STORES USING MACHINE LEARNING
ปีการศึกษา 2565
เป็นผลงานวิจัยที่มิได้คัดลอกหรือละเมิดลิขสิทธิ์ของผู้อื่นและได้ผ่านการตรวจสอบความซ้ำซ้อนเรียบร้อยแล้ว และได้แนบเอกสารการตรวจสอบการลอกเลียนงานวรรณกรรมที่ตรวจสอบจากเล่มสหกิจศึกษาฉบับสมบูรณ์แล้ว
โปรแกรมอักขราวิสุทธิ์ 2.46 %

ลงชื่อ ปิยชัย ยังจิตร
(นาย ปิยชัย ยังจิตร)
นักศึกษา

ข้าพเจ้า รศ. ดร. วลัยลักษณ์ อัตธีรวงศ์ อาจารย์ที่ปรึกษาสหกิจศึกษาได้ตรวจสอบโครงงานพิเศษของนักศึกษาข้างต้นแล้ว ขอรับรองว่าเป็นผลงานวิจัยของนักศึกษาจริงและมีเนื้อหาสมบูรณ์ จึงลงชื่อไว้เป็นหลักฐาน

ลงชื่อ วลัยลักษณ์ อัตธีรวงศ์
(รศ. ดร. วลัยลักษณ์ อัตธีรวงศ์)
อาจารย์ที่ปรึกษา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้