แบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม : กรณีศึกษาบริษัทอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม

A SALES VOLUME FORECASTING MODEL BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK : A CASE STUDY OF A BEVERAGE COMPANY

นราธิป โปรยเงิน

สหกิจศึกษานี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

A SALES VOLUME FORECASTING MODEL BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK: A CASE STUDY OF A BEVERAGE COMPANY

NARATHIP PROY-NGERN

COOPERATIVE EDUCATION SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR
THE DEGREE OF BACHELOR OF SCIENCE (APPLIED STATISTICS)
DEPARTMENT OF STATISTICS, FACULTY OF SCIENCE
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
ACADEMIC YEAR 2018

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อสหกิจศึกษา	แบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม : กรณีศึกษาบริษัทอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม A Sales Volume Forecasting Model based on Artificial Neural Network: A case study of Beverage Company
ชื่อนักศึกษา	นายนราธิป โปรยเงิน รหัสนักศึกษา 58051248
ปริญญา	วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชา	สถิติ
ปีการศึกษา	2561
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.วราพร เหลือสินทรัพย์

คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.) อนุมัติให้สหกิจศึกษานี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์) ประจำปีการศึกษา 2561

คณะกรรมการสอบ	ลายชื่อ
ผศ.วราพร เหลือสินทรัพย์ ประธานกรรมการ	
ดร.สกุณา ศรีอโนมัย กรรมการ	
คุณวิศิษฐ์ กิจชัยนุกูล กรรมการ	
คุณชญาณ์นันท์ นวพรอนันต์ กรรมการ	

ลิขสิทธิ์ของคณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อสหกิจศึกษา	แบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม : กรณีศึกษาบริษัทอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม A Sales Volume Forecasting Model based on Artificial Neural Network: A case study of Beverage Company
ชื่อนักศึกษา	นายนราธิป โปรยเงิน รหัสนักศึกษา 58051248
ปริญญา	วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชา	สถิติ
คณะ	วิทยาศาสตร์
มหาวิทยาลัย	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.)
ปีการศึกษา	2561
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.วราพร เหลือสินทรัพย์

บทคัดย่อ

สหกิจศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อตอบสนองต่อความต้องการของบริษัท เนื่องจากบริษัทเป็นอุตสาหกรรมเครื่องดื่มที่ผลิตสินค้าเครื่องดื่มหลากหลายประเภท จึงต้องการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มที่มีประสิทธิภาพดีกว่าแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน โดยใช้ข้อมูลปริมาณยอดขายสินค้าเครื่องดื่มที่ขายดีของทางบริษัท คือ สินค้าเครื่องดื่ม H ตั้งแต่เดือนมกราคม 2559 จนถึงเดือนกุมภาพันธ์ 2562 และในการสร้างแบบจำลองให้ใช้วิธีการพยากรณ์ข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลองด้วยค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) และเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE)

ผลการวิจัยพบว่ากรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายได้แบบจำลองที่เหมาะสม คือ โครงข่าย 89-69-1 เมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam และฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ โดยให้ค่า MAPE เท่ากับ 208.06 % และ MAE เท่ากับ 11,249.23 ลิตร ซึ่งให้ค่าที่ต่ำกว่าแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน (MAPE เท่ากับ 354.65 % และ MAE เท่ากับ 14795.13 ลิตร) และกรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายได้แบบจำลองที่เหมาะสม คือ โครงข่าย 13-12-1 เมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam และฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ โดยให้ค่า MAPE เท่ากับ 26.33 % และ MAE เท่ากับ 91,829.44 ลิตร ซึ่งให้ค่าที่ต่ำกว่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน (MAPE เท่ากับ 37.08 % และ MAE เท่ากับ 111286.92 ลิตร) จึงสรุปได้ว่าแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน

คำสำคัญ : การพยากรณ์, โครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	A Sales Volume Forecasting Model based on Artificial Neural Network: A case study of Beverage Company
Student	Narathip Proy-ngern 58051248
Degree	Bachelor of Science (Applied Statistics)
Department	Statistics
Faculty	Science
University	King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL)
Academic Year	2018
Advisor	Asst. Prof.Waraporn Lursinsap

Abstract

This cooperative study aimed to respond to a need of a beverage company. The company produced many beverage products and wanted to have a more effective sale forecasting model than the company's current one. Our developed models were trained with the sales volume data of the company's best-selling beverage product, say product H, from January 2016 to February 2019. They were artificial neural network models. Their predictive efficiencies were measured in terms of Mean Absolute Error (MAE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

The best artificial neural network model for forecasting sales volume categorized by sales area (province) was 89-69-1 with a learning rate of 0.05, Adam optimizer function, and Sigmoid activation function. The MAPE and MAE that it achieved were 208.06% and 11,249.23 liters, respectively, much less than 354.65 % and 14795.13 liters of the company's current forecasting model. The best artificial neural network for forecasting sales volume categorized by sales region (i.e., regional parts of Thailand) was 13-12-1 with a learning rate of 0.05, Adam optimizer function, and sigmoid activation function. The MAPE and MAE that it achieved were 26.33% and 91829.44 liters, respectively, considerably less than 37.08 % and 111286.92 liters of

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

the company's current forecasting model. These models could replace the company's current forecasting models and provided it with a more effective sales volume forecast.

Keywords : Forecast, Artificial Neural Network

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

สหกิจศึกษาฉบับนี้สามารถสำเร็จลุล่วงลงได้ด้วยการช่วยเหลือ ความกรุณา และความสนับสนุนของหลาย ๆ ฝ่าย ซึ่งทางคณะผู้จัดำขอกราบขอบพระคุณทุกท่านไว้ ณ ที่นี้

ขอกราบขอบพระคุณ ผศ.วราพร เหลือสินทรัพย์ อาจารย์ที่ปรึกษาสหกิจศึกษาที่กรุณาเสียสละเวลาให้คำแนะนำ คำปรึกษา และแนวทางต่าง ๆ อันเป็นประโยชน์อย่างยิ่ง รวมถึงตรวจทานแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความเอาใจใส่ทุกขั้นตอน ติดตามความก้าวหน้าในการดำเนินงาน อีกทั้งให้ข้อคิดจนทำให้สหกิจศึกษาฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์

ขอกราบขอบพระคุณ ดร.สกุณา ศรีอโนมัย คณะกรรมการที่กรุณาเสียสละเวลามาให้คำแนะนำ คำปรึกษา และชี้จุดบกพร่อง ทำให้สหกิจศึกษาฉบับนี้สมบูรณ์มากขึ้น

ขอกราบขอบพระคุณ คุณชญาณ์นันท์ นวพรอนันต์ และ คุณวิศิษฐ์ กิจชัยนุกูล พนักงานพี่เลี้ยง ที่ให้ความเมตตา ให้คำแนะนำ แนวทาง แนวคิด์ รวมถึงเป็นที่ปรึกษาเพื่อแก้ไขเครื่องมือที่ใช้ในการทำสหกิจศึกษาให้มีคุณภาพ

ขอกราบขอบพระคุณ คณาจารย์ภาควิชาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุก ๆ ท่านที่ได้มอบวิชาความรู้และประสบการณ์การเรียนการสอน และให้คำแนะนำมาโดยตลอด

ขอกราบขอบพระคุณเจ้าหน้าที่สาขาสถิติทุกท่าน และทีมงานในบริษัทสหกิจศึกษา ที่ให้ความช่วยเหลือ และอำนวยความสะดวกในการทำสหกิจศึกษา

ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ที่ให้กำลังใจและให้การสนับสนุน รวมถึงขอขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ และพี่ร่วมงาน ที่ช่วยเป็นกำลังใจในการทำสหกิจศึกษาครั้งนี้

สุดท้ายนี้ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าสหกิจศึกษาฉบับนี้จะพึงมีคุณค่า และประโยชน์ต่องานที่เกี่ยวข้อง วิจัยขอมอบความดีนี้ให้แด่ผู้มีพระคุณทุกท่านที่ได้ให้ความอนุเคราะห์ช่วยเหลือมาด้วยดี

นราธิป โปรยเงิน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ก

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ค

กิตติกรรมประกาศ ..... จ

สารบัญ ..... ฉ

สารบัญตาราง ..... ช

สารบัญรูป ..... ฎ

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา 2

1.3 ขอบเขตของการศึกษา 2

1.4 ขั้นตอนการศึกษา 3

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3

1.6 นิยามศัพท์ 3

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 4

2.1 การพยากรณ์ 4

2.1.1 ประเภทของการพยากรณ์ 5

2.1.2 เทคนิคของการพยากรณ์ 5

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม 6

2.2.1 ประเภทการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม 6

2.2.2 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม 7

2.2.3 แบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย 9

2.2.4 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) 9

2.2.5 ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) 10

2.2.6 ฟังก์ชันการหาค่าเหมาะที่สุด (Optimizers Function) 10

2.2.7 การเรียนรู้ที่มากเกินไป (Overfitting) 12

2.2.8 การดรอปเอาท์ (Drop Out) 13

2.2.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ 13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.10 การวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ 17
2.3 ระบบการจัดการฐานข้อมูล (Database Management System: DBMS)..... 18
2.3.1 หน้าที่ของระบบการจัดการฐานข้อมูล 18
2.3.2 ประโยชน์ของระบบฐานข้อมูล 19
2.4 ภาษาโปรแกรม (Programming Language)..... 20
2.4.1 ภาษาไพทอน (Python programming language) 20
2.4.1 ภาษา SQL (Structured Query Language) 23
2.5 เทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง 23
2.5.1 The Jupyter Notebook 23
2.5.2 Microsoft Sql Server Management Studio..... 24
2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... 24
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย 26
3.1 ศึกษาและเก็บรวบรวมข้อมูล..... 26
3.2 กำหนดตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา..... 28
3.3 การจัดเตรียมข้อมูล 29
3.4 การวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลอง 31
3.5 วัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลอง 35
3.6 สรุปผล..... 36
บทที่ 4 ผลการวิจัย 37
4.1 แบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มที่เหมาะสม 37
4.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ข้อมูล 67
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย การอภิปรายผล และข้อเสนอแนะ..... 72
5.1 สรุปผลการวิจัย 72
5.2 การอภิปรายผล..... 73
5.3 ข้อเสนอแนะ 74
บรรณานุกรม..... 75
ภาคผนวก..... 77
ภาคผนวก ก..... 78
ภาคผนวก ข..... 86

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ **หน้า**

3.1 รายละเอียดข้อมูลที่ได้จากการคัดเลือกตัวแปร 29

3.2 รายละเอียดในการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า..... 34

3.3 รายละเอียดในการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า..... 35

4.1 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 1)..... 38

4.2 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 1)..... 39

4.3 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 1)..... 40

4.4 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 1)..... 41

4.5 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 1)..... 43

4.6 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 1)..... 45

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.7 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 1) 47
4.8 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 1) 49
4.9 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 2) 53
4.10 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 2) 54
4.11 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 2) 55
4.12 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 2) 56
4.13 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 2) 58
4.14 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 2) 60
4.15 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 2) 62

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.16 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 2) 64
4.17 เปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า 67
4.18 เปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคจัดจำหน่ายสินค้า 70
ก.1 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดฝึกหัด) 78
ก.2 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดทดสอบ) 79
ก.3 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดทวน) 81
ก.4 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดฝึกหัด) 81
ก.5 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดทดสอบ) 82

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.6 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดทวนสอบ) 84

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

ตารางที่ **หน้า**

2.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) 6

2.2 การเรียนรู้แบบมีไม่ผู้สอน (Unsupervised Learning) 7

2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว 8

2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น 8

2.5 แบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย 9

2.6 ฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ 10

2.7 ลักษณะความผิดพลาดที่เกิดขึ้นเมื่อกำหนดชั้นซ่อนมากเกินไป 13

2.8 (a) โครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ (b) โครงข่ายปราสาทเทียมที่ดรอปเอาท์ 13

2.9 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ 17

3.1 แผนภาพวงกลมแสดงปริมาณสินค้าในบริษัท 27

3.2 แผนผังแสดงขั้นตอนการทำงาน 28

3.3 แสดงการทำความสะอาดข้อมูล 30

3.4 แสดงการสร้างข้อมูลใหม่ 31

3.5 แสดงการแบ่งข้อมูลชุดฝึกหัด ข้อมูลชุดทดสอบ และ ข้อมูลชุดทวนสอบ 31

3.6 กราฟเปรียบเทียบค่าสูญเสียของข้อมูลชุดฝึกหัดและข้อมูลชุดทดสอบ 32

3.7 กราฟแสดงการเรียนรู้ของฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสมแต่ละชนิด 33

4.1 ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลชุดทดสอบ กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายเปรียบเทียบปริมาณยอดขายสินค้าจริง 51

4.2 ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลชุดทดสอบ กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายเปรียบเทียบปริมาณยอดขายสินค้าจริง 66

4.3 กราฟแสดงปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากโครงข่ายประสาเทียมที่เหมาะสม และ ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่การจัดจำหน่าย 68

4.4 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ย MAPE ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่การจัดจำหน่าย 69

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.5 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ย MAPE ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่การจัดจำหน่าย เมื่อตัดพื้นที่การจัดจำหน่ายที่ 30, 53, 56, 73 และ 75 69
4.6 กราฟแสดงปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากโครงข่ายประสาเทียมที่เหมาะสม และ ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่การจัดจำหน่าย 71
4.7 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ย MAPE ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคการจัดจำหน่าย 71

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

อุตสาหกรรมเครื่องดื่มไทยมีฐานการบริโภคกว้างครอบคลุมผู้บริโภคทุกช่วงวัย เป็นผลให้ในตลาดมีสินค้าหลากหลายประเภทเพื่อรองรับพฤติกรรมการบริโภคที่แตกต่างกัน ไม่ว่าจะเป็นเครื่องดื่มแอลกอฮอล์และเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ ซึ่งจากความหลากหลายดังกล่าวทำให้เกิดการทดแทนกันได้ของผลิตภัณฑ์ทั้งในกลุ่มผู้ผลิตที่มีแบรนด์ ผู้ประกอบการร้านค้า รวมไปถึงผู้นำเข้า ส่งผลต่อเนื่องให้ในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มมีการแข่งขันที่รุนแรงระหว่างผู้ประกอบการเพื่อช่วงชิงส่วนแบ่งทางการตลาดและออกผลิตภัณฑ์ใหม่มาเพื่อคงความสามารถในการแข่งขัน

อย่างไรก็ตาม แม้ว่าอุตสาหกรรมเครื่องดื่มจะมีมูลค่าตลาดค่อนข้างสูงแต่ภาพด้านการเติบโตอาจจะไม่สดใสมากนัก โดยในปี 2559 อุตสาหกรรมเครื่องดื่มไทยมีมูลค่าตลาดมากกว่า 468,924 ล้านบาท แต่ในปี 2560 (ม.ค.-มิ.ย.) กลับพบว่ามูลค่าตลาดมีแนวโน้มลดลงเมื่อเทียบกับช่วงเดียวกันของปีก่อนหน้า ส่วนหนึ่งมาจากพฤติกรรมการจับจ่ายที่แปรผันตามกำลังซื้อของประชาชน กระแสการบริโภคของประชาชนที่ปรับเปลี่ยนตามเวลา ตลอดจนการออกกฎระเบียบควบคุมการบริโภคสินค้าบางประเภท เช่น กำหนดเวลาการจำหน่ายเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ นอกจากนี้ กรมสรรพสามิตได้ประกาศอัตราภาษีใหม่เมื่อวันที่ 16 กันยายน 2560 โดยมีเจตนาลดการบริโภคผลิตภัณฑ์ที่มีผลกระทบต่อสุขภาพของประชาชน ซึ่งผลของภาษีน่าจะเป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่กดดันยอดขายของผู้ประกอบการในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มให้ยังมีภาพการเติบโตในกรอบจำกัด เนื่องจากผู้บริโภคอาจมีแนวโน้มระมัดระวังในการบริโภคมากขึ้น

จากการคำนวณของศูนย์วิจัยกสิกรไทยเกี่ยวกับการปรับเปลี่ยนฐานในการคำนวณภาษีพบว่าเมื่อเปรียบเทียบหลังการปรับภาษีสรรพสามิตเครื่องดื่มใหม่กับก่อนการปรับเปลี่ยน เครื่องดื่มไวน์ มีการเปลี่ยนแปลงของราคาขายปลีกมากที่สุดในเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ โดยมีการเพิ่มขึ้นของราคาขายปลีกใหม่ประมาณร้อยละ 21.1 ของราคาขายปลีกเดิม อันเป็นผลจากการทำให้ราคาสินค้าสะท้อนภาพลักษณ์สินค้าฟุ่มเฟือยที่มีดีกรีสูง ส่วนเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์พบว่า ชาพร้อมดื่มมีการเปลี่ยนแปลงของราคาขายปลีกมากที่สุด โดยราคาขายปลีกใหม่เพิ่มขึ้นประมาณร้อยละ 7.5 ของราคาขายปลีกเดิม ซึ่งเป็นกลุ่มที่เดิมไม่เคยถูกเก็บภาษีแต่ต้องมีเสียภาษีซึ่งแปรผันตามปริมาณน้ำตาล เพื่อเป็นการสร้างความเท่าเทียมระหว่างผู้ประกอบการ ทั้งนี้ ราคาขายปลีกใหม่นี้เป็นเพียงภาระภาษีที่เพิ่มขึ้นของผู้ประกอบการเท่านั้น ส่วนราคาขายปลีกที่จะนำไปจำหน่ายแก่ผู้บริโภคย่อมขึ้นอยู่กับการวางกลยุทธ์ของผู้ประกอบการ (ศูนย์วิจัยกสิกรไทย , 2560)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เนื่องจากบริษัทที่ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาเป็นองค์กรธุรกิจในอุตสาหกรรมเครื่องดื่มไทยที่ผลิตทั้งสินค้าเครื่องดื่มแอลกอฮอล์และเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอร์มาอย่างยาวนาน จึงมีข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการขายสินค้าในฐานข้อมูลเป็นจำนวนมาก ซึ่งทางบริษัทต้องการนำข้อมูลที่มีอยู่มาสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ยอดขายสินค้าและสามารถนำไปใช้งานแทนที่แบบจำลองการพยากรณ์ที่บริษัทใช้งานอยู่ในปัจจุบัน ดังนั้นผู้วิจัยจึงมีความสนใจนำวิธีการพยากรณ์ทางสถิติมาพัฒนาแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ข้อมูลยอดขายสินค้า เพื่อตอบสนองต่อความต้องการของทางบริษัทและให้ได้แบบจำลองที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการคาดการณ์ปริมาณการขายสินค้าในอนาคต และสามารถนำผลที่ได้ไปใช้ประโยชน์ในการกำหนดนโยบาย การวางแผนการขาย หรือ การเพิ่มศักยภาพในด้านคุณภาพสินค้าต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

1.2.1 เพื่อศึกษาและพัฒนาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

1.2.2 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ข้อมูลยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีที่บริษัทใช้งานอยู่

1.3 ขอบเขตของการศึกษา

1.3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้เป็นข้อมูลทุติยภูมิ โดยได้ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลเฉพาะสินค้าเครื่องดื่มประเภท H จากฐานข้อมูลบริษัทตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ.2559 ถึงเดือน กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2562 รวม 38 เดือน ซึ่งข้อมูลจะประกอบไปด้วย

1. ข้อมูลพื้นที่การจัดจำหน่ายสินค้า
2. ข้อมูลภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า
3. ข้อมูลปริมาณยอดขายสินค้า
4. ข้อมูลขนาดของสินค้า
5. ข้อมูลราคาสินค้าของสินค้าประเภท H ที่ยังไม่รวมภาษี
6. ภาษีของสินค้าประเภท H
7. ข้อมูลหน่วยย่อยของสินค้าประเภท H
8. ข้อมูลการแต่งกลิ่นสินค้า
9. ข้อมูลการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีที่บริษัทใช้งานอยู่

1.3.2 วิธีการพยากรณ์สำหรับการวิจัยครั้งนี้ใช้เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

1.3.3 ทำการพยากรณ์ปริมาณการขายสินค้าประเภท H

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.3.4 ตรวจสอบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ โดยการใช้ค่าเปอร์เซ็นต์ความคาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (MAE)

1.3.4 ใช้โปรแกรม Microsoft Sql Server Management Studio 17 ในการเก็บรวบรวมข้อมูล ใช้เว็บแอปพลิเคชั่น The Jupyter Notebook ในการสร้างแบบจำลอง และ เขียนคำสั่งการทำงานด้วยภาษาไพทอน (Python language)

1.4 ขั้นตอนการศึกษา

ในการวิจัยครั้งนี้มีขั้นตอนต่าง ๆ ในการดำเนินการวิจัยดังต่อไปนี้

1.4.1 ศึกษาข้อมูลและรวบรวมข้อมูลต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ตั้งแต่ข้อมูลพื้นฐานของบริษัท ข้อมูลสินค้าภายในบริษัท วัตถุประสงค์ในการสร้างแบบจำลอง ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และ เครื่องมือที่ใช้สำหรับสร้างแบบจำลอง

1.4.2 กำหนดตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา

1.4.3 จัดเตรียมข้อมูลให้พร้อมสำหรับสร้างแบบจำลอง

1.4.4 นำข้อมูลที่ได้สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

1.4.5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลองโดยใช้ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAE) และ ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE)

1.4.6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1 ได้ทราบถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H

1.5.2 ได้ตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H ให้ทางบริษัทนำไปใช้ในการวางแผนและกำหนดนโยบายในการผลิตสินค้า

1.6 นิยามศัพท์

1.6.1 ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) หมายถึง ข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อสร้างแบบจำลองชั่วคราว

1.6.2 ข้อมูลชุดทดสอบ (Test Set) หมายถึง ข้อมูลที่ใช้สำหรับทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลของแบบจำลองชั่วคราวที่ได้รับการฝึกหัดก่อนนำไปใช้งานจริง

1.6.3 ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) หมายถึง ข้อมูลที่ใช้สำหรับทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลของแบบจำลอง โดยข้อมูลชุดทวนสอบเป็นข้อมูลที่เกิดขึ้นในอนาคต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาการพัฒนาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ยอดขายสินค้าประเภทเครื่องดื่มที่ไม่มีแอลกอฮอล์ด้วยเทคนิคการทำโครงข่ายประสาทเทียม ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อใช้เป็นแนวทางในการทำวิจัย โดยแบ่งข้อมูลในด้านต่าง ๆ ดังนี้

1. การพยากรณ์ (Forecasting)
2. โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network)
3. ระบบการจัดการฐานข้อมูล (Database Management System: DBMS)
4. ภาษาโปรแกรม (Programming language)
5. เทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง
6. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การพยากรณ์ (Forecasting)

การพยากรณ์ คือ การคาดคะเนสิ่งใดสิ่งหนึ่งที่อาจจะเกิดขึ้นในอนาคต อาจใช้ข้อมูลในอดีตมาพยากรณ์อนาคตตามหลักการทางคณิตศาสตร์ ใช้ดุลพินิจของผู้พยากรณ์ หรือ อาจจะใช้หลายๆ วิธีการรวมกัน เพื่อทำให้การพยากรณ์เกิดความแม่นยำจนสามารถนำไปใช้ประโยชน์จริงได้ในที่สุด ดังนั้นการพยากรณ์จึงเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับทุกองค์กรที่ดำเนินการภายใต้ความไม่แน่นอนโดยเฉพาะการตัดสินใจที่มีผลกระทบต่ออนาคตขององค์กร ซึ่งการคาดเดาอย่างมีความรู้หรือมีข้อมูลประกอบย่อมมีคุณค่ากว่าการคาดเดาที่ไม่มีความรู้ แต่ไม่ได้หมายความว่าการใช้ดุลยพินิจของตัวเองในการพยากรณ์จะไม่ดี เพียงแต่การนำเทคนิคการพยากรณ์มาใช้ถือเป็นส่วนเสริมการใช้ ดุลยพินิจในการตัดสินใจ ซึ่งหากพิจารณาให้ดีจะเห็นได้ว่าเกือบทุกองค์กรมีความจำเป็นต้องใช้การพยากรณ์ ไม่ว่าจะเป็นองค์กรขนาดเล็กหรือองค์กรขนาดใหญ่ องค์กรเอกชนหรือองค์กรสาธารณะเพราะทุกองค์กรจะต้องมีการวางแผนเพื่อรองรับสถานการณ์ในอนาคต (กิตติพงศ์ อินทร์ทอง, 2556) ตัวอย่างเช่น

1. ฝ่ายการเงินและการบัญชี อาศัยการพยากรณ์ต้นทุนและรายได้ในการวางแผนการชำระภาษี การจัดสรรงบประมาณเงินลงทุน

2. ฝ่ายทรัพยากรบุคคล อาศัยการพยากรณ์การขยายตัวของธุรกิจ ในการวางแผนการจัดหนักงานในอนาคต

3. ฝ่ายการผลิต อาศัยค่าพยากรณ์ที่ได้ในการวางแผนผลิตสินค้าต่าง ๆ

4. ฝ่ายการตลาด อาศัยการพยากรณ์ในการตัดสินใจที่เกี่ยวกับขนาดของตลาดและลักษณะของตลาด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.1 ประเภทของการพยากรณ์

สามารถแบ่งได้ 4 ประเภท (พีรภาวี เกียรติเฉลิมกุล, 2553) ได้ดังนี้

1. การพยากรณ์ระยะสั้นมาก (Immediate Term Forecasting) คือ การพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคตที่ช่วงเวลาไม่เกิน 1 เดือน เช่น การพยากรณ์กระแสเงินสดรายสัปดาห์

2. การพยากรณ์ระยะสั้น (Short Term Forecasting) คือ การพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคตที่ช่วงเวลาไม่เกิน 3 เดือน เช่น การจัดตารางงาน การพยากรณ์ยอดขาย การพยากรณ์การผลิต การพยากรณ์การจัดซื้อสินค้า

3. ช่วงเวลาระยะกลาง (Medium Term Forecasting) คือ การพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคตที่ช่วงเวลาอยู่ระหว่าง 3 เดือน จนถึง 3 ปี เช่น การวางแผนด้านงบประมาณเงินสด การพยากรณ์เพื่อวิเคราะห์แผนการดำเนินงานต่าง ๆ

4. ช่วงเวลาระยะยาว (Long Term Forecasting) คือ การพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคตที่ช่วงเวลามากกว่า 3 ปี เช่น การพยากรณ์เพื่อใช้วางแผนสำหรับการออกแบบผลิตภัณฑ์ใหม่ ค่าใช้จ่ายในการลงทุน

2.1.2 เทคนิคของการพยากรณ์ (พีรภาวี เกียรติเฉลิมกุล, 2553)

เทคนิคการพยากรณ์แบ่งออกเป็นประเภทใหญ่ ๆ ได้ 2 ประเภท คือ การพยากรณ์เชิงปริมาณ(Quantitative Methods) และการพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Methods)

1. เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Methods) คือ การพยากรณ์ที่ต้องอาศัยข้อมูลสถิติเชิง ปริมาณในอดีตมาใช้ในการพยากรณ์ ดังนั้นวิธีนี้ควรจะนำไปพยากรณ์ในกรณีที่ ข้อมูลในอดีตสามารถหาได้ ข้อมูลมีจำนวนเพียงพอ หรือ ข้อมูลประวัติศาสตร์จะเกิดการซ้ำรอยได้ โดยเทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณสามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่มหลักๆ คือ

1.1 เทคนิคการพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time-Series Methods) เป็นเทคนิคที่ใช้ข้อมูลในอดีตเพื่อพยากรณ์ในอนาคต โดยข้อมูลในอดีตจะเก็บรวบรวมเป็นรายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน หรือ รายปีอย่างต่อเนื่อง ตัวอย่างเทคนิคการพยากรณ์อนุกรมเวลา เช่น เทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average), เทคนิคเอกโปเนนเชียล (Exponential Smoothing), เทคนิคบอกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

1.2 เทคนิคการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของข้อมูล (Causal Method) เป็นเทคนิคที่เน้นความสัมพันธ์ของตัวแปรในการพยากรณ์ ตัวอย่างเทคนิคการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ เช่น เทคนิควิเคราะห์สมการถดถอย (Regression Analysis)

2. เทคนิคการพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Methods) คือ การพยากรณ์ที่อาศัยการพยากรณ์ข้อมูลเชิงพรรณนา เช่น ความรู้สึกวิจารณญาณ ทัศนคติ ความคิดเห็นส่วนตัว ประสบการณ์เป็นฐานสำหรับการพยากรณ์ วิธีนี้เหมะสำหรับกรณีที่สถิติข้อมูลเชิงปริมาณในอดีตมีไม่เพียงพอหรือไม่สามารถรวบรวมได้ ซึ่งเทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณมีหลายวิธีด้วยกัน เช่น วิธีเดลฟาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

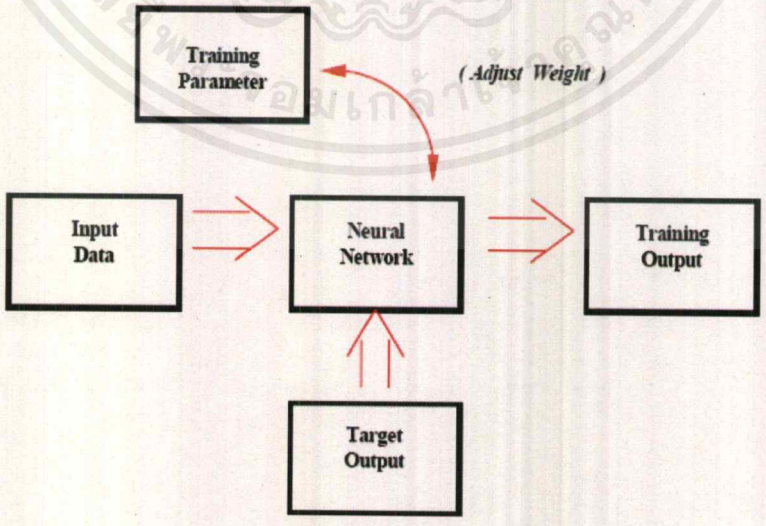
(Delphi Method), วิธีสอบถามผู้บริหารสูง, วิธีสอบถามพนักงานระดับปฏิบัติ, วิธีสอบถามผู้เชี่ยวชาญ, วิธีสำรวจตลาด

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN) เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) มีรูปแบบโครงสร้างและการประมวลผลคล้ายกับโครงข่ายประสาทในสมองของมนุษย์ มีการปรับเปลี่ยนตัวเองต่อการตอบสนองของอินพุตตามกฎของการเรียนรู้ (learning rule) หลังจากที่โครงข่ายได้เรียนรู้สิ่งที่ต้องการแล้ว โครงข่ายนั้นจะสามารถทำงานที่กำหนดไว้ได้ ซึ่งการทำงานหลัก ๆ ของโครงข่ายประสาท คือ เซลล์ประสาทและกลุ่มเซลล์ประสาทจะมีการรับรู้โดยจะรับอินพุต (Input) จากแหล่งต่าง ๆ นำมารวมเข้าด้วยกันและมีการทำงานแบบไม่เป็นเส้นตรง (Non-Linear) และส่งเอาต์พุตสุดท้ายออกมา โดยรูปร่างลักษณะของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์จะมีส่วนประกอบพื้นฐาน 4 ส่วนที่เหมือนๆกัน ได้แก่ เดนไดร์ท (Dendrites), ตัวเซลล์ (Soma) , แอ็คซอน (Axon) และซินแนปส์ (Synapses) (สุพรรษา เหลืองอำนวยศิริ, 2551)

2.2.1 ประเภทการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (เพชรนรินทร์ แก้วหล้า, 2553)

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) จำเป็นต้องการข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตเป็นชุดฝึกสอนควบคู่กัน (training pair) หลายชุด เพื่อให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้ เพราะระหว่างการฝึกสอนเอาต์พุตจริงกับเอาต์พุตเป้าหมายจะมีค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าความผิดพลาดเกิดขึ้น โดยโครงข่ายจะค่อย ๆเรียนรู้จากข้อมูลทั้ง 2 อย่างและค่อยๆปรับค่าของน้ำหนักเพื่อลดความผิดพลาดระหว่างค่าเอาต์พุตจริงกับค่าเอาต์พุตเป้าหมายให้ได้มากที่สุด ดังรูปที่ (2.3)

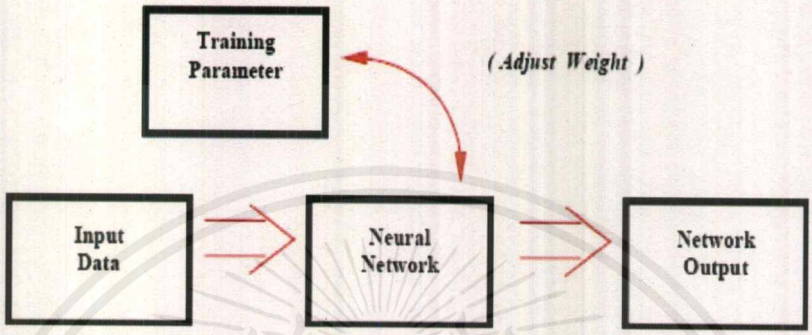


รูปที่ 2.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

ที่มา : เพชรนรินทร์ แก้วหล้า, 2553

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) ไม่จำเป็นต้องมีเอาต์พุต จะสอนโครงข่ายให้เรียนรู้จากข้อมูลอินพุตเพียงแค่อย่างเดียว ซึ่งกระบวนการเรียนรู้จะใช้หลักการทางสถิติโดยการหาค่าสถิติของข้อมูลชุดฝึกสอน และทำการจัดกลุ่มข้อมูลให้เข้ากลับรูปแบบที่มีลักษณะคล้ายๆกัน ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.2 การเรียนรู้แบบมีไม่ผู้สอน (Unsupervised Learning)
ที่มา : เพชรนรินทร์ แก้วหล้าม, 2553

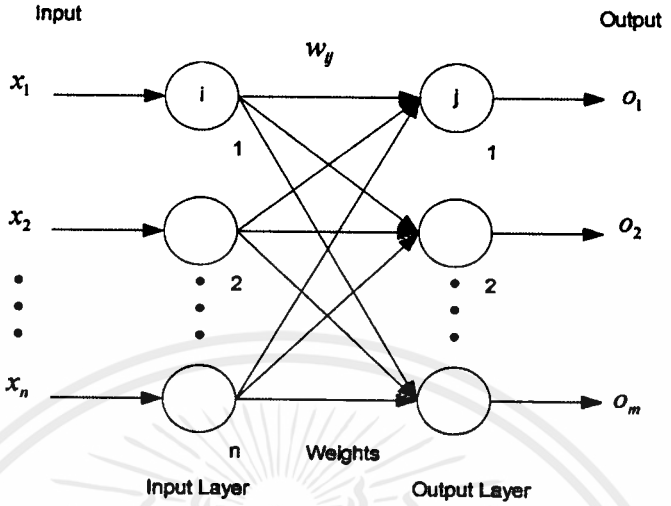
2.2.2 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Architecture)

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม คือ การนำเซลล์ประสาทเทียม (Node) จำนวนหนึ่งมาเชื่อมต่อกันเพื่อสร้างโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจำนวนของเซลล์ประสาทเทียมสามารถกำหนดได้ไม่จำกัด โดยลักษณะทั่วไปจะจัดเซลล์ประสาทเป็นชั้นๆ (Layer) ซึ่งชั้นแรกสุดจะเป็นชั้นนำเข้าข้อมูล (Input layer) โดยจำนวนโหนดที่กำหนดในชั้นนี้จะเท่ากับจำนวนข้อมูลที่นำเข้า และ ชั้นสุดท้ายจะเป็นชั้นแสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผล (Output Layer) ส่วนชั้นอื่น ๆ จะเป็นชั้นที่ช่วยในการประมวลผลข้อมูลที่นำเข้ามา เรียกว่า ชั้นซ้อน (Hidden Layer) จำนวนของชั้นซ้อนไม่จำเป็นต้องกำหนดก็ได้ ดังนั้นจึงสามารถแบ่งโครงข่ายประสาทเทียมตามการกำหนดชั้นซ้อนแบบกว่าๆ ได้เป็น 2 แบบ (สุพรรษา เหลืองอำนวยศิริ, 2551) คือ

1. โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer) เป็นการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย จะมีแค่ชั้นนำข้อมูลเข้า (Input layer) และชั้นแสดงผลลัพธ์ (Output Layer) ซึ่งชั้นนำเข้าข้อมูลจะทำหน้าที่รับข้อมูลแล้วส่งผ่านไปยังชั้นแสดงผลลัพธ์ตามเส้นเชื่อมต่อต่างๆ โดยจำนวนข้อมูลที่ส่งผ่านไปยังชั้นแสดงผลลัพธ์จะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมต่อ หลังจากนั้นชั้นแสดงผลลัพธ์จะนำข้อมูลที่ได้รับมาคำนวณด้วยฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) เช่น Sigmoid , rectified linear unit (ReLU) , Softmax เป็นต้น โดย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

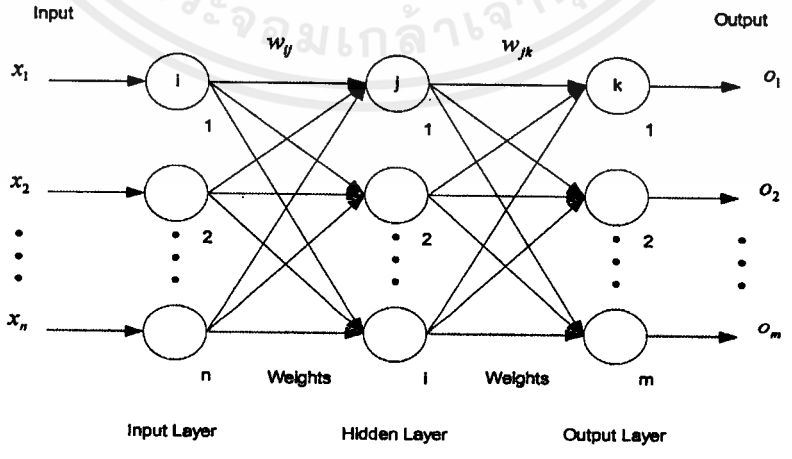
เลือกใช้ฟังก์ชังกระตุ้นให้เหมาะสมกับปัญหาของข้อมูลแล้วส่งผลลัพท์จากการคำนวนออกมา ตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว เช่น โครงขายโฮบฟลด (Hopfield networks)



รูปที่ 2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

ที่มา : ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์ และ รัสกฤช ธนพัฒนดล, 2553

2. โครงขายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer) โครงสร้างจะซับซ้อนกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวเพราะนอกจากมีชั้นนำเข้าข้อมูลและชั้นแสดงผลลัพธ์ยังมีชั้นซ้อนที่เพิ่มเติมในโครงข่ายประสาทด้วย โดยจำนวนชั้นซ้อนสามารถกำหนดได้ตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป จึงทำให้โครงขายประสาทเทียมแบบหลายชั้นสามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนสูงที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวไม่สามารถแก้ปัญหาได้ เช่น โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นการแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation)



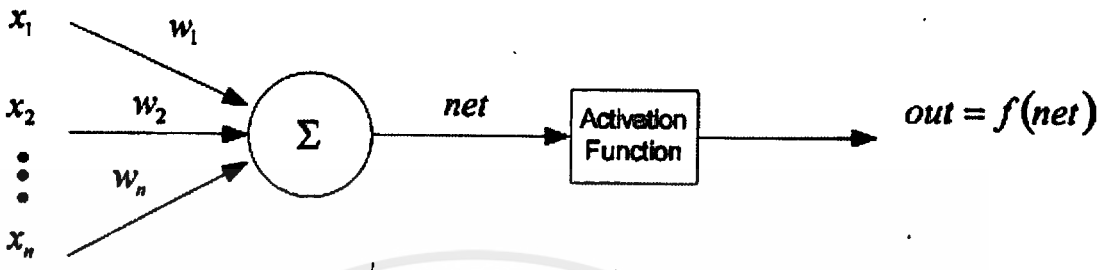
รูปที่ 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

ที่มา : ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์ และ รัสกฤช ธนพัฒนดล, 2553

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.3 แบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย

แบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยหน่วยประมวลผลเชื่อมโยงกันหลายๆ ตัวในลักษณะขนาน ดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 แบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย

ที่มา : ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์ และ รัสกฤช ธนพัฒนดล, 2553

แต่ละเซลล์ประสาทหรือแต่ละโหนดนิวรอลจะรับชุดสัญญาณข้อมูลอินพุต (x_i) เข้ามายังตัวเซลล์ โดยมีค่าถ่วงน้ำหนัก (w_i) ในการเพิ่มหรือลดความเข้มของสัญญาณข้อมูลอินพุต ค่าผลรวมของผลคูณระหว่างค่าถ่วงน้ำหนักและค่าอินพุต จะแปลงข้อมูลด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ก่อนส่งออกมาเป็นค่าเอาต์พุตให้โหนดในชั้นต่อไป (ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์ และ รัสกฤช ธนพัฒนดล, 2553)

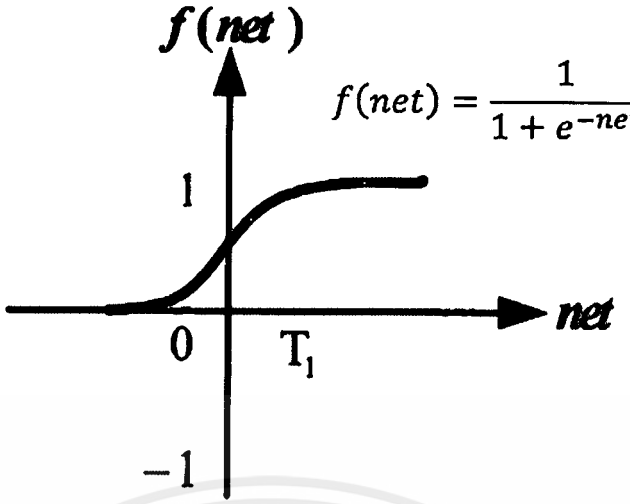
$$net = \sum_{i=1}^{n} x_i w_i \qquad (1)$$

$$out = f(net) \qquad (2)$$

2.2.4 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)

ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ที่ใช้ในการแปลงข้อมูลก่อนส่งไปยังชั้นเอาต์พุตของโครงข่ายทั้งชนิดที่เป็นฟังก์ชันต่อเนื่อง และ ฟังก์ชันไม่ต่อเนื่อง ซึ่งในไม่มีหลักเกณฑ์กำหนดที่แน่นอน แต่ในการวิจัยส่วนใหญ่นิยมใน ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid) ที่สามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ดี และฟังก์ชันเรคติฟายเชิงเส้น (Rectified Linear Unit : Relu) ที่ฟังก์ชันมีโครงสร้างเรียบง่ายแต่ใช้ได้ผลดีในเชิงคณิตศาสตร์ โดยแบบจำลองสามารถเรียนรู้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักได้ไวกว่าฟังก์ชันอื่นๆ ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์ และ รัสกฤช ธนพัฒนดล, 2553

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.6 ฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์

ที่มา : ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์ และ รัสกฤช ธนพัฒนดล, 2553

2.2.5 ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) (มนัสกานต์ เสน่หา, 2554)

ฟังก์ชันการสูญเสีย คือ ฟังก์ชันสำหรับวัดค่าความเคลื่อนของข้อมูลที่ทำนายได้กับข้อมูลจริง เพื่อใช้กำหนดแนวทางในการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักและพารามิเตอร์ภายในโครงข่ายประสาทเทียม ฟังก์ชันการสูญเสียที่ดีจะให้ค่ามากเมื่อค่าของข้อมูลจริงกับค่าของข้อมูลที่ทำนายได้แตกต่างกันมาก และให้ค่าน้อยเมื่อค่าของข้อมูลจริงกับค่าของข้อมูลที่ทำนายได้แตกต่างกันน้อย ฟังก์ชันการสูญเสียที่นิยมใช้บ่อย ๆ คือ ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error : MSE)

$$J = MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} e^2}{n} \tag{3}$$

2.2.6 ฟังก์ชันการหาค่าเหมาะที่สุด (Optimizers Function)

ฟังก์ชันการหาค่าเหมาะที่สุด คือ ฟังก์ชันปรับน้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียม ให้ค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลที่ทำนายได้กับข้อมูลจริงมีค่าน้อยที่สุด (นางสาวมนัสกานต์ เสน่หา, 2554) สำหรับฟังชันก์การหาค่าที่เหมาะสมที่นิยมใช้ปรับน้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียมมีดังนี้

1. แคสติกเกรเดียนเดสเซนท์ (Stochastic Gradient Descent: SGD)

การเรียนรู้ด้วยสโตแคสติกเกรเดียนเดสเซนท์ มีการปรับค่าของน้ำหนัก โดยนำค่าน้ำหนักก่อนหน้ามาคำนวณ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$g_t = \frac{\partial j_t}{\partial \mathrm{w}} \quad (4)$$

$$w_t = w_{t-1} - \eta g_t \quad (5)$$

เมื่อ w แทนพารามิเตอร์ที่ต้องการปรับแก้ไขค่าถ่วงน้ำหนัก

η แทนค่าอัตราการเรียนรู้

g_t แทนความชันของฟังก์ชันการสูญเสียเทียบ W

w_t แทนพารามิเตอร์ที่ปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่ปรับแก้ไขแล้ว

การที่จะทำให้การเรียนรู้มีการลู่เข้าดีขึ้นและหลีกเลี่ยงการติดอยู่ที่โลคอลออพติมา (Local Optimal) ซึ่งเป็นค่าที่เหมาะที่สุดในช่วง ๆ หนึ่งแต่ไม่ใช่ทั้งหมด ปัญหาดังกล่าวสามารถแก้ได้โดยใช้โมเมนตัม (Momentum) ดังสมการนี้

$$\Delta \mathrm{w}_t = \gamma \Delta w_{t-1} - \eta g_t \quad (6)$$

$$w_t = w_{t-1} - \Delta w_t \quad (7)$$

เมื่อ Δw_t แทนผลต่างของค่าถ่วงน้ำหนักที่ใช้ในการปรับแก้ไข

γ แทนค่าโมเมนตัม

2. เกรเดียนแบบปรับตัวได้ (Adaptive Gradient Descent; AdaGrad)

วิธีนี้จะปรับอัตราการเรียนรู้จากค่าเริ่มต้นที่กำหนดด้วยตัวเอง จากนั้นจะนำค่าเกรเดียนในอดีตมาใช้เพื่อปรับค่าอัตราการเรียนรู้

$$w_t = w_{t-1} - \frac{\alpha g_t}{\sqrt{G_t}} \quad (8)$$

เมื่อ G_t แทนผลรวมกำลังสองของความชันทั้งหมดสะสมตั้งแต่เริ่มการเรียนรู้

3. อาร์เอ็มเอสพรอพ (RMSProp)

วิธีนี้จะเก็บค่าเกรเดียนของครั้งก่อนหน้ามาใช้ในรอบการเรียนรู้ปัจจุบัน และนำไปปรับปรุงอัตราส่วนของอัตราการเรียนรู้ โดยมีการใช้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย สำหรับเก็บค่าเฉลี่ยของเกรเดียน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\mathrm{MSE}_t = \rho \mathrm{MSE}_{t-1} - (1-\rho) g_t \quad (9)$$

$$w_t = w_{t-1} - \frac{\eta g_t}{\sqrt{\mathrm{MSE}_t}} \quad (10)$$

เมื่อ ρ แทนอัตราการใช้ความชันของอดีตในการเรียนรู้นิยมกำหนดให้เป็น 0.9

4. อดัม (Adam)

เป็นอีกวิธีที่ปรับปรุงมาจาก AdaGrad โดยนำเอาหลักของโมเมนตัมมารวมอยู่ในนั้นด้วย ชื่อย่อมาจาก Adaptive Moment

$$v_t = \beta_1 v_{t-1} - (1-\beta_1) g_t \quad (11)$$

$$s_t = \beta_2 s_{t-1} - (1-\beta_2) g_t^2 \quad (12)$$

$$\Delta w_t = -\frac{\eta g_t v_t}{\sqrt{s_t + \varepsilon}} \quad (13)$$

$$w_t = w_{t-1} - \Delta w_t \quad (14)$$

โดยที่ v_t แทนค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบถ่วงน้ำหนักซับซ้อนของความชัน ณ ตำแหน่ง w_t

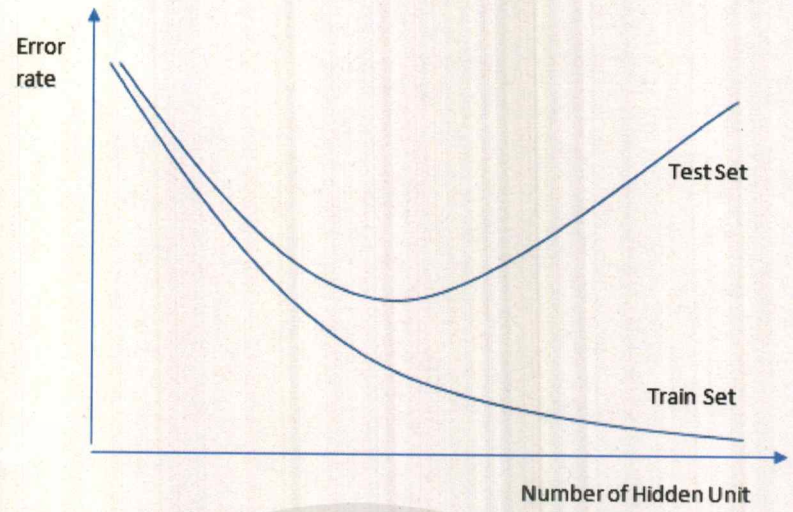
s_t แทนค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบถ่วงน้ำหนักซับซ้อนของความชันกำลังสอง ณ ตำแหน่ง w_t

β_1, β_2 แทนไฮเพอร์พารามิเตอร์ที่ต้องกำหนดค่าเพิ่มเติม ปกติค่า β_1 คือ 0.9,β_2 คือ 0.999

2.2.7 การเรียนรู้ที่มากเกินไป (Overfitting) (คงฤทธิ์ โกมาสถิตย์ 2555)

ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมบางครั้งการกำหนดชั้นซ่อนมากเกินไป จะทำให้อัตราความผิดพลาดในชุดฝึกหัดน้อยลง แต่ในขณะเดียวกันจะทำให้เกิดการเรียนรู้ที่เกินความจำเป็น (Over-Training) ซึ่งทำให้อัตราความผิดพลาดในชุดทดสอบเพิ่มมากขึ้น เรียกว่า 'Peaking Effect'

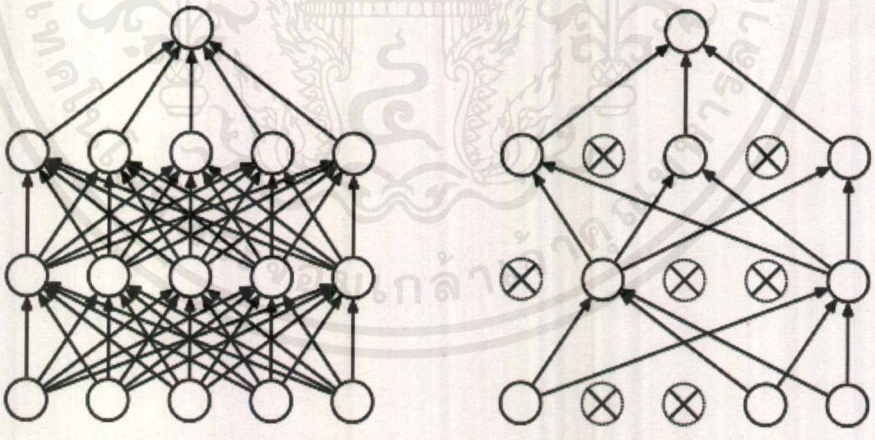
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.7 ลักษณะความผิดพลาดที่เกิดขึ้นเมื่อกำหนดชั้นซ่อนมากเกินไป

2.2.8 การดรอปเอาท์ (Drop Out) (นางสาวมนัสกานต์ เสน่หา, 2554)

เป็นหนึ่งวิธีที่ช่วยป้องกันการเกิดปัญหา Overfitting หลักการดรอปเอาท์ คือ จะสุ่มตัดเส้นเชื่อมของโครงข่ายประสาทเทียมในระหว่างการเรียนรู้ในทุก ๆ รอบการเรียนรู้ของข้อมูลแต่ละตัว โดยไม่มีการทำการดรอป-เอาท์ในการทดสอบ ซึ่งในขั้นตอนการเรียนรู้ผู้วิจัยจะสุ่มค่าความน่าจะเป็นแต่ละการเชื่อมต่อของค่าน้ำหนัก ซึ่งค่าน้ำหนักแต่ละค่าจะถูกสุ่มให้อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 หากจะถูกคูณด้วยค่าความน่าจะเป็นที่กำหนดให้



รูปที่ 2.8 (a) โครงข่ายประสาทเทียมแบบปกติ (b) โครงข่ายประสาทเทียมที่ดรอปเอาท์

ที่มา : http://cvml.ist.ac.at/courses/DLWT_W17/material/AlexNet.pdf

2.2.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ประกอบไปด้วย ชั้นนำเข้าข้อมูล (Input Layer) กับ ชั้นแสดงผลลัพธ์ (Output Layer) อย่างละ 1 ชั้น และชั้นซ่อน (Hidden Layer) จะอยู่ระหว่าง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชั้นนำเข้าข้อมูลและชั้นแสดงผลลัพธ์ ชั้นซ่อนสามารถมีได้ไม่จำกัด นอกจากนี้ยังมีหน่วยไบอัส (Bias Unit) ซึ่งมีค่าเป็น 1 เสมอ โดยเชื่องโยงกับทุก ๆ โหนดในแต่ละชั้น ดังรูปที่ (2.9) โดยขั้นตอนในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมีดังนี้ (ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์ และ รัสกฤช ธนพัฒนดล, 2553)

1. เตรียมข้อมูลสำหรับให้โครงข่ายเรียนรู้ กำหนดจำนวนโหนดในชั้นนำเข้าข้อมูล จำนวนโหนดชั้นแสดงผลลัพธ์ จำนวนโหนดในชั้นซ่อน จำนวนชั้นซ่อน จำนวนรอบสูงสุดในการเรียนรู้ และค่าความผิดพลาดที่สามารถยอมรับได้

2. กำหนดค่าโมเมนตัม (Momentum) และอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) โดยทั่วไปจะกำหนดอัตราการเรียนรู้ให้มีค่าน้อย ๆ อยู่ระหว่าง 0.03 ถึง 0.05 ส่วนโมเมนตัมอยู่ระหว่าง 0.5 ถึง 0.9

3. สุ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับเส้นเชื่อมระหว่างโหนดในแต่ละชั้นให้ครบ ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นทั่วไปอยู่ระหว่าง -0.5 ถึง 0.5 หรือช่วงระหว่าง – 1 ถึง 1

4. แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่าย (Training Set) และส่วนที่ 2 ใช้เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายที่ได้จากฝึกสอน (Test Set)

5. ปรับค่าของตัวแปรให้อยู่ในสเกลเดียวกัน ทั้งส่วนของตัวแปรข้อมูลอินพุตและตัวแปรเอาท์พุตให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยใช้สมการ

$$x_i' = \frac{x_{max} - x_i}{x_{max} - x_{min}} \qquad (15)$$

เมื่อ x_{max} คือ ค่าสูงสุดของข้อมูล

X_{min} คือ ค่าต่ำสุดของข้อมูล

X_i คือ ค่าของข้อมูลตำแหน่งที่ i

6. รับข้อมูลชุดตัวอย่างเข้าสู่ชั้นนำเข้าข้อมูล เพื่อให้โครงข่ายได้เรียนรู้

7. คำนวณค่าผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม พร้อมทั้งปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายจนกระทั่งโครงข่ายได้ผลลัพธ์ถึงค่าเป้าหมายที่กำหนดไว้ วิธีการคำนวณและสมการที่ใช้ในการหาผลลัพธ์จะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนด้วยกัน คือ การคำนวณไปข้างหน้า (Forward Pass) และการคำนวณย้อนกลับ (Reverse Pass)

ในส่วนของการคำนวณไปข้างหน้า สมการที่ใช้ในการคำนวณหาผลรวมของสัญญาณนำเข้าข้อมูลไปยังเซลล์ประสาท j (โหนด j) ในชั้นซ่อนตามสมการที่ (16)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$x_j(p) = \sum_{i=1}^{n} x_i(p) w_{ij}(p) + b_j(p) w_j(p) \quad (16)$$

เมื่อ p แทนชุดข้อมูล (Pattern) , n แทนจำนวนโหนดทั้งหมดในชั้นอินพุต , $x_i(p)$ แทนข้อมูลตัวอย่างที่เข้ามาที่โหนดอินพุตตัวที่ i , $w_{ij}(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดอินพุตตัวที่ i ไปยังโหนด j , $b_j(p)$ แทนไบอัส มีค่าเท่ากับ 1 และ $w_j(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างไบอัสกับโหนด j

การคำนวณค่าที่ได้ในแต่ละเซลล์ประสาทจะใช้ฟังก์ชันกระตุ้นในการคำนวณ ส่วนใหญ่นิยมใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ ตามสมการที่ (16) ซึ่งกำหนดให้ $y_j(p)$ เป็นเอาท์พุตของชั้นซ่อน

$$y_j(p) = \frac{1}{1 + e^{-x_j(p)}} \quad (17)$$

เอาท์พุตของชั้นซ่อนจะถูกส่งต่อไปยังอินพุตในชั้นถัดไป จนถึงชั้นสุดท้ายคือ ชั้นเอาท์พุต ค่าผลรวมของสัญญาณอินพุทที่เข้าไปยังเซลล์ประสาท k (โหนด k) ที่ชั้นเอาท์พุท ($x_k(p)$) และค่าเอาท์พุท $y_k(p)$ คำนวณได้จาก

$$x_k(p) = \sum_{j=1}^{l} y_j(p) w_{jk}(p) + b_k(p) w_k(p) \quad (18)$$

เมื่อ l แทนจำนวนโหนดทั้งหมดในชั้นซ่อน , $y_j(p)$ แทนข้อมูลเอาท์พุตที่ออกจากโหนดในชั้นซ่อนตัวที่ j , $w_{jk}(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดชั้นซ่อนตัวที่ j ไปยังโหนด k, $b_k(p)$ แทนไบอัส มีค่าเท่ากับ 1 และ $w_k(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อระหว่างไบอัสกับโหนด k

$$y_k(p) = \frac{1}{1 + e^{-x_k(p)}} \quad (19)$$

สำหรับในส่วนของการคำนวณย้อนกลับ จะคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าเอาท์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายที่สร้างกับเอาท์พุตที่ต้องการ แล้วทำการส่งค่าความคลาดเคลื่อนที่คำนวณได้ย้อนกลับไปยังแต่ละโหนด เริ่มต้นจากชั้นเอาท์พุตและส่งต่อไปยังชั้นต่างๆในโครงข่าย โดย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แต่ละโหนดจะได้รับค่าความคลาดเคลื่อนมากหรือน้อยขึ้นอยู่กลับว่าโหนดนั้นส่งผลต่อโหนดเอาท์พุตมากหรือน้อยเพียงใด แล้วใช้ความคลาดเคลื่อนนั้นปรับค่าถ่วงน้ำหนัก

ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างเอาท์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาท์พุตที่ต้องการ ($e_k(p)$) สามารถคำนวณได้จาก

$$e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p) \tag{20}$$

เมื่อ $y_{d,k}(p)$ แทนค่าเอาท์พุตเป้าหมายที่ต้องการ และ $y_k(p)$ แทนค่าเอาท์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

สมการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นเอาท์พุต คำนวณได้จากสมการที่ (21)

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p) \tag{21}$$

เมื่อ $w_{jk}(p+1)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นเอาท์พุตที่ปรับใหม่ , $w_{jk}(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักเดิมของชั้นเอาท์พุต , $\Delta w_{jk}(p)$ แทนค่าที่ควบคุมปริมาณการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในครั้งก่อน (Weight Correction) ซึ่งสามารถคำนวณได้จาก

$$\Delta w_{jk}(p) = \beta \Delta w_{jk}(p-1) + \alpha y_j(p) \delta_k(p) \tag{22}$$

เมื่อ β แทนค่าโมเมนตัม , $\Delta w_{jk}(p-1)$ แทนค่าที่ควบคุมปริมาณการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในครั้งก่อนของชุดข้อมูลก่อนหน้า , α แทนอัตราการเรียนรู้ , $\delta_k(p)$ แทนค่าความผิดพลาดของชั้นเอาท์พุตที่โหนด k (Error Gradient) ซึ่งสามารถหาได้จากสมการ (10)

$$\delta_k(p) = y_k(p)[1 - y_k(p)]e_k(p) \tag{23}$$

สมการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน คำนวณได้จาก

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p) \tag{24}$$

เมื่อ $w_{ij}(p+1)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นซ่อนที่ปรับใหม่ , $w_{ij}(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักเดิมของชั้นซ่อน, $\Delta w_{ij}(p)$ แทนค่าที่ควบคุมปริมาณการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในครั้งก่อน ซึ่งคำนวณได้จาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

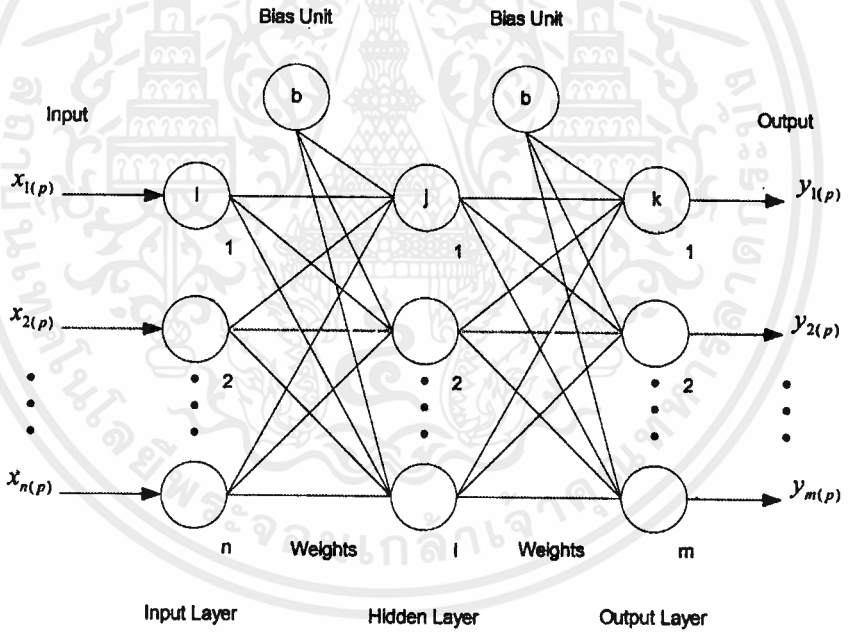
$$\Delta w_{ij}(p) = \beta \Delta w_{ij}(p-1) + \alpha x_i(p)\delta_k(p) \quad (25)$$

เมื่อ δ_j(p) แทนค่าความผิดพลาดของชั้นซ่อนที่โหนด j ซึ่งคำนวณได้จาก

$$\delta_j(p) = y_j(p)[1 - y_j(p)] \sum_{k=1}^{m} \delta_k(p) w_{jk} \quad (26)$$

เมื่อ m คือจำนวนโหนดทั้งหมดในชั้นเอาท์พุต

การคำนวณหาค่าความผิดพลาด และการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย จะกระทำซ้ำไปมาจนกว่าค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) หรือค่าผลรวมความคลาดเคลื่อน (Sum Square Error: SSE) ในแต่ละรอบของการปรับสอนจะมีค่าลดลงถึงจุดที่ยอมรับได้ โครงข่ายจะหยุดทำการปรับสอน และนำค่าถ่วงน้ำหนักไปใช้ต่อไป



รูปที่ 2.9 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ที่มา : ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์ และ รัสกฤช ธนพัฒนดล, 2553

2.2.10 การวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ (สุพรรษา เหลืองอำนวยศิริ, 2551)

นำรูปแบบการพยากรณ์ที่ได้จากการออกแบบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม มาวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. ค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute error: MAE) เป็นค่าที่วัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากความคลาดเคลื่อน โดยค่า MAE ยิ่งเข้าใกล้ 0 แสดงว่าตัวแบบมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูง

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^{n} |e_t|}{n} \quad (27)$$

2. ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เป็นค่าที่วัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่เทียบกับค่าจริง ซึ่งจะไม่มีหน่วยจึงเหมาะสมที่ใช้กับการเปรียบเทียบอนุกรมเวลาหลายชุดเมื่อใช้วิธีการพยากรณ์เดียวกันหรือเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์หลายวิธีเมื่อใช้อนุกรมเวลาเดียวกัน

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} \left| \frac{e_t}{Y_t} \right|}{n} \times 100 \quad (28)$$

2.3 ระบบการจัดการฐานข้อมูล (Database Management System: DBMS)

ระบบการจัดการฐานข้อมูล (Database Management System: DBMS) เป็นซอฟต์แวร์สำหรับบริหารและจัดการฐานข้อมูล เปรียบเสมือนสื่อกลางระหว่างผู้ใช้และโปรแกรมต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการใช้ฐานข้อมูล ซึ่งมีหน้าที่ช่วยให้ผู้ใช้เข้าถึงข้อมูลได้ง่ายสะดวกและมีประสิทธิภาพ การเข้าถึงข้อมูลของผู้ใช้ อาจเป็นการสร้างฐานข้อมูล การแก้ไขฐานข้อมูล หรือการตั้งคำถามเพื่อให้ได้ข้อมูลมาโดยผู้ใช้ไม่จำเป็นต้องรับรู้เกี่ยวกับรายละเอียดภายในโครงสร้างของฐานข้อมูล เปรียบเสมือนเป็นสื่อกลางระหว่างผู้ใช้และโปรแกรมต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการใช้ฐานข้อมูลซึ่งต่างจากระบบแฟ้มข้อมูลที่หน้าที่เหล่านี้จะเป็นหน้าที่ของโปรแกรมเมอร์ (พีรภาวี เกียรติเฉลิมกุล, 2553)

2.3.1 หน้าที่ของระบบการจัดการฐานข้อมูล (พีรภาวี เกียรติเฉลิมกุล, 2553)

1. แปลงคำสั่งที่ใช้จัดการกับข้อมูลภายในฐานข้อมูล ให้อยู่ในรูปแบบที่ฐานข้อมูลเข้าใจ

2. นำคำสั่งต่าง ๆ ซึ่งได้รับการแปลแล้ว ไปสั่งให้ฐานข้อมูลทำงาน เช่น การเรียกใช้ (Retrieve) จัดเก็บ (Update) ลบ (Delete) เพิ่มข้อมูล (Add) เป็นต้น

3. ป้องกันความเสียหายที่จะเกิดขึ้นกับข้อมูลภายในฐานข้อมูล โดยจะคอยตรวจสอบว่าคำสั่งใดที่สามารถทำงานได้ และคำสั่งใดที่ไม่สามารถทำงานได้

4. รักษาความสัมพันธ์ของข้อมูลภายในฐานข้อมูลให้มีความถูกต้องอยู่เสมอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. ก็บรายละเอียดต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลภายในฐานข้อมูลไว้ในพจนานุกรมข้อมูล (Data Dictionary) ซึ่งรายละเอียดเหล่านี้มักจะถูกเรียกว่า เมทาดาต้า (Metadata) ซึ่งหมายถึง "ข้อมูลของข้อมูล"

6. ดูแลการใช้งานให้กับผู้ใช้ ในการติดต่อกับตัวจัดการระบบแฟ้มข้อมูลได้ โดยจะทำหน้าที่ติดต่อกับระบบแฟ้มข้อมูลซึ่งเสมือนเป็นผู้จัดการแฟ้มข้อมูล (file manager) นำข้อมูลจากหน่วยความจำสำรองเข้าสู่หน่วยความจำหลักเฉพาะส่วนที่ต้องการใช้งาน และทำหน้าที่ประสานกับตัวจัดการระบบแฟ้มข้อมูลในการจัดเก็บ เรียกใช้ และแก้ไขข้อมูล

7. ควบคุมการใช้ข้อมูลพร้อมกัน (Concurrency Control) ในระบบคอมพิวเตอร์ที่ใช้อยู่ปัจจุบัน โปรแกรมการทำงานมักจะเป็นแบบผู้ใช้หลายคน (Multi User) จึงทำให้ผู้ใช้แต่ละคนสามารถเรียกใช้ข้อมูลได้พร้อมกัน ระบบจัดการฐานข้อมูลที่มีคุณสมบัติควบคุมการใช้ข้อมูลพร้อมกันนี้ จะทำการควบคุมการใช้ข้อมูลพร้อมกันของผู้ใช้หลายคนในเวลาเดียวกันได้ โดยมีระบบการควบคุมที่ถูกต้องเหมาะสม เช่น ถ้าการแก้ไขข้อมูลนั้นยังไม่เรียบร้อย ผู้ใช้อื่น ๆ ที่ต้องการเรียกใช้ข้อมูลนี้จะไม่สามารถเรียกข้อมูลนั้นๆ ขึ้นมาทำงานใดๆ ได้ ต้องรอจนกว่าการแก้ไขข้อมูลของผู้ที่เรียกใช้ข้อมูลนั้นก่อนจะเสร็จเรียบร้อย จึงจะสามารถเรียกข้อมูลนั้นไปใช้งานต่อได้ ทั้งนี้เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดปัญหาการเรียกใช้ข้อมูลที่ไม่ถูกต้อง

8. ควบคุมระบบความปลอดภัยของข้อมูลโดยป้องกันไม่ให้ผู้ที่ไม่ได้รับอนุญาตเข้ามาเรียกใช้หรือแก้ไขข้อมูลในส่วนป้องกันเอาไว้ พร้อมทั้งสร้างฟังก์ชันในการจัดทำข้อมูลสำรอง

9. ควบคุมการใช้ข้อมูลในสภาพที่มีผู้ใช้พร้อม ๆ กันหลายคน โดยจัดการเมื่อมีข้อผิดพลาดของข้อมูลเกิดขึ้น

2.3.2 ประโยชน์ของระบบฐานข้อมูล (พีรภาวี เกียรติเฉลิมกุล, 2553)

1. เนื่องจากข้อมูลในฐานข้อมูลสามารถใช้งานร่วมกันได้ ดังนั้นหากผู้ใช้ต้องการใช้ข้อมูลในฐานข้อมูลที่มาจากแฟ้มข้อมูลต่าง ๆ ก็สามารถติดต่อและเรียกใช้ข้อมูลได้โดยง่าย

2. สามารถลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลได้ (Data Redundancy) เนื่องจากไม่จำเป็นต้องเก็บข้อมูลชุดเดียวกันซ้ำซ้อนกันหลายแห่ง

3. สามารถลดความขัดแย้งของข้อมูลได้ (Data Inconsistency) เนื่องจากการเก็บข้อมูลชนิดเดียวกันไว้หลาย ๆ ที่ เมื่อมีการปรับปรุงข้อมูลแต่ปรับปรุงไม่ครบทุกที่ที่มีข้อมูลเก็บอยู่ จะทำให้ข้อมูลในแต่ละที่มีค่าไม่เหมือนกัน

4. สามารถกำหนดให้ข้อมูลมีรูปแบบมาตรฐานเดียวกันได้ เพื่อให้ผู้ใช้งานในระบบเข้าใจตรงกัน

5. สามารถกำหนดกฎข้อบังคับการใช้งานฐานข้อมูล เพื่อเป็นการรักษาความปลอดภัยกับข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. เกิดความเป็นอิสระของข้อมูล (Data Independence) โดยปกติโปรแกรมที่เขียนขึ้นใช้งานจะมีความสัมพันธ์กับรายละเอียดหรือโครงสร้างของแฟ้มข้อมูลที่ต้องการใช้ ดังนั้นหากมีการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างข้อมูลในแฟ้มข้อมูลใดเกิดขึ้นก็ต้องแก้ไขโปรแกรมทุกโปรแกรมที่เกี่ยวข้องกับการเรียกข้อมูลจากแฟ้มข้อมูลดังกล่าวด้วย ถึงแม้ว่าโปรแกรมเหล่านั้นอาจจะเป็นเพียงเรียกใช้แฟ้มข้อมูลดังกล่าว เพื่อดูข้อมูลบางอย่างที่มิได้มีการปรับโครงสร้างก็ตาม ในระบบฐานข้อมูลจะมีตัวจัดการฐานข้อมูลทำหน้าที่เป็นตัวเชื่อมโยงกับฐานข้อมูล โปรแกรมต่าง ๆ อาจไม่จำเป็นต้องมีโครงสร้างข้อมูลทุกครั้ง ดังนั้นการแก้ไขข้อมูลบางครั้งจึงอาจกระทำเฉพาะกับโปรแกรมที่เรียกใช้ข้อมูลที่เรียกใช้ข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงเท่านั้น

2.4 ภาษาโปรแกรม (Programming Language)

2.4.1 ภาษาไพทอน (Python programming language) (ผศ สุชาติ คุ้มมะณี, 2558)

ภาษาไพทอน (Python Language) เป็นภาษาที่ถูกออกแบบและพัฒนามาเพื่อให้ผู้เรียนสามารถ เรียนรู้ได้ง่าย รวดเร็ว กะทัดรัด และมีประสิทธิภาพสูง โดยการนำคุณลักษณะเด่น ๆ ของภาษาอื่น ๆ มาเป็นพื้นฐานในการพัฒนาต่อยอด เช่น ภาษา C, C++, Java, Perl, ABC, Modula-3, Icon, Mathlab, ANSI C, Lisp, Smalltalk และ Tcl เป็นต้น ไพทอนจึงถูกเรียกว่าเป็นภาษาที่มีหลายกระบวนทัศน์ หรือ หลายมุมมอง (multi-paradigm languages) ซึ่งเกิดจากการผสมผสานรวมเอาแนวความคิดในการ พัฒนาซอฟต์แวร์แบบต่าง ๆ เข้าไว้ด้วยกันให้อยู่ในตัวของไพทอน คือ การเขียนโปรแกรมเชิงวัตถุ (Object-oriented programming), การเขียนโปรแกรมเชิงโครงสร้าง (Structured programming), การ โปรแกรมเชิงฟังชัน (Functional programming) และการเขียนโปรแกรมเชิงลักษณะ (Aspect-oriented programming) ซึ่งลักษณะเด่นของภาษาไพทอนมีดังต่อไปนี้

1. โปรแกรมต้นฉบับที่ถูกเขียนขึ้นด้วยภาษาไพทอน สามารถนำไปประมวลผลได้กับหลายระบบปฏิบัติการ (Portable/Cross platform/Platform independent) เช่น Unix, Linux, Microsoft-windows (NT, 2000, 2003, 2008, 2012, 95, 98, ME, XP, 7, 8, 8.1), Amiga, Macintosh, BeOS, AIX, AROS, AS/400, OS/2, xBSD, VMS, QNX, MS-DOS, OS/390, z/OS, Palm OS, PlayStation, Psion, Solaris, RISC OS, HP-UX, Pocket PC และ VMS เป็นต้น

2. ตัวภาษาไพทอนถูกสร้างขึ้นมาจากภาษาซีทำให้ได้รับอิทธิพลไวยกรณ์ทางภาษาติดมาจากภาษาซีด้วย ดังนั้นผู้ที่คุ้นเคยกับการเขียนโปรแกรมภาษาซีสามารถปรับตัวในเขียนภาษาไพทอนได้ไม่ยาก

3. ภาษาไพทอนเป็นภาษาที่สวยงาม ง่ายต่อการเรียนรู้ (Readability) เขียนโปรแกรมได้กระชับ (Writability) เนื่องจากมีโครงสร้างของภาษาไม่ซับซ้อนเข้าใจง่าย เป็นภาษาที่มี ความยืดหยุ่นสูงมาก (Flexibility) และมีความเสถียรภาพ (Reliability)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. ไพทอนมีความสามารถในการจัดการหน่วยความจำอัตโนมัติ (Garbage collection) สามารถบริหารจัดการพื้นที่หน่วยความจำที่ใช้งานแบบไม่ต่อเนื่องให้สามารถทำงานได้ อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้ผู้เขียนโปรแกรมไม่ต้องกังวลเกี่ยวกับการคืนหน่วยความจำคืน ให้กับระบบเหมือนภาษาซี

5. การแปลภาษาของภาษาไพทอนเป็นแบบอินเทอร์พรีเตอร์ เป็นภาษาสคริปต์คือจะประมวลผลไปทีละบรรทัด ทำให้ใช้เวลาในการเขียนโปรแกรม และการคอมไพล์ไม่มาก เหมาะกับงานด้านการดูแลระบบ (System administration) เป็นอย่างยิ่ง

6. ไวยากรณ์อ่านง่าย เนื่องจากภาษาไพทอนได้ก าจัดการใช้สัญลักษณ์ที่ใช้ในการกำหนดขอบเขต {...} ของโปรแกรมออกไป (สำหรับผู้ที่เขียนภาษา C หรือ Java มาก่อน ในตอน แรกๆ จะไม่ค่อยชอบนัก แต่เมื่อเขียนไปเรื่อย ๆ จะรู้สึกว่าคล่องตัวกว่า) โดยใช้การย่อหน้าแทน ทำให้สามารถอ่านโปรแกรมที่เขียนได้ง่าย นอกจากนั้นยังมีการสนับสนุนการเขียน docstring ซึ่งเป็นข้อความสั้นๆ ที่ใช้อธิบายการท างานของฟังก์ชัน คลาส และโมดูล ได้ด้วย

7. ไพทอนเป็นภาษากาว (Glue language) คือสามารถเรียกใช้ภาษาอื่น ๆ ได้หลายภาษา ทำให้เหมาะที่จะใช้เขียนเพื่อประสานงานกับโปรแกรมที่เขียนในภาษาอื่น ๆ ได้ดี

8. ภาษาไพทอนถูกสร้างขึ้นโดยรวบรวมคุณสมบัติเด่น ๆ ของภาษาต่าง ๆ เข้ามาไว้ด้วยกัน อาทิเช่น ภาษา C, C++, Java, Perl, ABC, Modula-3, Icon, Mathlab, ANSI C, Lisp, Smalltalk และ Tcl เป็นต้น

9. ไพทอนสามารถเรียกใช้ภาษา C/C++ ได้ ในทางกลับกันภาษา C/C++ ก็อนุญาตให้ฝังชุดคำสั่งของไพทอนเอาไว้ภายในภาษา C/C++ ได้เช่นเดียวกัน

10. ไม่ต้องเสียค่าใช้จ่ายใด ๆ ทั้งสิ้น เพราะตัวแปรภาษาไพทอนอยู่ภายใต้ลิขสิทธิ์ GNU หรือซอฟต์แวร์เสรี

11. ภาษาไพทอน และ Library สนับสนุนการประมวลผลทางด้านวิยาศาสตร์ และวิศวกรรมศาสตร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

12. มีความยืดหยุ่นสูง ทำให้การจัดการกับงานด้านข้อความ และ Text File ได้เป็นอย่างดี

13. ไพทอนมีฟังก์ชันที่สนับสนุนการเชื่อมต่อกับระบบฐานข้อมูลได้หลากหลายชนิด เช่น MySQL, Sybase, Oracle, Informix, ODBC และอื่น ๆ

14. ไพทอนสนับสนุนการเขียนโปรแกรมเชิงวัตถุ (Object-Oriented Programming)

15. ไพทอนนำเสนอโครงสร้างตัวแปรใหม่ (Built-in Object Types) เพื่อให้ผู้เขียนโปรแกรมสะดวกในการพัฒนางานมากขึ้น เช่น ลิสต์ (List) ดิกชันนารี (Dictionary) ทัพเบิล (Tuple) และเซ็ต (Set) เป็นต้น ซึ่งโครงสร้างตัวแปรใหม่เหล่านี้ ทำให้ง่ายต่อการใช้งาน และมีประสิทธิภาพสูง

16. ไพทอนเตรียมเครื่องมือต่าง ๆ เพื่อใช้ในการประมวลผลข้อมูลประเภทเท็กซ์ไฟล์ การจัดเรียง ข้อมูล การเชื่อมต่อสตริง การตรวจสอบเงื่อนไขของข้อความ การแทนคำ ไว้อย่างครบถ้วน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

17. ภาษาไพทอนเป็นภาษาประเภท Server side script คือ การทำงานของภาษาไพทอนจะ ทำงานด้านฝั่งเซิร์ฟเวอร์ (Server) แล้วส่งผลลัพธ์กลับมายังไคล์เอนท์ (Client) ทำให้มีความปลอดภัยสูง

18. ไพทอนมีโมดูลสนับสนุนการเขียนโปรแกรมกับระบบ (System) เช่น โปรเซส เธรด รวมถึง ระบบเครือข่ายคอมพิวเตอร์ ได้เป็นอย่างดี

19. ไพทอนเตรียมเครื่องมือสำหรับสร้าง Internet script หรือ CGI script สำหรับเชื่อมต่อกับ เครือข่ายอินเทอร์เน็ตผ่านซ็อกเก็ต (Sockets API) จึงท าให้สามารถเชื่อมต่อ และใช้งาน แอฟพิเคชันต่าง ๆ แบบระยะไกลได้ เช่น FTP, Glopher, SSH เป็นต้น

20. สนับสนุนเทคโนโลยี Component Object Model Technologies (COM) ของวินโดวส์ CORBA, ORBs, XML เป็นต้น

21. ไพทอนจัดเตรียมเครื่องมือสำหรับจัดการงานด้าน Regular Expression (กลุ่มของสัญลักษณ์ที่ใช้ในการค้นหา แทนที่ หรือเปรียบเทียบคำ/ข้อความกับข้อมูลชนิดสตริง) ไว้อย่างเพียงพอ

22. ภาษาไพทอนใช้พัฒนาเว็บเซอร์วิส (Web service) รวมทั้งใช้บริหารการสร้างเว็บไซต์สำเร็จรูปที่เรียกว่า Content Management Framework (CMF)

23. ไพทอนอนุญาตให้ผู้พัฒนาโปรแกรมสามารถสร้าง Dynamic Link Library (DLL) จากภาษา อื่น ๆ เพื่อใช้งานร่วมกับไพทอนได้เช่น .dll ของวินโดวส์ เป็นต้น

24. ไพทอนใช้มาตรฐานสำหรับสร้างอินเตอร์เฟส คือ Tkinter API ที่ได้รับอิทธิพลมาจาก Tcl/Tk ที่ทำงานบนยูนิกส์มาก่อน ซึ่งสนับสนุนกราฟฟิกของ X windows, วินโดวส์และ Macintosh จุดเด่นที่สำคัญของการใช้ Tkinter API คือช่วยให้ผู้พัฒนาโปรแกรมไม่จำเป็นต้องแก้ไขรหัส ต้นฉบับเมื่อนำไปทำงานบนระบบปฏิบัติการอื่น ๆ

ตัวอย่างการเขียนภาษาไพทอน

```
import pandas as pd
import feather
import numpy as np
#เรียกไฟล์ข้อมูลที่ต้องการ
fileName = './fileData/BSSW.csv'
A = pd.read_csv(fileName )
A = A.loc[A.ProductBrand.isin(['A'])]
A = A.drop(['Scenario'], axis=1)
#การทาความสะอาดข้อมูล (CleanData)
B = A.pivot_table(index = ['PeriodYear','MonthOfYear'] , columns =
['FGPackageFormat','BranchCode'],values = 'Actual',aggfunc = np.sum).round(6)
B = B.fillna(df_Crystal_pivot_main.mean()[:])
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4.2 ภาษา SQL (Structured Query Language) (นายภาสกร ปาละกูล, 2552)

ภาษา SQL หรือ Structured Query Language เป็นภาษาที่ใช้สำหรับเขียนโปรแกรมเพื่อจัดการกับข้อมูลในฐานข้อมูล เช่น การสร้างตารางข้อมูล การเพิ่มหรือลบข้อมูลในตารางข้อมูล การแสดงข้อมูลของตารางที่ต้องการตามเงื่อนไขที่กำหนด หรือ การนำข้อมูลจากหลาย ๆตารางมาแสดงร่วมกัน โดย ภาษา SQL สามารถใช้ ร่วมกับ DBMS ได้หลายชนิดด้วยกัน เช่น Microsoft SQL Server Management Studio , Oracle , MySQL เป็นต้น

คำสั่งในภาษา SQL สามารถแบ่งตามลักษณะการใช้งาน ได้ 3 กลุ่มดังนี้

ก) ภาษาสำหรับการนิยามข้อมูล (Data Definition Language : DDL) เป็นกลุ่มคำสั่งที่ใช้สำหรับสร้างฐานข้อมูลหรือกำหนดโครงสร้างข้อมูลให้ คุณลักษณะ(Attribute) ใดมีความสัมพันธ์กันในฐานข้อมูล เช่น คำสั่งสำหรับสร้างตาราง (CREATE) , คำสั่งลบตาราง (DROP) , คำสั่งแก้ไขตาราง (ALTER)

ข) ภาษาสำหรับการจัดการข้อมูล (Data Manipulation Language : DML) เป็นกลุ่มคำสั่งที่ใช้
สำหรับเรียกใช้ข้อมูล เช่น คำสั่งเลือกแสดงข้อมูลภายในตาราง (SELECT) , คำสั่งสำหรับเพิ่มข้อมูลภายในตาราง (INSERT)

ค) ภาษาควบคุม (Data Control Language : DCL) เป็นกลุ่มคำสั่งที่เกี่ยวข้องกับการควบคุมความปลอดภัยของข้อมูลด้วยการกำหนดสิทธิของผู้ใช้งาน เช่น คำสั่งกำหนดและให้สิทธิใช้งานข้อมูลภายในฐานข้อมูล(GRANT) , คำสั่งเพิกถอนสิทธิใช้งานข้อมูลในระบบฐานข้อมูล (REVOKE)

2.5 เทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง

2.5.1 The Jupyter Notebook

เป็นเว็บแอปพลิเคชั่นแบบ open source ที่ใช้สำหรับการสร้างและแบ่งปันไฟล์ ที่อยู่ในรูปของรหัสโค้ด สมการทางคณิตศาสตร์ รูปภาพ หรือ บทความต่าง ๆ รวมไปถึง การทำความสะอาดข้อมูล การแปลงข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงตัวเลข การออกแบบโมเดลทางสถิติ การทำเหมืองข้อมูล และอื่น ๆอีกมากมาย

ข้อดีของ The Jupyter Notebook

1. ในการเขียน Python Code สามารถแยกส่วนการทำงานได้ ทำให้ง่ายต่อการทำงานและตรวจสอบเมื่อข้อมูลเกิดความผิดพลาด

2. สามารถเขียนอธิบายคำสั่งของ Python Code ได้ด้วยการทำ Markdown ซึ่งจะไม่มีผลกระทบต่อการทำงาน

3. มี Library รองรับสำหรับการทำเหมืองข้อมูล การออกแบบโมเดล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. สามารถดึงข้อมูลไฟล์มาใช้งานได้หลายประเภท เช่น csv , txt , excel เป็น

5. สามารถดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลโดยตรงได้ เช่น ดึงข้อมูลจาก Microsoft Sql Server Management Studio 17

2.5.2 Microsoft Sql Server Management Studio

โปรแกรมฐานข่อมูลที่ไดรับการพัฒนาใหเปนวิธีการในการบริหารจัดการและวิเคราะหข่อมูลแบบครบวงจร ซึ่งมีความสามารถในดานการใหบริการสูง อีกทั้งการประมวลผลและการเขาใชข่อมูลสามารถทำไดตลอดเวลามีความปลอดภัย มีประสิทธิภาพ และสามารถลดความซ้ำซ่อนในการจัดเก็บข่อมูลได่อย่างเปนขั้นตอน (สุภัทรา สุวรรณหงษ์, 2552)

ข้อดีของ Microsoft Sql Server Management Studio

1. ฐานข้อมูลมีขนาดใหญ่
2. มีระบบความปลอดภัย
3. หาใช้ง่าย และ ราคาถูก
4. การทำงานมีความเสถียรสูง สามารถรับภาระงานหนัก ๆ ได้
5. มีระบบคลาวด์ (Cloud OS)
6. สามารถใช้งานในด้านธุรกิจได้ตั้งแต่ ธุรกิจขนาดเล็ก ไปจนถึง ธุรกิจขนาดใหญ่

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

อรนงค์ บุเกตุ และ พุธษดี ศิริแสงตระกูล (2556) ได้ศึกษาและวิจัยเกี่ยวกับการสร้างเพื่อการพยากรณ์ปริมาณอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ใช้ข้อมูลระหว่างปี 2547-2552 โดยอาศัยสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation) และสมการถดถอย (Regression) ตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างผลผลิตอ้อยกับปัจจัยที่ต้องการศึกษา ได้แก่ ข้อมูลจังหวัด ปีที่ผลิต ข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ย ผลผลิตอ้อยเฉลี่ยต่อไร่ พื้นที่ปลูกอ้อย ราคาอ้อยเฉลี่ย ราคายางเฉลี่ย และราคามันสำปะหลัง ก่อนนำข้อมูลเข้าโมเดล และใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมสร้าง 3 โมเดลที่แตกต่างกัน โดยผลสรุปที่ได้ทำให้เห็นว่าการคัดเลือกปัจจัยก่อนนำเข้าโมเดลส่งผลต่อการสร้างโมเดล

รัศเมศวร์ ตันวีนุกุล (2558) ได้ศึกษาและวิจัยเกี่ยวกับการพยากรณ์จำนวนนักศึกษาที่เข้าศึกษาต่อในคณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคงสุวรรณภูมิ เพื่อไปใช้สำหรับวางแผนการเรียนการสอนและกำหนดนโยบาลต่าง ๆ ให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยกำหนดปัจจัยที่ต้องการจะศึกษา ได้แก่ จำนวนนักศึกษาที่เข้าศึกษาในคณะบริหารธุรกิจฯ จำนวนนักศึกษาที่ผ่านการคัดเลือกAdmission ผลการประกันคุณภาพของคณะบริหารธุรกิจฯมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ จำนวนผู้ว่างงาน รายได้ต่อครัวเรือนและดัชนีมวลรวมของไทย คัดเลือกข้อมูลด้วยวิธีการ Self-Consistency Test และใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ย้อนกลับในการสร้างโมเดล ซึ่งผลจากการสร้างโมเดลเป็นที่น่าพอใจ เนื่องจากให้ความแม่นยำที่สามารถยอมรับได้ และได้ให้ข้อสรุปว่า การคัดเลือกข้อมูลและรูปแบบที่เหมาะสมส่งผลต่อการสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

พันธ์ทิพา คนฉลาด และคณะ (2557) ได้ศึกษาและเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ข้อมูลการใช้พลังงานรวมทั้งหมดในประเทศไทยระหว่างวิธีบอกซ์-เจนกินส์และโครงข่ายประสาทเทียม ใช้ข้อมูลจากกระทรวงพลังงาน เป็นข้อมูลรายเดือนตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2544 ถึง เดือนกันยายน พ.ศ. 2544 คิดเป็น 129 เดือน โดยข้อมูลที่นำเข้าโมเดล ได้แก่ มูลค่าการส่งออกสินค้า มูลค่าการนำเข้าสินค้า จำนวนประชากร ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศไทย และใช้ค่า RMSE และค่า MAPE ในการวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ซึ่งได้ข้อสรุปว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสมกว่าวิธีบอกซ์-เจนกินส์ เนื่องจากให้ค่า RMSE และค่า MAPE ต่ำที่สุด

ผุสดี บุญรอด และ กรวัฒน์ พลเยี่ยม (2560) ได้ศึกษาการสร้างโมเดลในการพยากรณ์ราคามันสำปะหลัง โดยใช้ข้อมูลจากสมาคมแป้งมันสำปะหลังและสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2549 ถึง พ.ศ. 2558 รวมเป็นระยะเวลา 120 เดือน แล้วนำข้อมูลสร้างโมเดลด้วยวิธีการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน ได้แก่ วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น วิธีเนียร์เรสเรเนเบอร์ (K-nearest Neighbor, K-NN) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และใช้ MAPE ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ข้อมูล ได้ผลสรุปว่า การสร้างโมเดลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีที่สุด

สุพรรษา เหลืองอำนวยศิริ (2551) ได้ศึกษาการสร้างโมเดลการพยากรณ์สำหรับการส่งออกมันสำปะหลังระหว่างวิธีการวิเคราะห์เชิงพหุกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูล ราคาหัวมันสำปะหลังที่เกษตรกรขายได้ที่ไร่นา ปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง ปริมาณผลผลิตมันสำปะหลัง ปริมาณการส่งออกมันเส้น การส่งออกมันสำปะหลังอัดเม็ด ปริมาณการส่งออกแป้งข้าวสาลี ปริมาณการส่งออกแป้งข้าวโพด ปริมาณการส่งออกแป้งข้าวเจ้า ราคาส่งออกแป้งมันสำปะหลัง ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนถัวเฉลี่ย อัตราเงินเฟ้อทั่วไป ดัชนีผลผลิตมันสำปะหลัง ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม ซึ่งเป็นข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2542 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2550 และเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของทั้ง 2 วิธี โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้เทคนิค backpropagation และวิธีการวิเคราะห์เชิงพหุจะใช้เทคนิคการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสู่สมการถดถอย 3 แบบ คือ Forward Selection , Backward Elimination และ Stepwise Regression ใช้ค่า MSE และ MAPE ในการวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้ผลสรุปว่าวิธีการวิเคราะห์เชิงพหุทั้ง 3 วิธีให้ผลเหมือนกัน และจากการเปรียบเทียบพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า MSE และ MAPE น้อยกว่าวิธีวิเคราะห์เชิงพหุ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
วิธีการดำเนินการวิจัย

ในการพัฒนาแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ ผู้วิจัยได้กำหนดขั้นตอนในการดำเนินงานทั้งหมด 6 ขั้นตอน

1.ศึกษาและเก็บรวบรวมข้อมูล

2.กำหนดตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา

3.การจัดเตรียมข้อมูล

4.การวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลอง

5.วัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลอง

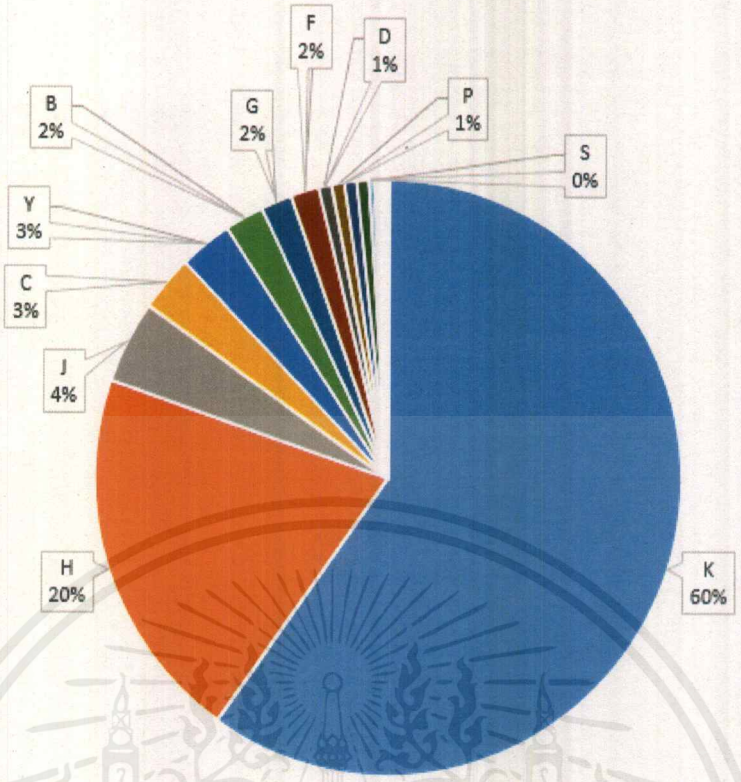
6.สรุปผลการวิจัย

3.1 ศึกษาและเก็บรวบรวมข้อมูล

ในการศึกษาและและเก็บรวบรวมข้อมูลการพัฒนาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ผู้วิจัยได้แบ่งหัวข้อ ได้ดังนี้

3.1.1 ศึกษาโครงสร้างอุตสาหกรรมเครื่องดื่มของบริษัท ปัญหาที่เกิดขึ้นและความต้องการในการสร้างแบบจำลอง ซึ่งทางบริษัทมีสินค้าเครื่องดื่มขายดีอยู่หลายชนิด โดยบริษัทพิจารณาสินค้าที่ขายดีจากอันดับยอดขายสินค้าที่ขายได้จากมากไปน้อยรวมมากกว่าร้อยละ 80 จากปริมาณยอดขายสินค้าทั้งหมด และหนึ่งในสินค้าที่ขายดีของบริษัท คือ สินค้าเครื่องดื่ม H ดังแสดงในรูปที่ (3.1) ทางบริษัทจึงได้ให้ผู้วิจัยนำข้อมูลยอดขายสินค้าเครื่องดื่ม H ใช้สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลสินค้าเพื่อใช้กำหนดการวางแผนการขายในแต่ละพื้นที่การจัดจำหน่ายและนโยบายต่าง ๆ ภายในบริษัท ซึ่งข้อมูลที่เก็บรวบรวมจะเป็นข้อมูลทุติยภูมิจากฐานข้อมูลบริษัท เป็นข้อมูลยอดขายสินค้าตั้งแต่มกราคม พ.ศ. 2559 ถึง เดือน กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2562 เป็นระยะเวลา 38 เดือน ซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้ได้แก่ ข้อมูลพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า ข้อมูลภูมิภาคของพื้นที่การจัดจำหน่ายสินค้า ข้อมูลการแต่งกลิ่นเครื่องดื่ม ข้อมูลขนาดสินค้า ข้อมูลราคาสินค้าที่ไม่รวมภาษี ข้อมูลภาษีของสินค้าเครื่องดื่ม H และข้อมูลการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีที่บริษัทใช้งานอยู่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 3.1 แผนภาพวงกลมแสดงปริมาณสินค้าในบริษัท

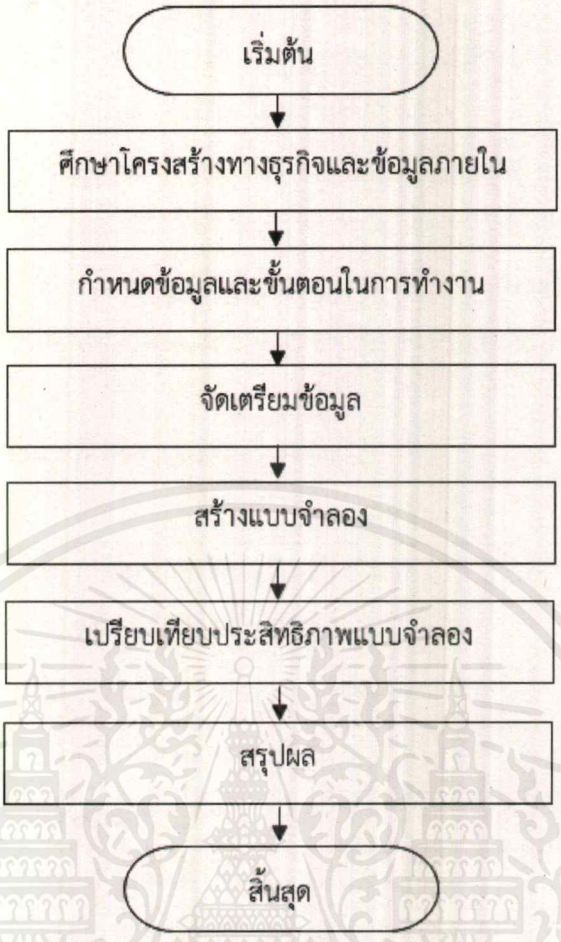
3.1.2 ศึกษาขั้นตอนการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ตั้งแต่การคัดเลือกข้อมูล การทำความสะอาดข้อมูล การสร้างข้อมูลใหม่ แบ่งข้อมูลเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง การทำข้อมูลให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน (Min-Max Normalization) การกำหนดชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม การกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน และการเลือกใช้ฟังก์ชันต่าง ๆ ในกระบวนการสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

3.1.3 ศึกษาการวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ โดยใช้ค่าเปอร์เซ็นต์ความคาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าความคลาดหเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ในการตรวจสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ข้อมูล

3.1.4 ศึกษาเครื่องมือต่าง ๆ สำหรับการสร้างแบบจำลอง ได้แก่ Microsoft Sql Server Management Studio 17 เป็นระบบจัดการฐานข้อมูลใช้ในการรวบรวมข้อมูลที่ต้องการศึกษา และ The Jupyter Notebook เป็นเว็บแอฟพลิเคชัน ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

3.1.5 ศึกษาการเขียนภาษาโปรแกรม โดยภาษาที่ใช้เขียนในงานวิจัยแบ่งออกเป็น 2 ภาษา คือ ภาษา SQL และ ภาษาไพทอน การดำเนินงานจะแสดงตามรูปที่ 3.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.2 แผนผังแสดงขั้นตอนการทำงาน

3.2 กำหนดตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา

ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดตัวแปรที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง ได้แบ่งตัวแปรออกเป็น 2 ประเภท และกำหนดสัญลักษณ์ที่ใช้แทนตัวแปรต่าง ๆ ดังนี้

3.2.1 ตัวแปรตาม ได้แก่

- ปริมาณยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H (Actual)

3.2.2 ตัวแปรอิสระ ได้แก่

- พื้นที่การจัดจำหน่ายสินค้า (BranchCode)
- ภูมิภาคของพื้นที่การจัดจำหน่ายสินค้า (Region)
- ขนาดของสินค้า (FG_PackageFormat)
- ราคาขายสินค้าที่รวมภาษีต่อหน่วย (PricePerUnit)
- ปีที่ขายสินค้า (PeriodYear)
- เดือนที่ขายสินค้า (MonthOfYear)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3 การจัดเตรียมข้อมูล

ใช้โปรแกรม Microsoft Sql Server Management Studio 17 และเว็บแอปพลิเคชัน The Jupyter Notebook ในการจัดเตรียมข้อมูลได้ โดยมีขั้นตอนดังนี้

3.3.1 การคัดเลือกข้อมูล (Select Data) คัดเลือกข้อมูลจากฐานข้อมูลของบริษัท ซึ่งเป็นข้อมูลที่ทางบริษัทสนใจให้นำข้อมูลมาใช้สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าสำหรับ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า และ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 รายละเอียดข้อมูลที่ได้จากการคัดเลือกตัวแปร

ข้อมูล	รายละเอียด
Actual	ข้อมูลปริมาณยอดขายสินค้า (ลิตร)
BranchCode	ข้อมูลพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า
Region	ข้อมูลภูมิภาคการจัดจำหน่ายสินค้า
Flavour	ข้อมูลการแต่งกลิ่นเครื่องดื่ม
FG_PackageFormat	ข้อมูลขนาดสินค้า
Amount	ข้อมูลราคาสินค้าที่ไม่รวมภาษี (บาท)
TaxAmount	ข้อมูลภาษีของสินค้า (บาท)
BaseQty	ข้อมูลปริมาณยอดขายรวม (ขวด)
SaleForecast	ข้อมูลปริมาณยอดขายที่บริษัทพยากรณ์ด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน (ลิตร)

3.3.2 การทำความสะอาดข้อมูล (Clean Data) ในการรวบรวมข้อมูลครั้งนี้มีข้อมูลบางส่วนที่สูญหาย (Missing Value) ถ้าข้อมูลสูญหายมากเกินไปให้ตัดข้อมูลนั้นทิ้ง เกณฑ์ในการตัดข้อมูลทิ้งพิจารณาจากความต้องการของบริษัท โดยการทำความสะอาดข้อมูลจะแบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า และ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า

สำหรับการทำความสะอาดข้อมูลกรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า ถ้าข้อมูลในแต่ละพื้นที่การจัดจำหน่ายสินค้าใดมีข้อมูลสูญหายเกิน 20 % ให้ตัดพื้นที่การจัดจำหน่ายนั้นทิ้ง ถ้าข้อมูลในแต่ละพื้นที่การจัดจำหน่ายสินค้าใดข้อมูลสูญหายแต่ไม่เกิน 20 % ให้แทนข้อมูลสูญหายด้วยค่าเฉลี่ยของพื้นที่การจัดจำหน่ายนั้น โดยข้อมูลก่อนการทำความสะอาดมีข้อมูลทั้งหมด 6484 ระเบียน หลังทำความสะอาดเหลือ 6384 ระเบียน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนกรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า ใช้เกณฑ์ในการทำความสะอาดข้อมูลเดียวกัน คือ ถ้าข้อมูลในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า ใดมีข้อมูลสูญหายเกิน 20 % ให้ตัดภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้านั้นทิ้ง ถ้าข้อมูลในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้าใดข้อมูลสูญหายแต่ไม่เกิน 20 % ให้แทนข้อมูลสูญหายด้วยค่าเฉลี่ยของภูมิภาคการจัดจำหน่ายนั้น โดยข้อมูลก่อนการทำความสะอาดมีข้อมูลทั้งหมด 627 ระเบียน หลังทำความสะอาดเหลือ 608 ระเบียน

ตัวอย่างการทำความสะอาดข้อมูล (รูปที่ 3.4) กรอบสีแดงหมายถึงพื้นที่การจัดจำหน่ายที่มีข้อมูลสูญหายเกิน 20 % ส่วนกรอบสีฟ้าหมายถึงพื้นที่การจัดจำหน่ายที่มีข้อมูลสูญหายไม่เกิน 20 % และได้แทนข้อมูลสูญหายด้วยค่าเฉลี่ยของพื้นที่การจัดจำหน่ายนั้น

BranchCode / PeriodMonth	11	16	18
201601	27936.0	480.0	1500.0
201602	27264.0	2880.0	NaN
201603	51420.0	1920.0	4560.0
201604	49152.0	1920.0	0.0
201605	44928.0	960.0	480.0
201606	48192.0	4320.0	NaN
201607	50844.0	NaN	960.0
201608	68928.0	3360.0	NaN
201609	57024.0	2880.0	480.0
201610	60768.0	960.0	480.0
201611	65064.0	2400.0	NaN
201612	65340.0	2880.0	480.0

BranchCode / PeriodMonth	11	16
201601	27936.0	480.0
201602	27264.0	2880.0
201603	51420.0	1920.0
201604	49152.0	1920.0
201605	44928.0	960.0
201606	48192.0	4320.0
201607	50844.0	2249.0
201608	68928.0	3360.0
201609	57024.0	2880.0
201610	60768.0	960.0
201611	65064.0	2400.0
201612	65340.0	2880.0

รูปที่ 3.3 แสดงการทำความสะอาดข้อมูล

3.3.3 การสร้างข้อมูลใหม่ (Construct Data) สร้างตัวแปรเพิ่มเติมเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง ได้แก่ ตัวแปรราคาขายสินค้าที่รวมภาษีต่อหน่วย (PricePerUnit) ซึ่งคำนวณจากสมการที่ 29 โดยรูปที่ (3.4) เป็นผลลัพท์ที่ได้จากการสร้างข้อมูลใหม่ (กรอบสีเขียว)

$$\text{PricePerUnit} = \frac{\text{Amount} + \text{TaxAmount}}{\text{BaseQty}} \qquad (29)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Amount	TaxAmount	BaseQty
45233810.0	0.0	216960.0
63279592.0	28707.0	303456.0
63885250.0	0.0	306420.0
61145703.0	0.0	293280.0
25475813.0	0.0	121320.0
71437690.0	0.0	339600.0
12848687.0	0.0	61080.0
36840007.0	48776.0	175030.0
28903235.0	0.0	137400.0
39947048.0	0.0	189900.0
38154794.0	0.0	181380.0
58273466.0	0.0	277020.0
41373277.0	0.0	196680.0

Amount	TaxAmount	BaseQty	PricePerUnit
45233810.0	0.0	216960.0	208.0
63279592.0	28707.0	303456.0	209.0
63885250.0	0.0	306420.0	208.0
61145703.0	0.0	293280.0	208.0
25475813.0	0.0	121320.0	210.0
71437690.0	0.0	339600.0	210.0
12848687.0	0.0	61080.0	210.0
36840007.0	48776.0	175030.0	211.0
28903235.0	0.0	137400.0	210.0
39947048.0	0.0	189900.0	210.0
38154794.0	0.0	181380.0	210.0
58273466.0	0.0	277020.0	210.0
41373277.0	0.0	196680.0	210.0

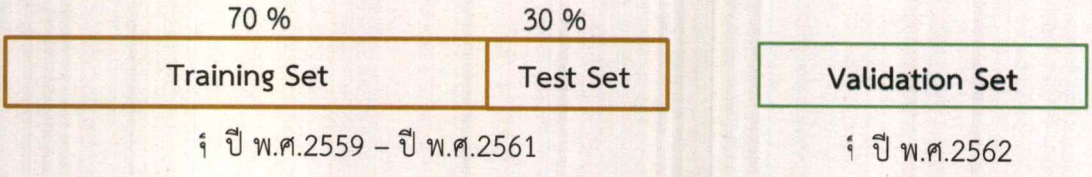
รูปที่ 3.4 แสดงการสร้างข้อมูลใหม่

3.4 การวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลอง

การวิเคราะห์ข้อมูลได้ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมและใช้เว็บแอปพลิเคชัน The Jupyter Notebook ในการสร้างแบบจำลอง โดยมีขั้นตอนดังนี้

3.4.1 แบ่งข้อมูลที่เก็บรวบรวมออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ส่วนที่ 1 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2561 ใช้สร้างแบบจำลอง และ ส่วนที่ 2 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2562 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ.2562 ใช้เป็นชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validation Set)

ในส่วนที่ใช้สร้างแบบจำลอง จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ด้วยวิธี Split Test แบบสุ่มข้อมูล โดยแบ่งข้อมูล 70% จากข้อมูลทั้งหมด เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Training Set) และ ข้อมูล 30 % ที่เหลือ เป็นข้อมูลสำหรับทดสอบความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ฝึกสอนแล้ว (Test Set)



รูปที่ 3.5 แสดงการแบ่งข้อมูลชุดฝึกหัด ข้อมูลชุดทดสอบ และ ข้อมูลชุดทวนสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

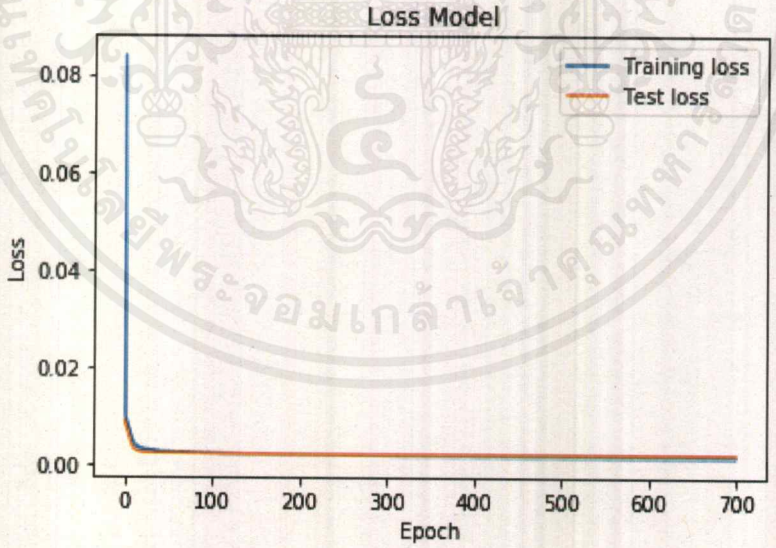
3.4.2 กำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม แบ่งได้เป็น 2 กรณี คือ

กรณีที่ 1 กำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า

จำนวนโหนดในชั้นอินพุตจะเท่ากับจำนวนตัวแปรอิสระทั้งหมดที่ใช้ในการวิเคราะห์ คือ 89 โหนด จำนวนในชั้นเอาต์พุตเท่ากับตัวแปรปริมาณยอดขายสินค้า คือ 1 โหนด ในส่วนของการกำหนดโหนดในชั้นซ่อนยังไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอน โดยทั่วไปจำนวนโหนดในชั้นซ่อนจะได้จากการทดลอง สำหรับการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ได้กำหนดโหนดมากที่สุดเท่ากับจำนวนโหนดที่กำหนดในชั้นอินพุตและกำหนดลดลงทีละ 10 โหนด คือ 89, 79, 69, 59, 49, 39, 29, 19 และ 9

ก่อนนำข้อมูลเข้าฝึกหัดเพื่อสร้างโครงข่ายประสาทเทียม ปรับค่าข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ด้วย Min-Max Normalization ตามสมการที่ (14) และกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นให้เชื่อมโยงระหว่างโหนดให้มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1

กำหนดอัตราการเรียนรู้ โดยทั่วไปอัตราการเรียนรู้ที่ดีต้องมีค่าเข้าใกล้ 0 ดังนั้น จึงได้กำหนดอัตราการเรียนรู้เป็น 0.001, 0.01, 0.03 และ 0.05 กำหนดจำนวนรอบในการเรียนรู้ (Epoch) ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของข้อมูล สำหรับกรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า ได้สังเกตจากค่าการสูญเสียของข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Loss) และค่าการสูญเสียข้อมูลชุดทดสอบ (Test Loss) ที่ให้ค่าไม่แตกต่างกัน จึงได้กำหนดจำนวนรอบในการเรียนเป็น 700 ดังแสดงในรูปที่ (3.6)

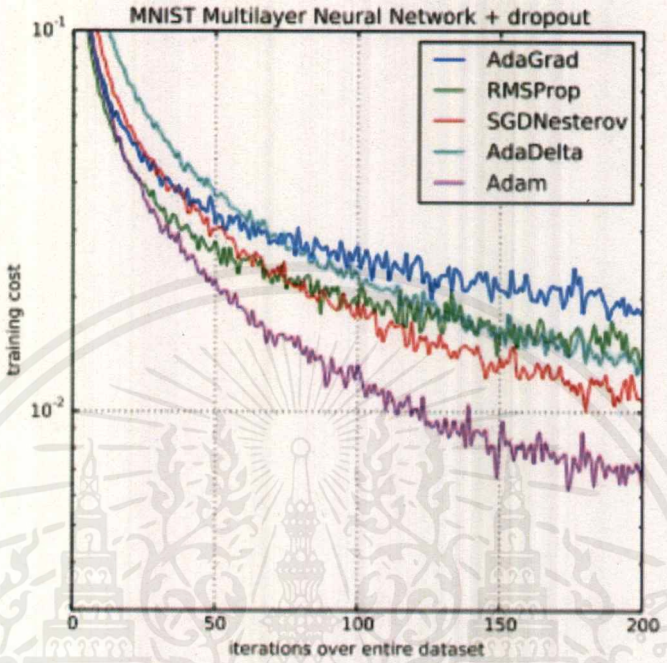


รูปที่ 3.6 กราฟแสดงค่าสูญเสียโอกาสและจำนวนรอบในการเรียนรู้

กำหนดการดรอปเอาท์เป็น 20% กำหนดฟังก์ชันกระตุ้นเป็นซิกมอยด์ เนื่องจากมีคุณสมบัติที่ให้ค่าข้อมูลเอาต์พุตที่เป็นค่าต่อเนื่องโดยมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และเป็นฟังก์ชันที่สามารถหาค่าอนุพันธ์ได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กำหนดฟังก์ชันการสูญเสียเป็น MSE และกำหนดฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสมเป็น SGD ที่เป็นฟังก์ชันพื้นฐานในการปรับแก้ไขค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายประสาทเทียมและ Adam เป็นฟังก์ชันที่ให้ค่าสูญเสียจากการฝึกสอน (Training Cost) ต่ำที่สุด (เส้นสีม่วง) ดังแสดงในรูปที่ (3.8)



รูปที่ 3.7 กราฟแสดงการเรียนรู้ของฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสมแต่ละชนิด

ที่มา : https://medium.com/mmp-li/tagged/deep-learning

กรณีที่ 2 กำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า

การกำหนดโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมได้ใช้หลักเกณฑ์เหมือนกรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า คือ จำนวนโหนดในชั้นอินพุตจะเท่ากับจำนวนตัวแปรอิสระทั้งหมดที่ใช้ในการวิเคราะห์ คือ 13 โหนด จำนวนในชั้นเอาต์พุตเท่ากับตัวแปรปริมาณยอดขายสินค้าเครื่องดื่ม เท่ากับ 1 โหนด กรณีกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ได้กำหนดโหนดมากที่สุดเท่ากับจำนวนโหนดที่กำหนดในชั้นอินพุตและกำหนดลดลงทีละ 1 โหนด คือ 13, 12, 11, 10, 9, 8, 7, 6 และ 5

ปรับค่าข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นให้เชื่อมโยงระหว่างโหนดให้มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 กำหนดอัตราการเรียนรู้เป็น 0.001, 0.01, 0.03 และ 0.05 กำหนดรอบในการเรียนรู้ (Epoch) เป็น 1250 รอบ กำหนดการดรอปเอาท์เป็น 20% กำหนดฟังก์ชันกระตุ้นเป็นซิกมอยด์ กำหนดฟังก์ชันการสูญเสียเป็น MSE และกำหนดฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสมเป็น SGD และ Adam

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4.4 นำข้อมูลอินพุตที่จัดเตรียมไว้ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและได้นำตัวแบบที่ได้นำไปพยากรณ์ข้อมูล

ตารางที่ 3.2 รายละเอียดในการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า

ลำดับที่	กำหนดโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม			
1	จำนวนโหนดในชั้นอินพุต (Input Node)	89		
2	จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุต (Output Node)	1		
3	จำนวนโหนดในชั้นซ่อน (Hidden Node)	89, 79, 69, 59, 49, 39, 29, 19, 9		
4	จำนวนของชั้นซ่อน (Hidden Layer)	1		
5	การดรอปเอาท์ (Drop Out)	0.2		
6	จำนวนรอบในการเรียนรู้ (Epoch)	700		
7	ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)	Sigmoid		
8	ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function)	Mean Square Error		
9	ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม (Optimizer Function)	SGD	ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)	0.001, 0.01, 0.03, 0.05
			ค่าโมเมนตัม (Momentum)	0.5, 0.7, 0.9
		Adam	ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)	0.001, 0.01, 0.03, 0.05
			Beta 1 (β_1)	0.9
			Beta 2 (β_2)	0.99

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.3 รายละเอียดในการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า

ลำดับที่	กำหนดโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม			
1	จำนวนโหนดในชั้นอินพุต (Input Node)	13		
2	จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุต (Output Node)	1		
3	จำนวนโหนดในชั้นซ่อน (Hidden Node)	13 , 12 , 11 , 10 , 9 , 8 , 7 , 6 , 5		
4	จำนวนของชั้นซ่อน (Hidden Layer)	1		
5	การดรอปเอาท์ (Drop Out)	0.2		
6	จำนวนรอบในการเรียนรู้ (Epoch)	1250		
7	ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)	Sigmoid		
8	ฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function)	Mean Square Error		
9	ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม (Optimizer Function)	SGD	ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)	0.001, 0.01, 0.03, 0.05
			ค่าโมเมนตัม (Momentum)	0.5, 0.7, 0.9
		Adam	ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)	0.001, 0.01, 0.03, 0.05
			Beta 1 (β_1)	0.9
			Beta 2 (β_2)	0.99

3.5 วัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลอง

ในการเปรียบเปรียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองโดยใช้ค่าวัดความถูกต้องการพยากรณ์ คือ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAE) และ ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) โดยพิจารณาแบบจำลองที่ให้ค่า MAPE ของข้อมูลชุดทดสอบต่ำสุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.6 สรุปผล

จากการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม คัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากการวัดความถูกต้องการพยากรณ์ด้วยค่า MAPE ของข้อมูลชุดทดสอบเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีที่บริษัทใช้งานอยู่ด้วยค่า MAPE และ MAE ของข้อมูลชุดฝึกหัด ข้อมูลชุดทดสอบ และ ข้อมูลชุดทวนสอบ พร้อมสรุปผลการวิจัยว่าวิธีใดเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่ม H

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

4.1 คัดเลือกแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มที่เหมาะสม

4.1.1 ผลการวิเคราะห์การพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม กรณีที่ 1 กำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า

ในงานวิจัยได้กำหนดลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังต่อไปนี้

1. จำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับจำนวนตัวแปรอิสระที่ใช้ในการวิเคราะห์ เท่ากับ 89
2. จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับตัวแปรปริมาณยอดขายสินค้าประเภท H เท่ากับ 1
3. จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 89, 79, 69, 59, 49, 39, 29, 19 และ 9
4. ฟังก์ชันกระตุ้น คือ Sigmoid Function
5. การดรอปเอาท์ เท่ากับ 0.2
6. จำนวนรอบในการเรียนรู้ (Epoch) เท่ากับ 700
7. ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม
   7.1 Adam ค่าพารามิเตอร์เพิ่มเติม คือ β_1= 0.9 , β_2 = 0.99
   7.2 SGD ค่าพารามิเตอร์เพิ่มเติม คือ โมเมนตัม เท่ากับ 0.5 , 0.7 และ 0.9
8. อัตราการเรียนรู้ เท่ากับ 0.001 , 0.01 , 0.03 และ 0.05

การแสดงผลการวิเคราะห์การพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม กรณีที่ 1 กำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้าจะสรุปในรูปตารางที่ 4.1 – 4.8 ผลการวิเคราะห์จะแสดง ค่า MAPE และ MAE ของข้อมูลชุดฝึกหัด ข้อมูลชุดทดสอบ และข้อมูลชุดทวนสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 1)

โครงข่ายประสาทเทียม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
89 - 89 - 1	336.50	11497.71	**886.42**	**10493.65**	147.98	6918.61
89 - 79 - 1	343.33	**11405.85**	916.62	10496.39	**131.43**	**6903.63**
89 - 69 - 1	341.53	11445.74	896.61	10516.34	150.65	6979.34
89 - 59 - 1	344.17	11500.32	913.76	10510.88	147.15	7063.86
89 - 49 - 1	340.57	11460.98	926.30	10588.58	145.94	6968.84
89 - 39 - 1	354.29	11473.24	917.28	10651.23	161.88	7175.24
89 - 29 - 1	344.31	11481.68	920.98	10727.98	152.85	7222.67
89 - 19 - 1	**334.51**	11505.43	893.02	10802.55	175.18	7314.34
89 - 9 - 1	359.26	11737.78	893.32	11112.00	162.94	8223.17

จากตารางที่ 4.1 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 334.51) คือ โครงข่าย 89-19-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 19 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 11405.85) คือ โครงข่าย 89-79-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 79 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 886.42) คือ โครงข่าย 89-89-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 89 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 10493.65) คือ โครงข่าย 89-89-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 89 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 131.43) คือ โครงข่าย 89-79-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 79 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 6903.63) คือ โครงข่าย 89-79-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 79 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

ตารางที่ 4.2 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 1)

โครงข่ายประสาทเทียม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
89 - 89 - 1	527.86	10349.53	696.79	7886.63	119.25	20626.32
89 - 79 - 1	566.43	10951.43	**646.28**	7722.55	164.91	18941.90
89 - 69 - 1	451.21	10282.99	665.20	7650.20	**96.35**	15703.85
89 - 59 - 1	412.59	**10001.10**	764.11	**7533.28**	159.11	15517.24
89 - 49 - 1	437.19	10383.54	824.26	7998.03	203.60	13853.32
89 - 39 - 1	402.42	10243.82	654.39	7964.12	226.03	15013.47
89 - 29 - 1	414.11	10316.24	665.98	8493.18	177.78	9725.04
89 - 19 - 1	**374.78**	10791.03	715.87	9279.78	174.26	**7824.27**
89 - 9 - 1	421.05	11324.40	860.02	10379.10	188.87	8946.71

จากตารางที่ 4.2 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 374.78) คือ โครงข่าย 89-19-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 19 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 10001.10) คือ โครงข่าย 89-59-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 59 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 646.28) คือ โครงข่าย 89-79-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 79 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 7533.28) คือ โครงข่าย 89-59-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 59 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 96.35) คือ โครงข่าย 89-69-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 69 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 7824.27) คือ โครงข่าย 87-19-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 19 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

ตารางที่ 4.3 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 1)

โครงข่ายประสาทเทียม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
89 - 89 - 1	**251.14**	11842.87	458.65	9056.44	106.63	17744.97
89 - 79 - 1	328.58	11008.35	521.21	8456.62	**85.89**	12370.33
89 - 69 - 1	283.72	11230.36	487.30	8671.21	165.74	14083.77
89 - 59 - 1	322.94	11204.10	**403.05**	8513.88	112.42	14256.82
89 - 49 - 1	411.55	11273.93	572.19	8399.05	152.32	14048.92
89 - 39 - 1	267.53	11242.46	491.99	9077.88	167.52	15648.88
89 - 29 - 1	450.87	**10590.79**	747.23	**7974.36**	185.13	13047.56
89 - 19 - 1	298.60	11646.59	596.51	9371.85	138.27	11402.68
89 - 9 - 1	416.72	11570.92	794.72	10592.08	169.78	**8526.36**

จากตารางที่ 4.3 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 208.66) คือ โครงข่าย 89-89-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 89 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 10590.79) คือ โครงข่าย 89-29-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 29 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 403.05) คือ โครงข่าย 89-59-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 59 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 7974.36) คือ โครงข่าย 89-29-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 29 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 85.89) คือ โครงข่าย 89-79-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 79 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 8526.36) คือ โครงข่าย 89-9-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

ตารางที่ 4.4 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 1)

โครงข่ายประสาทเทียม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
89 - 89 - 1	331.61	11941.39	711.00	9434.32	210.75	10898.44
89 - 79 - 1	446.77	14521.46	1288.32	12426.05	257.80	12599.42
89 - 69 - 1	**208.06**	**11249.23**	696.11	**9155.76**	124.68	10437.32
89 - 59 - 1	345.05	11918.14	978.13	9400.70	164.24	12673.56
89 - 49 - 1	260.62	12506.75	558.08	10545.59	128.56	14422.67
89 - 39 - 1	242.54	11477.26	**468.43**	9397.88	**100.97**	12104.69
89 - 29 - 1	318.52	11980.50	676.94	9402.58	162.68	11824.19
89 - 19 - 1	326.07	11482.62	714.71	9530.01	174.16	10783.45
89 - 9 - 1	314.63	12252.00	763.83	11132.46	182.15	**9242.09**

จากตารางที่ 4.4 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 208.06) คือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงข่าย 89-69-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 69 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 11249.23) คือ โครงข่าย 87-69-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 69 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 468.43) คือ โครงข่าย 89-39-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 39 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 9155.76) คือ โครงข่าย 89-69-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 69 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 100.97) คือ โครงข่าย 89-39-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 39 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 9242.09) คือ โครงข่าย 89-9-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.5 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 1)

แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล	โมเมนตัม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
		MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
89 - 89 - 1	0.7	1909.56	24506.50	3054.40	25175.80	727.90	23933.84
	0.9	1661.75	23319.05	3172.37	24144.69	712.44	22940.78
89 - 79 - 1	0.7	1710.21	23915.78	3020.52	24653.49	703.37	22938.98
	0.9	1747.71	23561.63	3241.09	24401.59	684.78	22842.44
89 - 69 - 1	0.7	1764.92	24247.91	3038.66	24966.40	690.23	23234.33
	0.9	1580.48	23286.05	3182.55	24093.52	**625.37**	**22170.07**
89 - 59 - 1	0.7	1818.31	24251.13	3154.64	25038.73	678.61	23232.01
	0.9	1733.26	23520.36	3091.25	24243.33	702.72	22937.62
89 - 49 - 1	0.7	1718.40	23672.44	3080.68	24486.18	713.08	23075.15
	0.9	1600.99	23145.98	3125.27	**23995.16**	644.48	22241.28
89 - 39 - 1	0.7	1771.59	24003.19	3041.15	24807.17	739.73	23470.83
	0.9	**1559.33**	**23117.16**	3122.45	23997.76	679.06	22449.92
89 - 29 - 1	0.7	1727.81	23956.11	2983.24	24673.78	685.86	23150.21
	0.9	1659.81	23399.55	3228.38	24277.66	688.66	22770.60
89 - 19 - 1	0.7	1882.55	24337.09	2976.89	25038.64	743.47	23917.15
	0.9	1753.37	23626.79	3219.61	24456.33	689.13	22858.50
89 - 9 - 1	0.7	1774.49	24261.41	**2883.96**	24921.78	758.44	24061.20
	0.9	1668.73	23644.36	3178.70	24395.21	738.52	23259.07

จากตารางที่ 4.5 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 1559.33) คือ โครงข่าย 89-39-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 39 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 23117.16) คือ โครงข่าย 89-39-1 ที่มีจำนวนโหนดใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 39 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 2883.96) คือ โครงข่าย 89-9-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.7 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 23995.16) คือ โครงข่าย 89-49-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 49 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 625.37) คือ โครงข่าย 89-69-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 69 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 22170.07) คือ โครงข่าย 89-69-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 69 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัม 0.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.6 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 1)

แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล	โมเมนตัม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
		MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
89 - 89 - 1	0.7	1352.43	21864.23	2961.24	22828.41	563.75	21028.14
	0.9	913.58	19172.95	2530.60	19934.49	439.86	18184.05
89 - 79 - 1	0.7	1308.02	21957.59	2956.90	22913.73	570.32	21203.35
	0.9	**892.7**	19165.28	2486.35	20038.18	**425.47**	17995.15
89 - 69 - 1	0.7	1305.57	21986.95	3046.94	22992.75	558.33	21045.14
	0.9	944.04	19060.4	**2414.42**	19835.38	473.49	18103.77
89 - 59 - 1	0.7	1383.07	22122.71	3078.01	23092.55	555.04	21183.32
	0.9	926.49	19106.95	2429.03	19883.62	439.21	18020.27
89 - 49 - 1	0.7	1319.51	22190.87	3024.15	23165.11	566.78	21347.78
	0.9	947.18	**18689.16**	2422.59	**19391.44**	457.44	**17645.26**
89 - 39 - 1	0.7	1351.59	22185.01	3189.49	23154.06	585.39	21435.86
	0.9	921.92	19728.07	2648.35	20676.78	444.9	18541.38
89 - 29 - 1	0.7	1321.81	21968.66	3078.26	22990.88	544.77	20872.53
	0.9	1051.49	20557.5	2703.41	21567.61	445.39	19438.80
89 - 19 - 1	0.7	1364.74	21966.43	3137.73	23029.62	580.55	21514.80
	0.9	987.82	20259.29	2677.30	21316.78	482.86	19451.26
89 - 9 - 1	0.7	1394.44	22348.46	3123.65	23303.5	621.85	21705.81
	0.9	980.41	20806.33	2842.84	21835.38	484.15	19587.86

จากตารางที่ 4.6 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 892.7) คือ โครงข่าย 89-79-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 79 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 18689.16) คือ โครงข่าย 89-49-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 49 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 2414.42) คือ โครงข่าย 89-69-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 69 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 19391.44) คือ โครงข่าย 89-49-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 49 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 425.47) คือ โครงข่าย 89-79-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 79 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 17645.26) คือ โครงข่าย 89-49-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 49 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัม 0.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.7 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 1)

แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล	โมเมนตัม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
		MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
89 - 89 - 1	0.7	933.13	19453.37	2450.49	20256.61	461.48	18537.30
	0.9	742.75	14769.91	1946.37	14977.14	363.16	12878.77
89 - 79 - 1	0.7	934.33	19351.50	2493.98	20170.54	455.81	18312.42
	0.9	770.78	14848.21	1968.49	15058.99	364.92	12857.50
89 - 69 - 1	0.7	975.54	19513.27	2600.63	20388.81	461.19	18532.31
	0.9	738.53	14756.89	1982.56	14919.69	365.97	12863.44
89 - 59 - 1	0.7	942.10	19317.69	2467.35	20098.74	451.98	18229.29
	0.9	697.65	14626.51	1862.40	14803.42	356.45	12891.85
89 - 49 - 1	0.7	879.96	19579.00	2565.91	20424.21	430.59	18266.09
	0.9	664.15	14517.67	1806.59	14727.13	346.06	12941.58
89 - 39 - 1	0.7	923.50	18881.58	2572.59	19628.24	443.41	18099.31
	0.9	689.39	14649.58	1897.04	14852.79	346.52	12748.86
89 - 29 - 1	0.7	876.30	19309.53	2538.61	20066.99	442.95	18153.59
	0.9	670.56	14514.03	1910.21	14680.68	347.51	12684.26
89 - 19 - 1	0.7	981.49	19884.87	2617.85	20811.21	438.91	18821.87
	0.9	**548.31**	**14080.33**	**1690.46**	**14236.61**	**319.70**	**11924.85**
89 - 9 - 1	0.7	999.12	20655.26	2813.06	21680.86	460.54	19457.17
	0.9	712.05	14569.41	1924.51	14704.29	350.95	12347.23

จากตารางที่ 4.7 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 548.31) คือ โครงข่าย 89-19-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 19 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 14080.33) คือ โครงข่าย 89-19-1 ที่มีจำนวนโหนดใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 19 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 1690.46) คือ โครงข่าย 89-49-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 49 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 14236.61) คือ โครงข่าย 89-19-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 19 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 319.70) คือ โครงข่าย 89-19-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 19 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 11924.85) คือ โครงข่าย 89-19-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 19 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัม 0.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.8 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 1)

แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล	โมเมนตัม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
		MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
89 - 89 - 1	0.7	767.15	16416.30	2001.12	16831.20	381.36	14743.40
	0.9	612.26	14031.91	1636.31	14230.31	304.55	11476.36
89 - 79 - 1	0.7	782.70	16014.28	2017.36	16357.94	373.93	14219.11
	0.9	677.67	13881.77	1776.93	13970.32	338.53	11830.31
89 - 69 - 1	0.7	781.34	16125.77	2040.32	16579.01	381.27	14315.25
	0.9	584.41	13478.25	1571.04	13556.37	303.32	11185.68
89 - 59 - 1	0.7	773.61	16346.06	1987.54	16746.28	375.18	14440.20
	0.9	614.03	13594.34	1671.69	13696.44	316.32	11454.95
89 - 49 - 1	0.7	742.52	16203.11	2088.09	16583.54	388.40	14649.81
	0.9	525.68	13307.76	1516.23	13399.93	299.08	11088.32
89 - 39 - 1	0.7	651.39	16610.42	2089.48	17090.74	357.99	15039.66
	0.9	608.35	13681.12	1703.22	13744.76	328.78	11394.45
89 - 29 - 1	0.7	668.58	16200.48	2010.04	16651.61	351.85	14555.12
	0.9	575.59	13612.99	1686.04	13645.74	319.08	11125.06
89 - 19 - 1	0.7	774.60	17329.86	2016.01	17845.38	394.53	16126.73
	0.9	608.35	13681.12	1703.22	13744.76	328.78	11394.45
89 - 9 - 1	0.7	700.94	18032.27	2122.65	18697.30	394.17	17018.18
	0.9	**494.23**	**13193.27**	**1485.98**	**13239.12**	**279.16**	**10496.30**

จากตารางที่ 4.8 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 494.23) คือ โครงข่าย 89-9-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 13193.27) คือ โครงข่าย 89-9-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 1485.98) คือ โครงข่าย 89-9-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 13239.12) คือ โครงข่าย 89-9-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

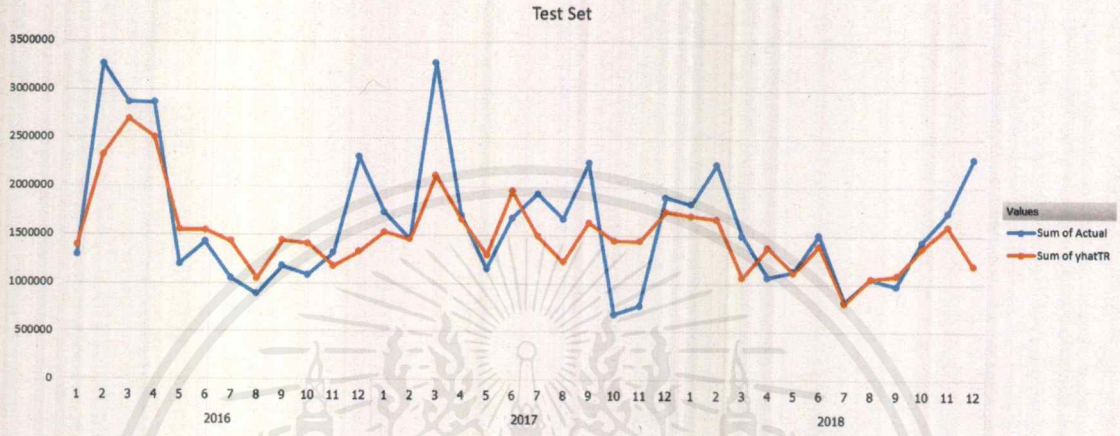
โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 279.16) คือ โครงข่าย 89-9-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 10496.30) คือ โครงข่าย 89-9-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัม 0.9

จากการกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ที่ 0.001 , 0.01 , 0.03 , 0.05 กำหนดฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ กำหนดฟังก์ชันหาค่าที่เหมาะสม เป็น Adam และ SGD ดังผลการวิเคราะห์ตารางที่ 4.1-4.8 ซึ่งเกณฑ์ที่ใช้ในการเลือกโครงข่ายประสาทเทียมในการวิจัยครั้งนี้ คือ โครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุดของชุดข้อมูลทดสอบ พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่า MAPE ของข้อมูลชุดทดสอบต่ำที่สุด คือ โครงข่าย 89-69-1 โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมมีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 89 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 69 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสมเป็น Adam และค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05

จากการเลือกโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับกรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า ได้นำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้พยากรณ์ข้อมูล โดยข้อมูลจากรูป 4.1 เป็นปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลชุดทดสอบ กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้าเปรียบเทียบปริมาณยอดขายสินค้าจริง กำหนดให้เส้นกราฟสีฟ้า (Sum of Actual) คือ ปริมาณยอดขายสินค้าจริง และ เส้นกราฟสีส้ม (Sum of yhatTR) คือ ปริมาณยอดขายสินค้าที่พยากรณ์ได้ ซึ่งจากรูปที่ 4.1 ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ.2559 – ธันวาคม พ.ศ.2561 ส่วนใหญ่แต่ละเดือนมีความ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ข้อมูลสูงเมื่อเปรียบเทียบปริมาณยอดขายสินค้าจริง ตัวอย่างเช่น เดือนมีนาคม พ.ศ.2560 ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ = 2,112,457.597 ลิตร ปริมาณยอดขายสินค้าจริง = 3,284,826.6 ลิตร ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ = 1,172,369.003 ลิตร คิดเป็นร้อยละ 35.69



รูปที่ 4.1 เปรียบเทียบปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลที่เหมาะสมกับปริมาณยอดขายสินค้าจริง กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.2 ผลการวิเคราะห์การพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม กรณีที่ 2 กำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า

ในงานวิจัยได้กำหนดลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังต่อไปนี้

1. จำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับจำนวนตัวแปรอิสระที่ใช้ในการวิเคราะห์ เท่ากับ 13
2. จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับตัวแปรปริมาณยอดขายสินค้าประเภท H เท่ากับ 1
3. จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 13 , 12 , 11 , 10 , 9 , 8 , 7 , 6 และ 5
4. ฟังก์ชันกระตุ้น คือ Sigmoid Function
5. การดรอปเอาท์ เท่ากับ 0.2
6. จำนวนรอบในการเรียนรู้ (Epoch) เท่ากับ 700
7. ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม
   7.1 Adam ค่าพารามิเตอร์เพิ่มเติม คือ β_1 = 0.9 , β_2 = 0.99
   7.2 SGD ค่าพารามิเตอร์เพิ่มเติม คือ โมเมนตัม เท่ากับ 0.5 , 0.7 และ 0.9
8. อัตราการเรียนรู้ เท่ากับ 0.001 , 0.01 , 0.03 และ 0.05

การแสดงผลการวิเคราะห์การพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม กรณีที่ 1 กำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้าจะสรุปในรูปตารางที่ 4.9 – 4.16 ผลการวิเคราะห์จะแสดง ค่า MAPE และ MAE ของข้อมูลชุดฝึกหัด ข้อมูลชุดทดสอบ และข้อมูลชุดทวนสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.9 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 2)

โครงข่ายประสาทเทียม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
13 - 13 - 1	31.36	106552.52	32.54	100118.31	20.59	63990.53
13 - 12 - 1	31.27	106059.29	32.21	**99689.45**	20.52	62662.26
13 - 11 - 1	31.39	106193.29	32.40	100055.92	20.76	63360.68
13 - 10 - 1	31.08	105221.01	32.48	100052.48	21.39	64340.57
13 - 9 - 1	31.01	105671.44	32.12	100031.12	20.43	63846.31
13 - 8 - 1	**30.42**	103761.84	32.55	100120.35	20.43	63059.90
13 - 7 - 1	30.52	104194.57	**31.86**	100175.29	**19.80**	**62613.19**
13 - 6 - 1	30.78	**103614.40**	33.98	101319.58	22.15	64659.91
13 : 5 - 1	31.59	106191.42	32.45	101805.42	21.63	68248.42

จากตารางที่ 4.9 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 30.42) คือ โครงข่าย 13-8-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 8 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 103614.40) คือ โครงข่าย 13-6-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 6 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 31.86) คือ โครงข่าย 13-7-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 7 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 99689.45) คือ โครงข่าย 13-12-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 19.80) คือ โครงข่าย 13-7-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 7 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ต่ำสุด (MAE = 62613.19) คือ โครงข่าย 13-7-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 7 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

ตารางที่ 4.10 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 2)

โครงข่ายประสาทเทียม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
13 - 13 - 1	30.16	101143.59	**29.36**	**87132.64**	20.99	61332.50
13 - 12 - 1	30.86	102594.38	30.28	91117.81	18.74	55154.67
13 - 11 - 1	30.00	104004.63	29.72	93105.01	20.08	58539.48
13 - 10 - 1	**29.40**	**99356.45**	29.51	91571.92	**16.97**	**56712.17**
13 - 9 - 1	31.13	102876.48	31.06	91940.98	20.37	62633.82
13 - 8 - 1	30.31	102971.45	29.74	93377.81	20.79	64338.24
13 - 7 - 1	30.26	100692.52	30.73	91187.43	20.52	61249.00
13 - 6 - 1	29.95	100175.97	30.67	92172.64	21.16	65604.22
13 - 5 - 1	31.72	107902.44	31.34	98351.39	22.34	68002.37

จากตารางที่ 4.10 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 29.40) คือ โครงข่าย 13-10-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 99356.45) คือ โครงข่าย 13-10-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 29.36) คือ โครงข่าย 13-13-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 13 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ต่ำสุด (MAE = 87132.64) คือ โครงข่าย 13-13-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 13 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 16.97) คือ โครงข่าย 13-10-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 56712.17) คือ โครงข่าย 13-10-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

ตารางที่ 4.11 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 2)

โครงข่ายประสาทเทียม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
13 - 13 - 1	27.47	92319.02	26.09	76679.49	**19.07**	**65691.13**
13 - 12 - 1	27.40	92550.94	**24.61**	**75442.14**	24.54	71021.33
13 - 11 - 1	28.08	95689.38	25.67	77391.24	23.91	66679.32
13 - 10 - 1	**27.39**	**91476.92**	27.30	80552.69	23.74	71181.73
13 - 9 - 1	29.12	96660.78	27.94	85794.82	23.45	69661.30
13 - 8 - 1	28.16	96805.13	26.35	85164.53	22.14	70326.33
13 - 7 - 1	32.15	107459.37	31.51	93898.81	32.02	87562.31
13 - 6 - 1	29.48	98108.85	28.57	85993.26	30.59	87336.32
13 - 5 - 1	28.85	93388.80	30.59	86842.38	32.22	86625.72

จากตารางที่ 4.11 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 27.39) คือ โครงข่าย 13-10-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 91476.92) คือ โครงข่าย 13-10-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 24.61) คือ โครงข่าย 13-12-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 75442.14) คือ โครงข่าย 13-12-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 19.07) คือ โครงข่าย 13-13-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 13 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 65691.13) คือ โครงข่าย 13-13-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 13 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

ตารางที่ 4.12 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam (กรณีที่ 2)

โครงข่ายประสาทเทียม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		Validation	
	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
13 - 13 - 1	30.65	97489.81	27.35	76755.75	23.33	67641.73
13 - 12 - 1	**26.33**	**91829.44**	**22.70**	**72912.27**	**16.62**	**58783.70**
13 - 11 - 1	28.14	95785.98	26.17	82502.62	23.03	70472.98
13 - 10 - 1	26.64	92002.61	24.94	77128.27	20.17	60281.92
13 - 9 - 1	30.71	99606.08	27.70	82877.53	25.66	73936.78
13 - 8 - 1	29.71	98281.70	28.27	84910.38	27.52	75077.68
13 - 7 - 1	27.11	92687.79	25.04	80963.76	22.92	75010.53
13 - 6 - 1	28.16	95546.00	28.07	86135.93	31.37	98228.85
13 - 5 - 1	32.59	111917.57	30.26	95105.80	25.62	77385.83

จากตารางที่ 4.12 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

= 26.33) คือ โครงข่าย 13-12-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 91829.44) คือ โครงข่าย 13-12-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 22.70) คือ โครงข่าย 13-12-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 72912.27) คือ โครงข่าย 13-12-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 16.62) คือ โครงข่าย 13-12-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 58783.70) คือ โครงข่าย 13-12-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.13 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 2)

แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล	โมเมนตัม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
		MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
13 - 13 - 1	0.7	63.16	151987.84	72.79	161552.03	78.91	148617.31
	0.9	57.71	140508.20	64.82	145242.26	61.25	119138.21
13 - 12 - 1	0.7	69.61	166805.72	79.94	176515.57	88.71	168987.60
	0.9	58.00	140982.61	66.71	149819.08	61.48	123011.80
13 - 11 - 1	0.7	64.38	158369.70	72.59	162192.00	69.23	148110.20
	0.9	56.16	141974.08	63.20	144484.96	55.26	120437.23
13 - 10 - 1	0.7	70.39	167846.33	82.28	177295.97	76.33	159477.56
	0.9	54.10	**132936.19**	61.70	142097.72	64.08	123096.11
13 - 9 - 1	0.7	65.43	159228.79	77.06	170039.64	76.82	155597.82
	0.9	**53.94**	136345.62	**60.67**	**139651.47**	**52.22**	**108581.92**
13 - 8 - 1	0.7	67.99	163529.11	80.17	174593.55	67.94	150420.76
	0.9	59.20	144737.51	67.94	152609.91	70.30	134789.88
13 - 7 - 1	0.7	68.67	160656.01	80.23	174417.24	90.80	165307.80
	0.9	57.94	141140.50	65.52	147163.93	61.03	122812.11
13 - 6 - 1	0.7	77.37	178008.61	90.89	190943.08	90.04	175601.77
	0.9	57.72	142046.14	64.73	146409.45	55.17	117080.28
13 - 5 - 1	0.7	77.76	178436.19	91.74	192211.59	89.78	176391.27
	0.9	60.15	146753.45	68.23	151930.58	71.01	137461.05

จากตารางที่ 4.13 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 53.94) คือ โครงข่าย 13-9-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 132936.19) คือ โครงข่าย 13-10-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 60.67) คือ โครงข่าย 13-9-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 139651.47) คือ โครงข่าย 13-9-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 52.22) คือ โครงข่าย 13-9-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 108581.92) คือ โครงข่าย 13-9-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัม 0.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.14 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 2)

แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล	โมเมนตัม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
		MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
13 - 13 - 1	0.7	43.61	123806.96	47.29	125870.25	32.71	80449.31
	0.9	40.34	116406.24	43.83	118025.32	33.82	77580.93
13 - 12 - 1	0.7	45.51	125710.84	49.47	127687.68	41.88	79447.87
	0.9	39.51	**114442.13**	**42.45**	116112.48	34.25	79689.74
13 - 11 - 1	0.7	46.07	126375.83	50.46	128098.57	40.09	91089.21
	0.9	**40.03**	114528.80	43.86	117248.88	34.50	78940.18
13 - 10 - 1	0.7	41.91	120213.39	45.88	122884.74	34.85	83455.35
	0.9	41.27	117119.75	44.78	117517.97	34.02	78796.57
13 - 9 - 1	0.7	43.15	123138.23	47.34	123364.58	35.22	84602.76
	0.9	40.01	114595.74	43.96	**116597.39**	32.17	**74724.90**
13 - 8 - 1	0.7	42.88	118979.74	46.52	121394.40	39.45	84232.65
	0.9	40.12	115429.97	43.80	117100.34	34.90	79529.64
13 - 7 - 1	0.7	47.54	121653.86	53.80	127103.36	52.24	101758.86
	0.9	40.15	118288.85	42.77	117535.40	30.68	76342.51
13 - 6 - 1	0.7	49.11	129887.89	54.12	131210.93	47.58	99935.57
	0.9	40.23	118783.17	43.51	119856.52	33.05	81756.14
13 - 5 - 1	0.7	48.09	127004.74	53.68	129772.21	40.46	88777.63
	0.9	40.30	122750.02	43.76	123264.65	**26.71**	76906.05

จากตารางที่ 4.14 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 40.03) คือ โครงข่าย 13-11-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 11 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 114442.13) คือ โครงข่าย 13-12-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 42.45) คือ โครงข่าย 13-12-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 116597.39) คือ โครงข่าย 13-9-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 26.71) คือ โครงข่าย 13-5-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 5 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 74724.90) คือ โครงข่าย 13-9-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัม 0.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.15 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 2)

แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล	โมเมนตัม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
		MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
13 - 13 - 1	0.7	39.29	114287.27	42.47	115425.82	30.15	72235.17
	0.9	37.38	110849.61	40.26	111429.29	31.38	75542.30
13 - 12 - 1	0.7	40.42	113979.98	44.38	116669.34	33.49	76098.35
	0.9	35.45	107663.47	38.41	109558.48	28.48	72393.71
13 - 11 - 1	0.7	39.73	116258.37	43.09	115676.88	29.82	74230.53
	0.9	36.80	111082.80	39.00	110595.00	**28.43**	71433.18
13 - 10 - 1	0.7	40.98	115868.35	44.97	119075.82	40.11	85269.44
	0.9	37.45	110252.75	41.00	111384.00	32.54	75987.29
13 - 9 - 1	0.7	38.03	112055.28	41.86	114676.67	31.91	76685.63
	0.9	37.61	110270.49	41.00	111064.00	29.55	**70876.09**
13 - 8 - 1	0.7	41.87	115080.51	46.74	117812.10	36.54	80926.62
	0.9	35.82	107010.76	39.00	108895.00	28.91	70985.89
13 - 7 - 1	0.7	40.69	119677.50	43.09	120386.52	31.51	77759.42
	0.9	36.24	109842.24	39.00	110796.00	29.36	73450.51
13 - 6 - 1	0.7	39.85	115605.63	43.00	117147.04	32.44	74974.05
	0.9	**34.86**	**105810.19**	**38.00**	**107738.00**	28.85	71091.22
13 - 5 - 1	0.7	44.30	116174.83	48.48	118215.93	46.42	93190.00
	0.9	37.11	110060.56	41.00	111077.00	28.52	71956.14

จากตารางที่ 4.15 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.03 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 34.86) คือ โครงข่าย 13-6-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 6 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 105810.19) คือ โครงข่าย 13-6-1 ที่มีจำนวนโหนดใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 6 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 38.00) คือ โครงข่าย 13-6-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 6 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 107738.00) คือ โครงข่าย 13-6-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 6 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 28.43) คือ โครงข่าย 13-11-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 11 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 70876.09) คือ โครงข่าย 13-9-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัม 0.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.16 ค่า MAPE และ MAE ของการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเครื่องดื่มประเภท H โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อกำหนด ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD (กรณีที่ 2)

แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล	โมเมนตัม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
		MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
13 - 13 - 1	0.7	37.87	112023.56	40.88	113553.10	30.62	74245.21
	0.9	34.65	108102.64	37.00	107585.00	26.80	70892.32
13 - 12 - 1	0.7	38.49	113415.52	41.10	113422.69	30.25	73745.43
	0.9	36.01	109440.49	39.00	109453.00	30.17	74659.38
13 - 11 - 1	0.7	39.58	113444.47	42.83	115281.96	35.05	78693.73
	0.9	35.11	110495.37	37.00	108965.00	27.35	72675.46
13 - 10 - 1	0.7	40.05	113251.17	43.62	114104.65	36.06	79157.99
	0.9	34.33	107538.54	37.00	107549.00	26.93	71973.78
13 - 9 - 1	0.7	37.53	114073.08	39.95	114514.09	30.47	76216.23
	0.9	35.68	109999.99	39.00	109808.00	28.35	72808.39
13 - 8 - 1	0.7	39.45	112558.51	43.48	113574.22	29.39	70088.47
	0.9	33.96	107713.17	37.00	106927.00	26.06	70469.37
13 - 7 - 1	0.7	39.02	109045.98	43.84	113241.02	35.57	77665.40
	0.9	34.26	**105623.04**	38.00	106911.00	27.06	70622.22
13 - 6 - 1	0.7	38.80	115534.58	41.27	114333.92	34.98	82169.44
	0.9	**33.52**	105814.59	37.00	105268.00	**24.76**	**67264.67**
13 - 5 - 1	0.7	38.55	110867.75	42.40	111900.32	33.47	77446.86
	0.9	34.32	106688.69	**36.32**	**107029.00**	27.88	72150.27

จากตารางที่ 4.16 เมื่อกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ SGD พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 33.52) คือ โครงข่าย 13-6-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 6 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 105623.04) คือ โครงข่าย 13-7-1 ที่มีจำนวนโหนดใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 7 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดฝึกหัด (Training Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 36.32) คือ โครงข่าย 13-5-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 5 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 107029.00) คือ โครงข่าย 13-5-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 5 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9

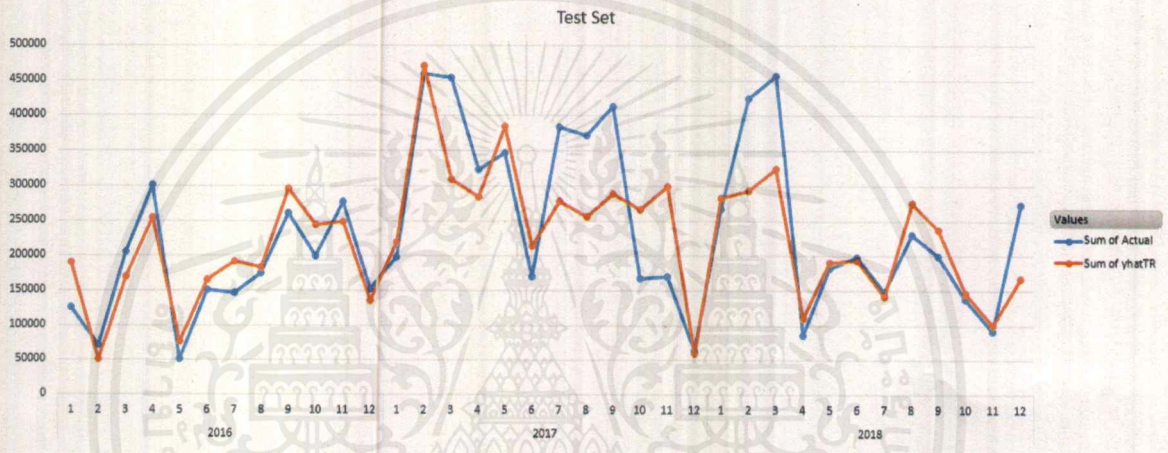
โครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลชุดทวนสอบ (Validation Set) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด (MAPE = 24.76) คือ โครงข่าย 13-6-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 6 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.9 และให้ค่า MAE ที่ต่ำสุด (MAE = 67264.67) คือ โครงข่าย 13-6-1 ที่มีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนในชั้นซ่อนเท่ากับ 6 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด และค่าโมเมนตัม 0.9

จากการกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ที่ 0.001, 0.01, 0.03, 0.05 กำหนดฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ กำหนดฟังก์ชันหาค่าที่เหมาะสม เป็น Adam และ SGD ดังผลการวิเคราะห์ตารางที่ 4.1-4.8 ซึ่งเกณฑ์ที่ใช้ในการเลือกโครงข่ายประสาทเทียมในการวิจัยครั้งนี้ คือ โครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุดของชุดข้อมูลทดสอบ พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่า MAPE ของข้อมูลชุดทดสอบต่ำที่สุด คือ โครงข่าย 13-12-1 โดยที่ โครงข่ายประสาทเทียมมีจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนด จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสมเป็น Adam และค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05

จากการเลือกโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับกรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในภูมิภาคของพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า ได้นำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้พยากรณ์ข้อมูล โดยข้อมูลจากรูป 4.2 เป็นปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลชุดทดสอบ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้าเปรียบเทียบปริมาณยอดขายสินค้าจริง กำหนดให้เส้นกราฟสีฟ้า (Sum of Actual) คือ ปริมาณยอดขายสินค้าจริง และ เส้นกราฟสีส้ม (Sum of yhatTR) คือ ปริมาณยอดขายสินค้าที่พยากรณ์ได้ ซึ่งจากรูปที่ 4.2 ในปี พ.ศ.2559 สามารถพยากรณ์ข้อมูลได้ใกล้เคียงกับปริมาณยอดขายสินค้าจริง ตัวอย่างเช่น เดือนสิงหาคม พ.ศ.2559 ปริมาณยอดขายสินค้าที่พยากรณ์ได้ = 1,400,989.42 ลิตร ปริมาณยอดขายสินค้าจริง = 1,336,810.3 ลิตร ความคลาดเคลื่อนจากการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พยากรณ์ = 64,179.12 ลิตร คิดเป็นร้อยละ 4.80 ส่วนในปี พ.ศ.2560 ช่วงเดือนมกราคม – มิถุนายน สามารถพยากรณ์ข้อมูลได้ใกล้เคียงกับปริมาณยอดขายสินค้าจริง แต่ช่วง กรกฎาคม – ธันวาคม มีความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์สูงเมื่อเปรียบเทียบปริมาณยอดขายสินค้าจริง ตัวอย่างเช่น เดือนสิงหาคม พ.ศ.2560 ปริมาณยอดขายสินค้าที่พยากรณ์ได้ = 1,961,264.47 ลิตร ปริมาณยอดขายสินค้าจริง = 2,847,943.35 ลิตร ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ = 886,678.88 ลิตร คิดเป็นร้อยละ 31.13 และในปี พ.ศ.2561 มีเพียงแค่เดือนกุมภาพันธ์และมีนาคม ที่ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์สูงเมื่อเปรียบเทียบยอดขายสินค้าจริง



รูปที่ 4.2 เปรียบเทียบปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลที่เหมาะสมกับปริมาณยอดขายสินค้าจริง กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ข้อมูล

จากการคัดเลือกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม ได้นำไปใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ข้อมูลกับแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน ผลการเปรียบเทียบจะแสดงดังตารางที่ 4.17 - 4.18

ตารางที่ 4.17 เปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า

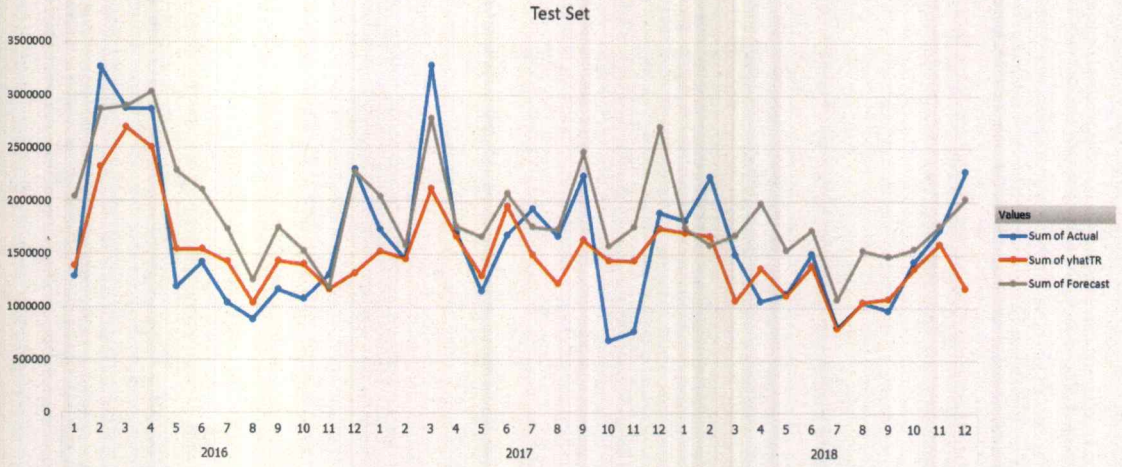
แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
โครงข่าย 89 – 69 – 1	**208.06**	**11249.23**	**696.11**	**9155.76**	**124.68**	**10437.32**
วิธีที่บริษัทใช้อยู่	354.65	14795.13	1391.31	15066.51	285.57	11206.50

จากตารางที่ 4.17 แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 89-69-1 เมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam และฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ ซึ่งข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE = 208.06 , MAE = 11249.23 ข้อมูลชุดฝึกหัดให้ค่า MAPE = 696.11, MAE = 9155.76 ข้อมูลชุดทวนสอบให้ค่า MAPE = 124.68, MAE = 10437.32 และแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE = 354.65, MAE = 14795.13 ข้อมูลชุดฝึกหัดให้ค่า MAPE = 1391.31, MAE = 15066.51 ข้อมูลชุดทวนสอบให้ค่า MAPE = 285.57, MAE = 11206.50

จากผลที่ได้พบว่ากรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า การพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า MAPE และ MAE ต่ำกว่าวิธีการพยากรณ์ที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน สำหรับข้อมูลทั้ง 3 ชุด จึงสรุปว่าแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพกว่าแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน

จากรูปที่ 4.3 แสดงปริมาณยอดขายสินค้าจริง คือ เส้นกราฟสีฟ้า (Sum of Actual) ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม คือ เส้นกราฟสีส้ม (Sum of yhatTR) และปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ คือ เส้นสีชมพู (Sum of Forecast

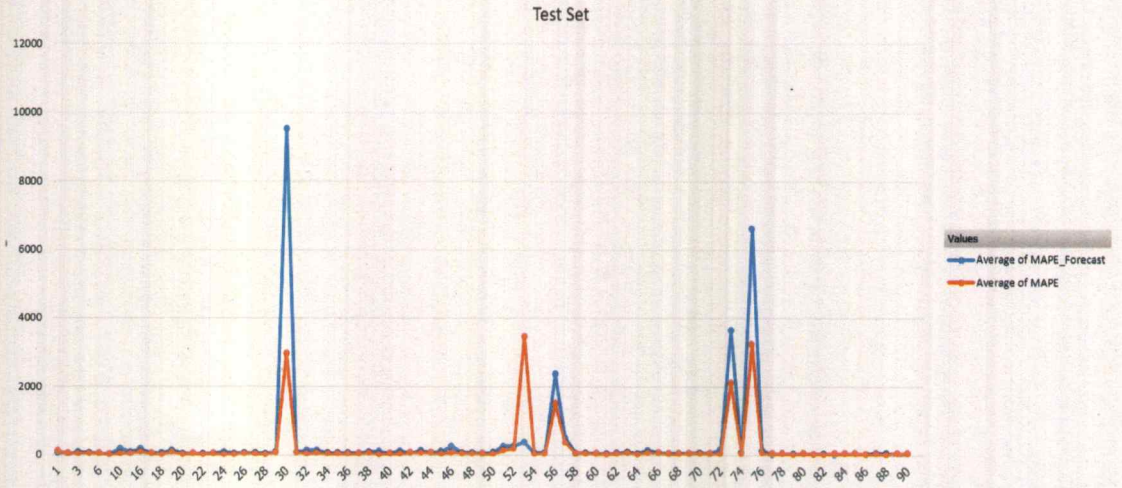
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



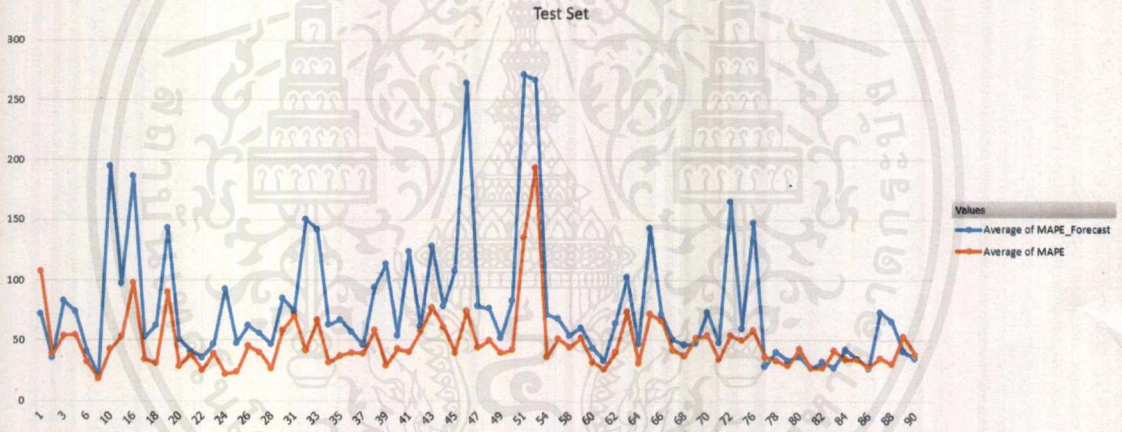
รูปที่ 4.3 กราฟแสดงปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม และ ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า

จากรูปที่ 4.4 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ย MAPE ระหว่างการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลชุดทดสอบกับวิธีที่บริษัทใช้อยู่สำหรับกรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า เมื่อเส้นกราฟสีฟ้า (Average of MAPE_Forecast) คือ ค่าเฉลี่ย MAPE ของการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ และ เส้นกราฟสีส้ม (Average of MAPE) คือ ค่าเฉลี่ย MAPE ของการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งค่าเฉลี่ย MAPE ของทั้ง 2 วิธีให้ค่าสูงที่เด่นชัดมีทั้งหมด 5 จุดด้วยกันคือ จุดพื้นที่การจัดจำหน่ายสินค้าที่ 30, 53, 56, 73 และ 75 ซึ่งจุดที่ 30, 56, 73 และ 75 ให้ค่าเฉลี่ย MAPE ของวิธีการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ต่ำกว่าค่าเฉลี่ย MAPE ของวิธีที่บริษัทใช้อยู่ และจุดที่ 53 ให้ค่าเฉลี่ย MAPE ของวิธีการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่สูงกว่าค่าเฉลี่ย MAPE ของวิธีที่บริษัทใช้อยู่ เมื่อตัดพื้นที่การจัดจำหน่ายทั้ง 5 จุดดังกล่าวออก จะได้กราฟดังรูปที่ (4.5) ซึ่งจะเห็นได้ว่าพื้นที่การจัดจำหน่ายสินค้าส่วนใหญ่ให้ค่าเฉลี่ย MAPE ของการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าที่ต่ำกว่าค่าเฉลี่ย MAPE ของวิธีที่บริษัทใช้อยู่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.4 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ย MAPE ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า



รูปที่ 4.5 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ย MAPE ระหว่างการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลชุดทดสอบกับวิธีที่บริษัทใช้อยู่ เมื่อตัดพื้นที่การจัดจำหน่าย 30, 53, 56, 73 และ 75 กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.18 เปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคจัดจำหน่ายสินค้า

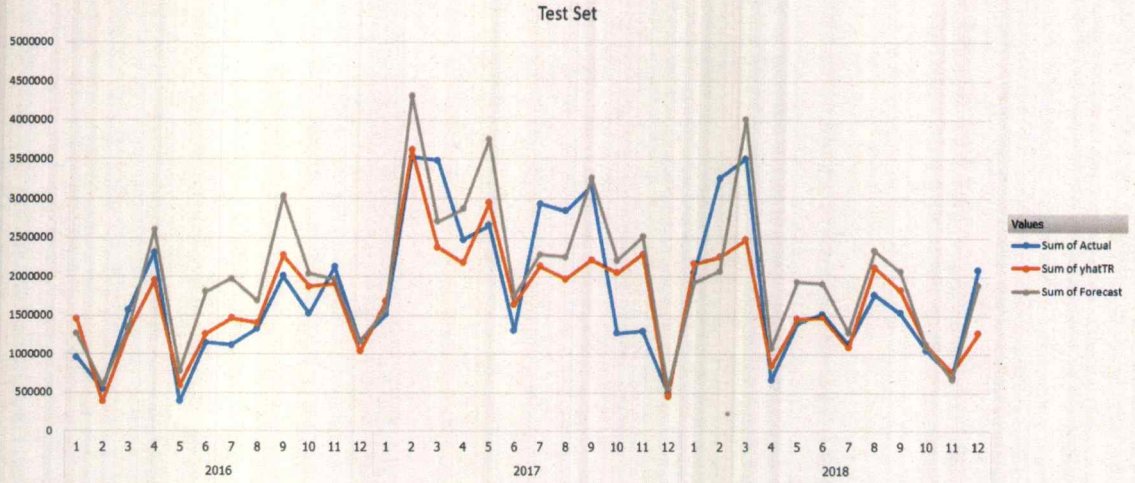
โครงข่ายประสาทเทียม	ข้อมูลชุดทดสอบ		ข้อมูลชุดฝึกหัด		ข้อมูลชุดทวนสอบ	
	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)	MAPE (%)	MAE (ลิตร)
โครงข่าย 13 – 12 - 1	**26.33**	**91829.44**	**22.70**	**72912.27**	**16.62**	**58783.70**
วิธีที่บริษัทใช้อยู่	37.08	111286.92	42.57	107824.34	28.16	82452.10

จากตารางที่ 4.18 แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 13-12-1 อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam และฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ ซึ่งข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE = 26.33 , MAE = 91829.44 ข้อมูลชุดฝึกหัดให้ค่า MAPE = 22.70 , 72912.27 ข้อมูลชุดทวนสอบให้ค่า MAPE = 16.62 , MAE = 58783.70 และแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE = 37.08, MAE = 111286.92 ข้อมูลชุดฝึกหัดให้ค่า MAPE = 42.57, MAE = 107824.34 ข้อมูลชุดทวนสอบให้ค่า MAPE = 28.16 , MAE = 82452.10

จากผลที่ได้พบว่ากรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า MAPE และ MAE ต่ำกว่าแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน จึงสรุปว่าแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพกว่าแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน

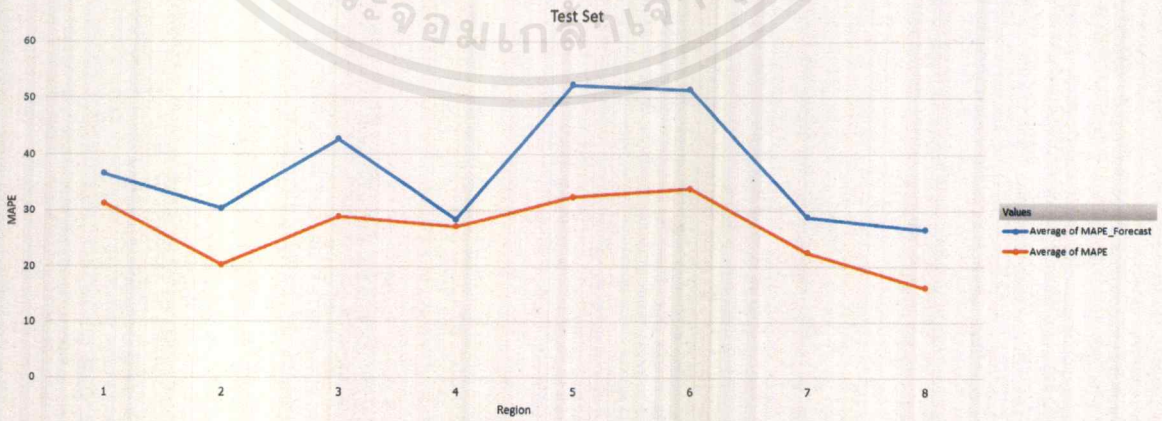
จากรูปที่ 4.6 แสดงปริมาณยอดขายสินค้าจริง คือ เส้นกราฟสีฟ้า (Sum of Actual) ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม คือ เส้นกราฟสีส้ม (Sum of yhatTR) และปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ คือ เส้นสีชมพู (Sum of Forecast)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.6 กราฟแสดงปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม และ ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า

จากรูปที่ 4.7 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ย MAPE ระหว่างการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลชุดทดสอบกับวิธีที่บริษัทใช้อยู่ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า เมื่อ เส้นกราฟสีฟ้า (Average of MAPE_Forecast) คือ ค่าเฉลี่ย MAPE ของการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ และ เส้นกราฟสีส้ม (Average of MAPE) คือ ค่าเฉลี่ย MAPE ของการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จะเห็นได้ว่าทุกภูมิภาคการจัดจำหน่ายสินค้า ค่าเฉลี่ย MAPE ของการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าที่ต่ำกว่าค่าเฉลี่ย MAPE ของวิธีที่บริษัทใช้อยู่



รูปที่ 4.7 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ย MAPE ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และ ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ยอดขายสินค้า โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และนำโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ข้อมูลกับแบบจำลองการพยากรณ์แบบเก่าของบริษัท โดยใช้ค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) และค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE)

5.1.1 ผลการศึกษาการคัดเลือกแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า พบว่าโครงข่ายที่เหมาะสม คือ โครงข่าย 89-69-1 ที่กำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05, ฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam โดยที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด คือ 208.06

5.1.2 ผลการศึกษาการคัดเลือกแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในภูมิภาคของพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า พบว่าโครงข่ายที่เหมาะสม คือ โครงข่าย 13-12-1 ที่กำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ เท่ากับ 0.05, ฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ และ ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม คือ Adam โดยที่ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด คือ 26.33

5.1.3 จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้งานอยู่ในอยู่ในปัจจุบัน แบ่งได้เป็น 2 กรณี คือ

5.1.3.1 กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า พบว่าแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมให้ค่า MAPE และ MAE ต่ำกว่าแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน โดยแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลที่เหมาะสม 89-69-1 ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE เท่ากับ 208.06 %, MAE = 11249.23 ลิตร และแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE เท่ากับ 345.65 %, MAE เท่ากับ 14795.13

5.1.3.2 กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในภูมิภาคของพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมให้ค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

MAPE และ MAE ต่ำกว่าแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน โดยแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลที่เหมาะสม 13-12-1 ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE เท่ากับ 26.33 %, MAE = 91829.44 ลิตร และแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน ข้อมูลชุดทดสอบให้ค่า MAPE เท่ากับ 37.08 %, MAE เท่ากับ 111286.92 ลิตร

5.2 อภิปรายผล

ผลการศึกษาการสร้างแบบจำลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ยอดขายสินค้า กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า ได้แบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม คือ 89-69-1 เมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้ เท่ากับ 0.05, ฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์, ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม Adam ได้ค่า MAPE เท่ากับ 208.06 % และ ค่า MAE เท่ากับ 11,249.23 ลิตร ซึ่งให้ค่าต่ำกว่าแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน (ค่า MAPE เท่ากับ 354.65 % และ MAE เท่ากับ 14795.13) จึงมีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน แต่เนื่องจากค่า MAPE มีค่ามากกว่า 100 % ซึ่งแสดงถึงการพยากรณ์ข้อมูลยังมีความคลาดเคลื่อนสูง ถ้าต้องการนำไปใช้พยากรณ์ยอดขายสินค้าแทนแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบันอาจยังไม่สามารถทำได้จริง แต่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้โดยใช้เป็นต้นแบบในการกำหนดแนวทางเพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าให้สมบูรณ์มากยิ่งขึ้นได้ สำหรับผลการศึกษาการสร้างแบบจำลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ยอดขายสินค้า กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า ได้แบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม คือ 13-12-1 เมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้ เท่ากับ 0.05, ฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์, ฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม Adam ได้ค่า MAPE เท่ากับ 26.33 % และ ค่า MAE เท่ากับ 91829.44 ลิตร ซึ่งให้ค่าต่ำกว่าแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบัน (ค่า MAPE เท่ากับ 37.08 และ ค่า MAE เท่ากับ 111,286.92) และเนื่องจากค่า MAPE มีค่าต่ำกว่า 50 % ดังนั้นบริษัทสามารถนำแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทไปใช้พยากรณ์ยอดขายสินค้าล่วงหน้าแทนแบบจำลองที่บริษัทใช้อยู่ในปัจจุบันได้ เช่น พยากรณ์ยอดขายสินค้าตามคลังสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่ใช้ในการกระจายสินค้าไปตามคลังสินค้าย่อย ๆ ในแต่ละพื้นที่การจัดจำหน่ายสินค้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.3 ข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์สินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ผู้วิจัยได้ให้ข้อเสนอแนะดังต่อไปนี้

1. เนื่องจากประสิทธิภาพในการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับกรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้าให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่สูง เกิดจากตัวแปรอิสระที่ได้คัดเลือกให้ใช้ในการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ยอดขายสินค้ามีจำนวนน้อยเกินไป ถ้าสามารถนำตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อยอดขายสินค้า เช่น ตัวแปรจำนวนสินค้าที่อยู่ในคลังสินค้าของ Agent อาจส่งผลให้พยากรณ์ยอดขายสินค้าได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น

2. ในงานวิจัยนี้ได้สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเท่านั้น ดังนั้นอาจเลือกวิธีการพยากรณ์แบบอื่น ๆ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

กิตติพงศ์ อินทร์ทอง. 2556. "การกำหนดเป้าหมายยอดขายที่เหมาะสม กรณีศึกษาสินค้าไฟเบอร์ซีเมนต์." วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการโซ่อุปทานแบบบูรณาการ คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์

คงฤทธิ์ โกมาสถิตย์. 2555. "การพยากรณ์อุปสงค์พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะยาวด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม." วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์ และ รัสกฤช ธนพัฒนดล. 2553. "การศึกษาเปรียบเทียบผลการเปลี่ยนแปลงจำนวนคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำแม่น้ำยมจังหวัดแพร่." *วารสารการจัดการสิ่งแวดล้อม.* 6(2) : 35-53.

นายภาสกร ปาละกูล. 2554. "โปรแกรมระบบบริหารจัดการงานซ่อมบำรุงอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ของศูนย์เทคโนโลยีสารสนเทศ วิทยาลัยราชพฤกษ์." การวิจัย, วิทยาลัยราพฤกษ์

ผุสดี บุญรอด และ กรวัฒน์ พลเยี่ยม. 2560. "แบบจำลองการพยากรณ์ราคามันสำปะหลังโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น." *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี.* 25(3) : 533-543

พันธ์ทิพา คนฉลาด และคณะ. 2557. "การพยากรณ์การใช้พลังงานรวมทั้งหมดของประเทศไทยโดยวิธีของบอกซ์-เจนกินส์และโครงข่ายประสาทเทียม." *วารสารวิจัยและพัฒนามหาวิทยาลัยราชภัฏเลย.* 9(28) : 31-38

พีรภาวี เกียรติเฉลิมกุล. 2553. "การพัฒนาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ยอดขายด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล กรณีศึกษา: บริษัท ที. สไตล์โปรดักส์ จำกัด." ค้นคว้าอิสระวิทยาศาสตรมหาบัณฑิตสาขาวิชาการบริหารเทคโนโลยี วิทยาลัยนวัตกรรม, มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

เพชรนรินทร์ แก้วหล้า. 2553. "ระบบการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม." ปัญหาพิเศษวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

มนัสกานต์ เสน่หา. 2554. "การทำนายอายุการใช้งานคงเหลือของเครื่องจักรด้วยเน็ตเวิร์กคอนโวลูชันเชิงลึกที่เพิ่มประสิทธิภาพ." วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รัศเมศวร์ ตันวีนุกูล. 2558. "การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับพยากรณ์จำนวนนักศึกษาที่จะเข้าศึกษาต่อในคณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ." การวิจัย, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สุชาติ คุ้มมะณี. 2561. “เชี่ยวชาญการเขียนโปรแกรมด้วยไพธอน.” ม.ป.ท.

สุพรรษา เหลืองอำนวยศิริ. 2551. “การศึกษาเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง โดยวิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นตรงแบบพหุ และ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

สุภัทรา สุวรรณหงษ์. 2554. “โปรแกรมระบบวิดีโออิเล็กทรอนิกส์สำหรับสนับสนุนการจัดการความรู้ของวิทยาลัยราชพฤกษ์.” การวิจัย, วิทยาลัยราพฤกษ์

อรนงค์ บุเกตุ และ พุธษดี ศิริแสงตระกูล. 2556. “แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.” *วารสารวิทยาศาสตร์มหาวิทยาลัยขอนแก่น*. 41(1) : 213-225

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก

ภาคผนวก ก. ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ยอดขายสินค้า

ตารางที่ ก.1 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดฝึกหัด)

ปี	เดือน	ปริมาณยอดขายสินค้าจริง	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่
2559	1	4,461,961.00	4,297,710.88	5,920,437.90
	2	7,315,990.60	6,049,840.38	6,639,918.59
	3	5,856,115.15	5,673,493.65	5,445,430.46
	4	4,703,401.12	4,422,310.00	5,246,928.95
	5	2,729,496.60	3,608,031.86	5,289,628.96
	6	3,663,416.31	3,311,357.81	5,193,427.32
	7	2,707,101.70	3,446,702.16	4,456,019.53
	8	3,668,786.65	3,836,308.74	4,493,421.01
	9	3,017,455.17	3,470,660.35	4,351,132.34
	10	2,974,134.99	3,459,243.11	3,759,582.77
	11	4,272,158.65	3,876,236.23	4,220,693.08
	12	5,505,350.41	4,064,027.09	5,217,550.86
2560	1	4,202,993.80	3,882,072.73	4,490,855.10
	2	4,919,988.08	5,408,787.89	6,317,541.05
	3	6,414,482.20	5,199,282.42	4,951,822.22
	4	4,934,369.40	4,668,683.77	5,533,365.63
	5	4,065,945.45	4,203,028.56	5,283,038.15
	6	3,251,674.47	3,604,305.06	4,141,743.42
	7	5,283,675.00	4,324,717.32	4,443,424.27
	8	5,996,348.75	4,616,949.80	5,534,117.27
	9	5,242,431.70	3,797,681.84	6,224,953.04
	10	2,323,698.24	3,194,694.17	3,249,030.62

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	11	2,184,197.92	3,053,825.24	4,205,029.98
	12	3,202,950.91	2,827,214.89	4,882,809.33
2561	1	4,255,062.07	3,931,144.01	4,019,643.16
	2	6,055,745.90	4,827,135.08	4,450,992.34
	3	6,334,000.20	5,158,723.90	7,189,313.36
	4	2,721,211.70	3,265,230.79	4,817,207.15
	5	3,184,083.85	2,986,800.15	4,295,996.61
	6	2,843,102.85	2,547,480.47	3,392,227.14
	7	3,395,423.20	3,225,885.76	4,542,594.79
	8	2,891,840.65	2,990,822.11	4,088,611.61
	9	2,564,034.65	2,989,589.71	4,025,449.23
	10	2,949,616.25	2,749,343.92	3,403,276.24
	11	3,034,182.20	2,888,027.12	3,433,459.49
	12	6,265,337.50	3,788,048.72	4,967,759.31

ตารางที่ ก.2 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดทดสอบ)

ปี	เดือน	ปริมาณยอดขายสินค้าจริง	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่
2559	1	1,289,620.50	1,384,352.38	2,042,970.19
	2	3,268,620.60	2,316,695.02	2,864,259.43
	3	2,870,118.30	2,689,384.12	2,896,532.02
	4	2,866,389.30	2,501,222.92	3,035,383.63
	5	1,195,179.30	1,544,503.74	2,286,873.30
	6	1,426,132.05	1,542,920.48	2,105,838.52
	7	1,048,320.00	1,423,139.38	1,732,135.39
	8	890,411.41	1,040,627.74	1,258,904.41
	9	1,172,907.05	1,433,718.18	1,754,327.76

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	10	1,084,908.30	1,402,560.00	1,530,872.65
	11	1,311,704.80	1,168,919.44	1,187,181.61
	12	2,304,264.90	1,319,506.98	2,282,979.87
2560	1	1,734,315.10	1,522,927.43	2,045,283.51
	2	1,455,264.30	1,451,620.75	1,583,375.19
	3	3,284,826.60	2,112,457.60	2,780,649.36
	4	1,705,581.50	1,660,342.64	1,759,738.64
	5	1,153,941.10	1,290,776.51	1,661,897.77
	6	1,680,500.70	1,952,194.43	2,074,174.37
	7	1,930,161.15	1,486,871.91	1,756,664.12
	8	1,669,578.35	1,218,942.36	1,731,139.61
	9	2,244,511.85	1,628,662.46	2,462,242.17
	10	689,654.37	1,438,323.97	1,576,608.48
	11	775,156.70	1,434,582.02	1,757,575.61
	12	1,894,210.85	1,738,468.91	2,703,489.74
2561	1	1,822,011.80	1,696,716.25	1,749,309.75
	2	2,233,138.95	1,664,430.34	1,586,251.35
	3	1,496,433.75	1,059,651.83	1,680,088.82
	4	1,065,460.40	1,367,116.82	1,982,118.04
	5	1,132,570.25	1,110,832.58	1,541,047.61
	6	1,506,331.75	1,388,326.15	1,727,917.39
	7	815,357.20	798,128.78	1,080,298.80
	8	1,050,173.60	1,049,076.37	1,534,777.90
	9	978,856.51	1,079,255.01	1,481,938.79
	10	1,438,241.70	1,364,755.26	1,552,091.15
	11	1,734,701.15	1,594,625.17	1,771,489.08
	12	2,286,864.35	1,183,812.48	2,025,234.95

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.3 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างข้อมูลสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละพื้นที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดทวนสอบ)

ปี	เดือน	ปริมาณยอดขายสินค้าจริง	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่
2562	1	6,184,164.95	4,264,072.81	5,846,965.39
	2	4,519,531.40	4,649,731.38	6,108,158.25

ตารางที่ ก.4 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดฝึกหัด)

ปี	เดือน	ปริมาณยอดขายสินค้าจริง	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่
2559	1	4,923,299.50	6,420,176.16	6,650,090.90
	2	10,036,693.20	7,453,296.60	8,871,170.60
	3	7,224,788.05	6,241,756.46	6,934,403.18
	4	5,259,916.10	4,786,677.59	5,613,377.18
	5	3,503,470.30	4,532,472.82	6,733,917.86
	6	3,934,574.85	3,587,719.53	5,449,440.36
	7	2,632,089.70	3,320,761.36	4,199,018.25
	8	3,223,044.85	3,341,129.40	3,991,021.55
	9	2,177,534.10	2,442,185.06	2,956,581.60
	10	2,519,141.10	2,781,012.11	3,195,397.59
	11	3,496,456.60	3,073,252.93	3,394,688.01
	12	6,708,324.00	5,133,013.36	6,255,541.95
2560	1	4,419,855.90	4,991,398.64	4,910,006.43
	2	2,854,520.90	3,143,683.59	3,526,400.43
	3	6,288,377.20	4,341,042.16	4,950,170.40

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	4	4,260,599.80	3,995,008.86	4,374,769.04
	5	2,558,218.60	2,711,891.37	3,146,857.35
	6	3,671,741.00	3,939,462.97	4,407,345.60
	7	4,348,347.30	3,403,496.37	3,881,035.20
	8	4,821,679.75	3,447,166.98	4,953,376.05
	9	4,318,917.50	2,933,262.27	5,297,634.30
	10	1,639,703.10	2,281,679.40	2,598,697.92
	11	1,488,606.35	2,018,888.22	3,404,696.40
	12	4,602,949.40	4,868,695.13	6,929,053.95
2561	1	4,025,467.00	4,187,834.66	3,800,704.95
	2	5,046,071.45	3,996,780.94	3,912,136.20
	3	4,343,010.00	3,473,061.26	4,791,030.30
	4	3,160,577.75	4,094,156.04	5,658,060.98
	5	2,923,279.95	3,126,429.80	3,856,678.88
	6	2,945,691.70	2,955,340.50	3,157,064.40
	7	3,069,175.25	3,298,329.95	4,282,256.48
	8	2,173,594.10	2,239,409.57	3,246,093.59
	9	1,986,412.85	2,461,106.13	3,396,346.80
	10	3,331,831.65	3,242,862.63	3,808,742.39
	11	4,056,974.60	4,062,404.73	4,491,223.80
	12	6,460,979.15	4,818,128.78	5,047,179.90

ตารางที่ ก.5 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดทดสอบ)

ปี	เดือน	ปริมาณยอดขายสินค้าจริง	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่
2559	1	963,942.00	1,271,382.00	1,450,544.10
	2	547,918.00	601,087.20	379,985.72
	3	1,575,953.40	1,353,727.20	1,300,306.50

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	4	2,315,728.10	2,606,137.80	1,944,638.39
	5	389,810.40	779,662.80	588,270.10
	6	1,157,864.75	1,805,302.80	1,264,398.98
	7	1,124,886.00	1,970,127.60	1,464,223.44
	8	1,336,810.30	1,689,237.06	1,400,989.42
	9	2,009,993.00	3,034,496.01	2,267,098.01
	10	1,528,648.80	2,036,236.34	1,866,619.95
	11	2,129,904.55	1,964,847.89	1,904,702.48
	12	1,173,603.90	1,168,461.00	1,031,168.12
2560	1	1,517,453.00	1,575,919.80	1,674,516.48
	2	3,531,330.30	4,312,693.67	3,609,045.46
	3	3,483,847.80	2,706,475.80	2,372,263.70
	4	2,479,187.90	2,869,188.00	2,172,986.09
	5	2,664,691.95	3,752,768.57	2,941,725.59
	6	1,311,072.35	1,749,384.00	1,637,970.54
	7	2,939,916.35	2,282,568.75	2,127,161.24
	8	2,847,943.35	2,252,130.30	1,961,264.47
	9	3,168,026.05	3,262,933.80	2,210,310.30
	10	1,281,875.70	2,207,343.60	2,043,240.65
	11	1,307,600.60	2,516,840.55	2,283,699.87
	12	498,999.20	550,292.40	444,732.44
2561	1	2,053,936.50	1,923,453.00	2,161,105.69
	2	3,258,538.20	2,067,688.88	2,248,095.01
	3	3,507,583.95	4,014,508.05	2,473,880.42
	4	669,233.25	1,082,810.40	840,740.58
	5	1,401,396.15	1,927,976.40	1,452,254.68
	6	1,521,211.65	1,910,286.00	1,473,232.90
	7	1,141,605.15	1,283,478.00	1,084,989.24
	8	1,770,940.15	2,334,673.95	2,111,187.55
	9	1,986,412.85	2,461,106.13	3,396,346.80
	10	3,331,831.65	3,242,862.63	3,808,742.39
	11	4,056,974.60	4,062,404.73	4,491,223.80

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	12	6,460,979.15	4,818,128.78	5,047,179.90

ตารางที่ ก.6 ปริมาณยอดขายสินค้าจริง ปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและปริมาณยอดขายสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีที่บริษัทใช้ กรณีกำหนดโครงสร้างสำหรับพยากรณ์ข้อมูลสินค้าในแต่ละภูมิภาคที่จัดจำหน่ายสินค้า (ข้อมูลชุดทวนสอบ)

ปี	เดือน	ปริมาณยอดขายสินค้าจริง	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	ปริมาณยอดขายสินค้าด้วยวิธีที่บริษัทใช้อยู่
2559	1	6,185,978.65	5,481,259.25	5,802,022.80
	2	4,522,051.40	5,359,490.11	6,064,010.40

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข

ภาคผนวก ข. คำสั่งที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

```
##################################################
# กำหนด Library สำหรับใช้งาน
import os
os.environ["CUDA_DEVICE_ORDER"] = "PCI_BUS_ID"   # see issue #152
os.environ["CUDA_VISIBLE_DEVICES"] = ""
import pandas as pd
import feather
import numpy as np
from matplotlib import pyplot
from keras.models import Sequential
from keras.layers.core import Dense, Activation, Dropout
from keras.models import model_from_yaml
from keras import optimizers
%matplotlib inline
##################################################
# ดึงข้อมูลเข้าเพื่อใช้งาน
FileAmount = pd.read_csv('./fileData/FinalDartf')
fileName = './fileData/FinalFile'
#fileName = './fileData/FinalFileR.csv'
df = pd.read_csv(fileName)
df = df.loc[df.Product_Brand.isin(['H'])]
df = df[~((df.PeriodYear == 2019) & (df.MonthOfYear >= 3))]
df = df[~(df.PeriodYear == 2015)]
df = df.reset_index(drop=True)
df = pd.merge(df,FileAmount, how = 'left' ,on =
['ACTUAL','Region','BranchCode','Product_Brand','FG_PackageFormat','PeriodYear','Mont
hOfYear'])
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
df_SaleForecast =
df[['Product_Brand','Flavour','FG_PackageFormat','BranchCode','PeriodYear','MonthOfYe
ar','Forecast']]
df_SaleForecast = df_SaleForecast[(df_SaleForecast.Forecast!=0)]
##########################################################
# ทำความสะอาดข้อมูล
# Actual
df_Actual = df.dropna(subset = ['ACTUAL'])
df_Actual = df_Actual.pivot_table(index = ['PeriodYear','MonthOfYear'] , columns =
['FG_PackageFormat','BranchCode'],values = 'ACTUAL',aggfunc = np.sum).round(6)
df_Actual =
df_Actual[df_Actual.columns[df_Actual.isin(['NaN']).sum()/len(df_Actual)*100 < 20]]
df_Actual = df_Actual.fillna(df_Actual.mean()[:])
df_Actual = df_Actual.reset_index()
df_Actual = pd.melt(df_Actual , id_vars =['MonthOfYear','PeriodYear'])
df_Actual = df_Actual.rename(columns = {'value' : 'Actual'} )
# Amount
df_Amount = df.copy()
df_Amount = df_Amount.dropna(subset = ['Amount'])
df_Amount = df_Amount.pivot_table(index = ['PeriodYear','MonthOfYear'] , columns =
['FG_PackageFormat','BranchCode'],values = 'Amount',aggfunc = np.sum).round(6)
df_Amount = df_Amount.fillna(df_Amount.mean()[:])
df_Amount = df_Amount.reset_index()
df_Amount = pd.melt(df_Amount , id_vars =['MonthOfYear','PeriodYear'])
df_Amount = df_Amount.rename(columns = {'value' : 'Amount'} )
# TaxAmount
df_TaxAmount = df.copy()
df_TaxAmount = df_TaxAmount.dropna(subset = ['TaxAmount'])
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
df_TaxAmount = df_TaxAmount.pivot_table(index = ['PeriodYear','MonthOfYear'] ,
columns = ['FG_PackageFormat','BranchCode'],values = 'TaxAmount',aggfunc =
np.sum).round(6)
df_TaxAmount = df_TaxAmount.fillna(df_TaxAmount.mean()[:])
df_TaxAmount = df_TaxAmount.reset_index()
df_TaxAmount = pd.melt(df_TaxAmount , id_vars =['MonthOfYear','PeriodYear'])
df_TaxAmount = df_TaxAmount.rename(columns = {'value' : 'TaxAmount'} )
# BaseQTY
df_BaseQty = df.copy()
df_BaseQty = df_BaseQty.dropna(subset = ['BaseQty'])
df_BaseQty = df_BaseQty.pivot_table(index = ['PeriodYear','MonthOfYear'] , columns =
['FG_PackageFormat','BranchCode'],values = 'BaseQty',aggfunc = np.sum).round(6)
df_BaseQty = df_BaseQty.fillna(df_BaseQty.mean()[:])
df_BaseQty = df_BaseQty.reset_index()
df_BaseQty = pd.melt(df_BaseQty , id_vars =['MonthOfYear','PeriodYear'])
df_BaseQty = df_BaseQty.rename(columns = {'value' : 'BaseQty'} )
df = df_Actual.merge(df_Amount, how = 'left')
df = df.merge(df_TaxAmount, how = 'left')
df = df.merge(df_BaseQty, how = 'left')
df = df.merge(df_SaleForecast, how = 'left')
##########################################
# สร้างข้อมูลตัวแปรใหม่
df['PricePerUnit'] = (df.Amount + df.TaxAmount)/df.BaseQty
df['MAPE_Forecast']  = abs((df.Actual - df.Forecast)/df.Actual)*100
df['MAE_Forecast']   = abs(df.Actual - df.Forecast)
df = df.drop(['TaxAmount','Amount','BaseQty','Flavour','Product_Brand'],axis=1)
##########################################
# สร้างข้อมูล Validation Set
df_2019 = df.loc[df.PeriodYear.isin(['2019'])]
df = df.loc[~df.PeriodYear.isin(['2019'])]
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
##########################################################
# แบ่งข้อมูลชุดฝึกหัดเป็น 70 % และข้อมูลชุดทดสอบเป็น 30 %
Train_Ratio = .7
df_Train = df.sample(frac=Train_Ratio)
df_Test = df[~df.index.isin(df_Train.index)]
# ข้อมูลชุดฝึกหัด
df_Train = df_Train.reset_index(drop = True)
df_TrainCheck = df_Train.copy()
# สร้าง Dummy ในข้อมูลชุดฝึกหัด
dummyFG_PackageFormat = pd.get_dummies(df_Train['FG_PackageFormat'])
df_Train = pd.concat([df_Train,dummyFG_PackageFormat], axis = 'columns')
df_Train = df_Train.drop(['FG_PackageFormat'], axis=1)
dummyBranchCode = pd.get_dummies(df_Train['BranchCode'])
df_Train = pd.concat([df_Train,dummyBranchCode], axis = 'columns')
df_Train = df_Train.drop(['BranchCode'], axis=1)
# กำหนดตัวแปรต้นและตัวแปรตามในข้อมูลชุดฝึกหัด
x_Train = df_Train.drop(['Actual','MAPE_Forecast','MAE_Forecast'], axis=1)
y_Train = df_Train[['Actual']]
# ข้อมูลชุดทดสอบ
df_Test = df_Test.reset_index(drop = True)
df_TestCheck = df_Test.copy()
# สร้าง Dummy ในข้อมูลชุดทดสอบ
dummyFG_PackageFormat = pd.get_dummies(df_Test['FG_PackageFormat'])
df_Test = pd.concat([df_Test,dummyFG_PackageFormat], axis = 'columns')
df_Test = df_Test.drop(['FG_PackageFormat'], axis=1)
dummyBranchCode = pd.get_dummies(df_Test['BranchCode'])
df_Test = pd.concat([df_Test,dummyBranchCode], axis = 'columns')
df_Test = df_Test.drop(['BranchCode'], axis=1)
# กำหนดตัวแปรต้นและตัวแปรตามในข้อมูลชุดทดสอบ
x_test = df_Test.drop(['Actual','MAPE_Forecast','MAE_Forecast'], axis=1)
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
y_test = df_Test[['Actual']]
##########################################################
# ทำ Normalized สำหรับตัวแปรต้นในข้อมูลชุดฝึกหัด
x_Train2019 = x_Train.copy()
Min = x_Train.min()
Max = x_Train.max()
x_Train['MonthOfYear_new'] = (x_Train.MonthOfYear-
Min.MonthOfYear)/(Max.MonthOfYear-Min.MonthOfYear)
x_Train['PeriodYear_new'] = (x_Train.PeriodYear-Min.PeriodYear)/(Max.PeriodYear-
Min.PeriodYear)
x_Train['PricePerUnit_new'] = (x_Train.PricePerUnit-
Min.PricePerUnit)/(Max.PricePerUnit-Min.PricePerUnit)
x_Train = x_Train.drop(['MonthOfYear','PeriodYear','PricePerUnit','Forecast'], axis=1)
# ทำ Normalized สำหรับตัวแปรต้นในข้อมูลชุดทดสอบ
Min = x_Train.min()
Max = x_Train.max()
x_test['MonthOfYear_new'] = (x_test.MonthOfYear-
Min.MonthOfYear)/(Max.MonthOfYear-Min.MonthOfYear)
x_test['PeriodYear_new'] = (x_test.PeriodYear-Min.PeriodYear)/(Max.PeriodYear-
Min.PeriodYear)
x_test['PricePerUnit_new'] = (x_test.PricePerUnit-Min.PricePerUnit)/(Max.PricePerUnit-
Min.PricePerUnit)
x_test = x_test.drop(['MonthOfYear','PeriodYear','PricePerUnit','Forecast'], axis=1)
# ทำ Normalized สำหรับตัวแปรตามในข้อมูลชุดฝึกหัดและข้อมูบลชุดทดสอบ
Miny = y_Train.min()
Maxy = y_Train.max()
y_Train['NewActual'] = (y_Train.Actual-Miny.Actual)/(Maxy.Actual-Miny.Actual)
y_test['NewActual'] = (y_test.Actual-Miny.Actual)/(Maxy.Actual-Miny.Actual)
y_Train = y_Train.drop(['Actual'], axis=1)
y_test = y_test.drop(['Actual'], axis=1)
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
# กำหนดตัวแปรต้นและตัวแปรตามในข้อมูลชุดทวนสอบ
df_2019Check = df_2019.copy()
df_2019Check = df_2019Check.reset_index(drop = True)
x_df_2019 = df_2019.drop(['Actual','MAPE_Forecast','MAE_Forecast'], axis=1)
y_df_2019 = df_2019[['Actual']]
# สร้าง Dummy ในข้อมูลชุดทวนสอบ
dummy = pd.get_dummies(x_df_2019['FG_PackageFormat'])
x_df_2019 = pd.concat([x_df_2019 ,dummy], axis = 'columns')
x_df_2019  = x_df_2019.drop(['FG_PackageFormat'], axis=1)
dummy = pd.get_dummies(x_df_2019['BranchCode'])
x_df_2019  = pd.concat([x_df_2019 ,dummy], axis = 'columns')
x_df_2019  = x_df_2019.drop(['BranchCode'], axis=1)
x_df_2019  = x_df_2019.reset_index(drop = True)
# ทำ Normalized สำหรับตัวแปรต้นในข้อมูลชุดทวนสอบ
Minx = x_Train2019.min()
Maxx = x_Train2019.max()
x_df_2019['MonthOfYear_new'] = (x_df_2019.MonthOfYear-
Min.MonthOfYear)/(Max.MonthOfYear-Min.MonthOfYear)
x_df_2019['PeriodYear_new'] = (x_df_2019.PeriodYear-
Min.PeriodYear)/(Max.PeriodYear-Min.PeriodYear)
x_df_2019['PricePerUnit_new'] = (x_df_2019.PricePerUnit-
Min.PricePerUnit)/(Max.PricePerUnit-Min.PricePerUnit)
x_df_2019 = x_df_2019.drop(['MonthOfYear','PeriodYear','PricePerUnit','Forecast'],
axis=1)
##########################################################
x_test = np.float32(x_test)
x_Train = np.float32(x_Train)
y_Train = np.float32(y_Train)
# กำหนดโครงข่ายประสาทเทียม
model = Sequential()
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
# กำหนดข้อมูลในชั้น Input
 n_cols = x_Train.shape[1]
# กำหนดจำนวนโหนด ฟังก์ชันกระตุ้น ฟังก์ชันการสูญเสีย และฟังก์ชันการหาค่าที่เหมาะสม
model.add(Dense(89, activation='relu', input_shape=(n_cols,)))
model.add(Dropout (0.2))
model.add(Dense(1, activation='relu'))
#sgd = optimizers.SGD(lr=0.001, momentum=0.9, decay=0.0, nesterov=False)
adam = optimizers.Adam(lr=0.001, beta_1=0.9, beta_2=0.999, epsilon=None,
decay=0.0, amsgrad=False)
model.compile(loss='MSE', optimizer= adam ,metrics=['accuracy'])
history = model.fit(x=x_Train, y=y_Train, epochs=700,
validation_data=(x_test,y_test),verbose=2, shuffle=False)
##############################################
# บันทึกโมเดลและค่าน้ำหนักถ่วง
#serialize model to YAML
model_yaml = model.to_yaml()
with open("./All Model/BranchCode/89-9-1/0.05/model.yaml", "w") as yaml_file :
yaml_file.write(model_yaml)
#serialize weights to HDF5
model.save_weights("./All Model/BranchCode/89-9-1/0.05/model.h5")
print("Saved model to disk")
##############################################
# กราฟ Loss Function
import matplotlib.pyplot as plt
plt.plot(history.history['loss'])
plt.plot(history.history['val_loss'])
plt.title('Loss Model')
plt.ylabel('Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(['Training loss', 'Validation los'], loc='upper right')
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
plt.show()
##########################################################
# การพยากรณ์ข้อมูลชุดทดสอบ
yhat =model.predict(x_test)
df_yhat = pd.DataFrame(yhat,columns=['yhat'])
df_predict = pd.concat([df_yhat,df_TestCheck],axis='columns')
Maxy = df_TrainCheck.Actual.max()
Miny = df_TrainCheck.Actual.min()
df_predict['yhatTR'] = (df_predict['yhat']*(Maxy-Miny))+Miny  # แปลง Y กลับเป็นหน่วยเดิม
df_predict['MAPE']   = abs((df_predict['Actual']-
df_predict['yhatTR'])/df_predict['Actual'])*100
df_predict['MAE'] = abs((df_predict['Actual']-df_predict['yhatTR']))
df_predict = df_predict.drop('yhat', axis=1)
# การพยากรณ์ข้อมูลชุดฝึกหัด
yhatcheck = model.predict(x_Train)
df_yhatCheck = pd.DataFrame(yhatcheck,columns=['yhat'])
df_predictCheck = pd.concat([df_yhatCheck,df_TrainCheck],axis='columns')
Maxy = df_TrainCheck.Actual.max()
Miny = df_TrainCheck.Actual.min()
df_predictCheck['yhatTR'] = (df_predictCheck['yhat']*(Maxy-Miny))+Miny
df_predictCheck['MAPE']   = abs((df_predictCheck['Actual']-
df_predictCheck['yhatTR'])/df_predictCheck['Actual'])*100
df_predictCheck['MAE'] = abs((df_predictCheck['Actual']-df_predictCheck['yhatTR']))
df_predictCheck = df_predictCheck.drop('yhat', axis=1)
# การพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบ
yhatcheck2019 = model.predict(x_df_2019)
df_yhatCheck = pd.DataFrame(yhatcheck2019,columns=['yhat'])
df_predict2019Check = pd.concat([df_yhatCheck,df_2019Check],axis='columns')
Maxy = df_TrainCheck.Actual.max()
Miny = df_TrainCheck.Actual.min()
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
df_predict2019Check['yhatTR'] = (df_predict2019Check['yhat']*(Maxy-Miny))+Miny
df_predict2019Check['MAPE']   = abs((df_predict2019Check['Actual']-
df_predict2019Check['yhatTR'])/df_predict2019Check['Actual'])*100
df_predict2019Check['MAE'] = abs((df_predict2019Check['Actual']-
df_predict2019Check['yhatTR']))
df_predict2019Check = df_predict2019Check.drop('yhat', axis=1)
##########################################################
# วัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ข้อมูล
df_predict[['Actual','MAPE','MAPE_Forecast','MAE','MAE_Forecast']].mean()
df_predictCheck[['Actual','MAPE','MAPE_Forecast','MAE','MAE_Forecast']].mean()
df_predict2019Check[['Actual','MAPE','MAPE_Forecast','MAE','MAE_Forecast']].mean()
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้