

การพยากรณ์ยอดขายรายวันของสินค้าที่มีราคาหลากหลายในธุรกิจค้าปลีกโดยใช้วิธีการเรียนรู้ของ
เครื่อง



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2564
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Daily sales forecasting with variable-priced items in retail business using machine
learning methods



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering in Industrial Engineering

Department of Industrial Engineering

FACULTY OF ENGINEERING

Chulalongkorn University

Academic Year 2021

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพยากรณ์ยอดขายรายวันของสินค้าที่มีราคาหลากหลาย ในธุรกิจค้าปลีกโดยใช้วิธีการเรียนรู้ของเครื่อง
โดย	นายชยากร อุปกรณ์
สาขาวิชา	วิศวกรรมอุตสาหการ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.นระเกณท์ พุ่มชูศรี

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง
ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

.....	คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)	
คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	
.....	ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.ปวีณา เชาวลิทวงศ์)	
.....	อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร.นระเกณท์ พุ่มชูศรี)	
.....	กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นันทชัย กานตานันทะ)	
.....	กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สิริวิชญ์ สว่างนพ)	

ชยากร อุปกรณ์ : การพยากรณ์ยอดขายรายวันของสินค้าที่มีราคาหลากหลายในธุรกิจค้าปลีกโดยใช้วิธีการเรียนรู้ของเครื่อง. (Daily sales forecasting with variable-priced items in retail business using machine learning methods) อ.ที่ปรึกษาหลัก :
รศ. ดร.นระเกณธ์ พุ่มชูศรี

ในปัจจุบันธุรกิจค้าปลีกเป็นธุรกิจที่มีความสำคัญทางเศรษฐกิจของประเทศไทย โดยเฉพาะธุรกิจค้าปลีกสมัยใหม่ที่มีสาขาและหน่วยสินค้าจำนวนมาก การพยากรณ์ปริมาณความต้องการของผลิตภัณฑ์ของธุรกิจนี้ให้มีความแม่นยำมีความสำคัญมาก โดยเฉพาะช่วงเวลาจัดโปรโมชั่นของสินค้าทำให้ความต้องการของสินค้ามีความผันผวน มีงานวิจัยต่างๆพบว่า การใช้ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องสามารถช่วยทำให้การพยากรณ์ให้มีความแม่นยำดังนั้นงานวิจัยนี้นำเสนอและเปรียบเทียบตัวแบบเพื่อใช้สำหรับการพยากรณ์ยอดขายรายวันของผลิตภัณฑ์ที่ขายดีที่สุดจาก 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์ที่มียอดขายสูงสุดได้แก่ นม นมผง ซอส ผงซักฟอก ผ้าอ้อม น้ำอัดลม และน้ำมัน จากบริษัทกรณีศึกษา โดยเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ตัวแบบอนุกรมเวลา ตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง และตัวแบบผสม โดยพิจารณาการพยากรณ์ 4 รูปแบบ การพยากรณ์ยอดขายโดยตรงกับตัวแปรอิสระปกติ การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายกับตัวแปรอิสระที่เพิ่มข้อมูลยอดขายตัวเองในอดีต การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายกับตัวแปรอิสระ และการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงกับตัวแปรอิสระที่เพิ่มข้อมูลยอดขายตัวเองในอดีต ความแม่นยำของตัวแบบการพยากรณ์ถูกเปรียบเทียบด้วยร้อยละค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สมบูรณ์ (MAPE) โดยตัวแบบที่ศึกษาในงานวิจัยนี้ได้แก่ TBATS, Multiple linear regression (MLR), XGBoost, Artificial Neural Network (ANN) และตัวแบบผสม โดยผลการศึกษาพบว่าตัวแบบ ANN ให้ผล MAPE ต่ำสุดที่ 16.04% หากแยกเป็นกลุ่มรูปแบบข้อมูลพบว่ากลุ่มที่มีฤดูกาลและแนวโน้ม และกลุ่มไม่มีฤดูกาลและไม่มีแนวโน้มนั้น ตัวแบบ ANN ได้ผลดีที่สุด ส่วนกลุ่มที่มีฤดูกาลแต่ไม่มีแนวโน้มพบว่าตัวแบบผสม (Hybrid Model) ได้ผลดีที่สุด

สาขาวิชา วิศวกรรมอุตสาหการ

ปีการศึกษา 2564

ลายมือชื่อนิสิต

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

6370060621 : MAJOR INDUSTRIAL ENGINEERING

KEYWORD: MODERN RETAIL BIUSSINESS, FORECASTING, MACHINE LEARNING,
TBATS, XGBOOST, ARTIFICIAL NEURAL NETWORK, HYBRID MODEL

Chayakorn Auppakorn : Daily sales forecasting with variable-priced items in retail business using machine learning methods. Advisor: Assoc. Prof. NARAGAIN PHUMCHUSRI

Nowadays, retail business is important for Thai economy, especially the modern retail business with many branches and SKUs. Accurate forecasting of product demand for this industry is very important, especially during the promotional period. Literature has found that machine learning models can provide accurate forecast. Thus, this research proposes and compares forecasting models for the case-study company's daily forecasting of the best-selling products from 7 most popular categories, which are milk, powdered milk, sauces, detergents, diapers, soft drinks and cooking oils. Performance of Time Series model, Multiple regression model, Machine learning model and Hybrid model are compared and considered 4 types of sales such as direct sales forecasting with normal independent variables and natural logarithmic transformation of sales with independent variables and historical self-sale data. Accuracy was compared using Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The studied model are TBATS, Multiple linear regression, XGBoost, Artificial Neural Network (ANN) and Hybrid model. The results show that ANN model can provide the lowest MAPE at 16.04%. Considering patterns of sales data, ANN model is the best for product groups having both seasonality and trend as well as product groups without seasonality and trend, while Hybrid model is best performed for product with seasonality and no trend.

Field of Study: Industrial Engineering

Student's Signature

Academic Year: 2021

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี เพราะได้รับความช่วยเหลืออย่างยิ่งจาก รองศาสตราจารย์ ดร.นระเกณท์ พุ่มชูศรี อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งท่านได้ให้คำแนะนำ และให้แนวคิดวิเคราะห์ ปรับปรุงแก้ไขปัญหา ตลอดระยะเวลาดำเนินงานมาโดยตลอด ทำให้วิทยานิพนธ์เล่มนี้ สมบูรณ์ถูกต้อง และขอขอบคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. ปวีณา เชาวลิทวงศ์ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นันทชัยกานตันทะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สิริวิชญ์ สว่างนพ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ภายนอกที่ได้กรุณาให้คำแนะนำและแง่คิดที่เป็นประโยชน์ในการทำ วิทยานิพนธ์



ชยากร อุปกรณ

สารบัญ

	หน้า
.....	ค
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูปภาพ.....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	6
1.3 ขอบเขตงานวิจัย.....	6
1.4 ผลลัพธ์ของงานวิจัย.....	7
1.5 ประโยชน์ของงานวิจัย.....	7
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	8
2.1 การพยากรณ์ (Forecasting).....	8
2.1.1 เทคนิคและวิธีการพยากรณ์.....	8
2.1.1.1 วิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณ.....	10
2.1.1.2 วิธีการพยากรณ์เชิงคุณภาพ.....	10
2.1.2 การพยากรณ์โดยวิเคราะห์อนุกรมเวลา.....	11
2.1.3 การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression, MLR).....	15

2.1.4 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning).....	15
2.1.4.1 ประเภทของการเรียนรู้ของเครื่อง.....	15
2.1.4.2 การปรับค่าพารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning)	16
2.1.4.3 Ensemble Method.....	16
2.1.4.4 การแบ่งกลุ่มของตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Algorithms Group)	18
2.1.4.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN).....	19
2.1.4.6 Gradient Boosting Method (GBM).....	21
2.1.4.7 Xtreme Gradient Boosting Method (XGBoost).....	22
2.1.4.8 การพยากรณ์ตัวแบบผสม (Hybrid Forecasting Model).....	23
2.1.4.9 การวัดความคลาดเคลื่อน (Measurement Error).....	24
2.1.4.10 การแบ่งชุดข้อมูล (Data Splitting).....	25
2.2 ทบทวนวรรณกรรม.....	25
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย.....	34
ตัวแปรอิสระ.....	34
3.1 การนำเข้าข้อมูล.....	35
3.2 การจัดเตรียมข้อมูล (Data Preparation).....	37
3.2.1 การหาตัวแปรอิสระ.....	37
3.2.2 การตัดเลือกตัวแบบในงานวิจัย.....	38
3.2.3 การแบ่งข้อมูล.....	39
3.3 สำรวจข้อมูล (Data Exploration).....	39
3.3.1 กลุ่มที่มีฤดูกาลและแนวโน้ม	40
3.3.2 กลุ่มที่มีฤดูกาลแต่ไม่มีแนวโน้ม	43
3.3.3 กลุ่มที่ไม่มีฤดูกาลและไม่มีแนวโน้ม	45

3.4	สร้างตัวแบบอนุกรมเวลา (Time Series)	47
3.5	สร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์	47
3.6	สร้างตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)	48
3.6.1	ตัวแบบ XGBoost	49
3.6.2	ตัวแบบ Artificial Neural Network (ANN)	50
3.7	สร้างตัวแบบการเรียนรู้แบบผสม (Hybrid Model)	52
3.8	การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ (Evaluate)	53
3.9	การคัดเลือกตัวแบบการพยากรณ์ (Model Selection)	53
3.10	การทดสอบตัวแบบการพยากรณ์ (Model testing)	53
3.11	การวัดการส่งผลต่อตัวแบบของตัวแปรอิสระ (SHAP Value)	53
บทที่ 4	ผลการดำเนินการ	54
4.1	การนำเข้าข้อมูล	54
4.2	การจัดเตรียมข้อมูล	54
4.3	สำรวจข้อมูล	57
4.3.1	การแบ่งข้อมูล	57
4.3.2	การตรวจสอบและสำรวจข้อมูลอนุกรมเวลาเบื้องต้นโดยสร้างกราฟอนุกรมเวลา	58
4.4	สร้างตัวแบบอนุกรมเวลา	58
4.5	สร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์	65
4.6	สร้างตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง	87
4.6.1	ตัวแบบ XGBoost	87
4.5.1.1	การใช้ตัวแบบ XGBoost กับข้อมูลรูปแบบการพยากรณ์ที่ 1	89
4.5.1.2	การใช้ตัวแบบ XGBoost กับข้อมูลรูปแบบการพยากรณ์ที่ 2	94
4.5.1.3	เปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์แต่ละแบบของตัวแบบ XGBoost	99
4.6.2	ตัวแบบ Artificial Neural Network (ANN)	100

4.5.2.1 การใช้ตัวแบบ ANN พยากรณ์ยอดขายโดยตรง.....	103
4.5.2.2 การใช้ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ค่าลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย ..	108
4.5.2.3 เปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์แต่ละแบบของตัวแบบ ANN	114
4.7 สร้างตัวแบบผสม (Hybrid model).....	115
4.7.1 ตัวแบบผสม TBATS-XGBoost	117
4.7.2 ตัวแบบผสม TBATS-ANN.....	122
4.7.3 เปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์แต่ละแบบของตัวแบบผสม.....	128
4.8 คัดเลือกตัวแบบการพยากรณ์.....	128
4.9 การทดสอบตัวแบบการพยากรณ์ (Model testing).....	131
4.10 การวัดการส่งผลต่อตัวแบบของตัวแปรอิสระ (SHAP Value).....	132
บทที่ 5 สรุปผลและข้อเสนอแนะ	136
5.1 สรุปผลการดำเนินการ.....	137
5.1.1 ตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์.....	137
5.1.2 รูปแบบการพยากรณ์และตัวแปรอิสระ	137
5.1.3 การพยากรณ์ของแต่ละตัวแบบ.....	137
5.2 ข้อเสนอแนะ	141
ภาคผนวก.....	142
บรรณานุกรม.....	214
ประวัติผู้เขียน.....	218

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 ค่า MAPE การพยากรณ์วิธีปัจจุบันของทุกโปรแกรมขึ้นในแต่ละเดือนในปี 2564.....	5
ตารางที่ 2 แผนการดำเนินงานวิจัย	7
ตารางที่ 3 สรุปการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมค้าปลีกจากงานวิจัยในอดีต.....	29
ตารางที่ 4 รหัสสินค้าและราคาขายที่ใช้ศึกษาในแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์	36
ตารางที่ 5 ข้อมูลตัวแปรอิสระที่ใช้กับการพยากรณ์ยอดขายค้าปลีก.....	37
ตารางที่ 6 ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ทดลองในการสร้างตัวแบบ XGBoost.....	49
ตารางที่ 7 ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ใช้ทดลองในตัวแบบ Artificial Neural Network.....	51
ตารางที่ 8 ตารางแสดงค่าพยากรณ์และตัวแปรอิสระของแต่ละชุดข้อมูล	55
ตารางที่ 9 ตารางแบ่งลักษณะข้อมูลของผลิตภัณฑ์ที่สนใจ	58
ตารางที่ 10 ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ TBATS ที่ได้จากข้อมูลชุดฝึกสอน	60
ตารางที่ 11 ผลของค่าความผิดพลาดของตัวแบบ TBATS ที่ได้จากการพยากรณ์.....	62
ตารางที่ 12 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์นม	66
ตารางที่ 13 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก .	68
ตารางที่ 14 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์ซอส	70
ตารางที่ 15 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก	72
ตารางที่ 16 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม	74
ตารางที่ 17 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม ..	76
ตารางที่ 18 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์น้ำมัน.....	78
ตารางที่ 19 ตารางแสดงค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ของสมการถดถอย	80
ตารางที่ 20 ผลการพยากรณ์ถดถอยเชิงพหุคูณกับชุดตรวจสอบของแต่ละผลิตภัณฑ์กับการพยากรณ์ ทั้ง 4 รูปแบบการพยากรณ์.....	83

ตารางที่ 21 ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง.....	89
ตารางที่ 22 ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย	94
ตารางที่ 23 ผลของค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายผลิตภัณฑ์ที่สนใจ.....	100
ตารางที่ 24 ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง	103
ตารางที่ 25 ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย	108
ตารางที่ 26 ผลของค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายผลิตภัณฑ์ที่สนใจ	114
ตารางที่ 27 ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ TBATS-XGBoost.....	117
ตารางที่ 28 ตารางค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ TBATS-ANN	123
ตารางที่ 29 ผลของค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของตัวแบบผสมในการพยากรณ์ยอดขายผลิตภัณฑ์ที่สนใจ	128
ตารางที่ 30 ผลของการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดของการพยากรณ์ในทุกตัวแบบ	129
ตารางที่ 31 ค่า MAPE ตัวแบบตรวจสอบของตัวแบบที่ถูกคัดเลือกของแต่ละผลิตภัณฑ์ที่สนใจ ...	131
ตารางที่ 32 ค่า MAPE ตัวแบบตรวจสอบของตัวแบบที่ ANN รูปแบบที่ 2 ของแต่ละผลิตภัณฑ์ที่สนใจ	132

สารบัญรูปภาพ

	หน้า
รูปที่ 1 มูลค่าการค้าของธุรกิจค้าปลีกและค้าส่ง	2
รูปที่ 2 ดัชนียอดค้าปลีกตั้งแต่เดือน มกราคม 2545 ถึง มีนาคม 2564	2
รูปที่ 3 สัดส่วนตลาดค้าปลีกในไทย	3
รูปที่ 4 ผังการไหลของงานของบริษัทกรณีศึกษา	6
รูปที่ 5 ขั้นตอนการพยากรณ์	9
รูปที่ 6 ความแตกต่างระหว่างความสัมพันธ์ในรูปผลบวกและคูณ	11
รูปที่ 7 ขั้นตอนแบบ Bagging	17
รูปที่ 8 ขั้นตอนแบบ Boosting	17
รูปที่ 9 แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียม	20
รูปที่ 10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น	20
รูปที่ 11 โครงสร้างตัวแบบขนาน	23
รูปที่ 12 โครงสร้างตัวแบบอนุกรม	24
รูปที่ 13 โครงสร้างการแบ่งข้อมูลแบบ Day Forward-Chaining Cross-validation	25
รูปที่ 14 แผนผังขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย	34
รูปที่ 15 แผนภูมิพาเรโตยอดขายรวมของแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์	35
รูปที่ 16 กราฟแสดงสัดส่วนของสินค้าในแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์ที่สนใจ	36
รูปที่ 17 ผังแสดงการแบ่งข้อมูลแบบ Day Forward-Chaining Cross-validation ในการสร้างตัว แบบการพยากรณ์	39
รูปที่ 18 แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU001	41
รูปที่ 19 แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU002	42
รูปที่ 20 แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU003	43

รูปที่ 21	แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU004.....	44
รูปที่ 22	แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU005.....	45
รูปที่ 23	แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU006.....	45
รูปที่ 24	แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU007.....	46
รูปที่ 25	ขั้นตอนการสร้างตัวแบบ TBATS	59
รูปที่ 26	การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้านม	63
รูปที่ 27	การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้านมผงเด็ก	63
รูปที่ 28	การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้าซอส	64
รูปที่ 29	การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้าผงซักฟอก.....	64
รูปที่ 30	การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้าผ้าอ้อมแบบใช้แล้วทิ้ง	64
รูปที่ 31	การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้าน้ำอัดลม	64
รูปที่ 32	การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้าน้ำมันปรุงอาหาร	65
รูปที่ 33	การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้านม.....	84
รูปที่ 34	การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้านมผงเด็ก.....	84
รูปที่ 35	การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้าซอส.....	85
รูปที่ 36	การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้าผงซักฟอก	85
รูปที่ 37	การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้าผ้าอ้อม	86
รูปที่ 38	การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้าน้ำอัดลม.....	86
รูปที่ 39	การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้าน้ำมันปรุงอาหาร	87
รูปที่ 40	กระบวนการสร้างตัวแบบ XGBoost.....	88
รูปที่ 41	การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้านม.....	91
รูปที่ 42	การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้านมผงเด็ก.....	92
รูปที่ 43	การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าซอส.....	92
รูปที่ 44	การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าผงซักฟอก....	92

รูปที่ 45 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าผ้าอ้อม	93
รูปที่ 46 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าน้ำอัดลม.....	93
รูปที่ 47 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าน้ำมัน	93
รูปที่ 48 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ สินค้านม	97
รูปที่ 49 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ สินค้านมผงเด็ก	97
รูปที่ 50 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ สินค้าซอส	97
รูปที่ 51 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ สินค้าผงซักฟอก	98
รูปที่ 52 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ สินค้าผ้าอ้อม	98
รูปที่ 53 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ สินค้าน้ำอัดลม.....	98
รูปที่ 54 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ สินค้าน้ำมัน	99
รูปที่ 55 การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Artificial Neural Network.....	102
รูปที่ 56 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้านม	106
รูปที่ 57 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้านมผงเด็ก	106
รูปที่ 58 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าซอส	106
รูปที่ 59 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าผงซักฟอก	107
รูปที่ 60 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าผ้าอ้อม	107
รูปที่ 61 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าน้ำอัดลม	107
รูปที่ 62 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าน้ำมัน	108

รูปที่ 63 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า นม.....	111
รูปที่ 64 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า นมผงเด็ก.....	111
รูปที่ 65 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า ซอส.....	112
รูปที่ 66 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า ผงซักฟอก	112
รูปที่ 67 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า ผ้าอ้อม	112
รูปที่ 68 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า น้ำอัดลม.....	113
รูปที่ 69 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า น้ำมัน	113
รูปที่ 70 แผนผังกระบวนการสร้างตัวแบบผสม (Hybrid Model).....	116
รูปที่ 71 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้านม	120
รูปที่ 72 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้านมผงเด็ก ..	120
รูปที่ 73 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าซอส	120
รูปที่ 74 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าผงซักฟอก .	121
รูปที่ 75 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าผ้าอ้อม.....	121
รูปที่ 76 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าน้ำอัดลม ...	121
รูปที่ 77 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าน้ำมัน.....	122
รูปที่ 78 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้านม.....	125
รูปที่ 79 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้านมผงเด็ก.....	126
รูปที่ 80 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าซอส.....	126

รูปที่ 81 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าผงซักฟอก..... 126

รูปที่ 82 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าผ้าอ้อม 127

รูปที่ 83 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าน้ำอัดลม..... 127

รูปที่ 84 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าน้ำมันปรุงอาหาร
..... 127

รูปที่ 85 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์นม..... 132

รูปที่ 86 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก..... 133

รูปที่ 87 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์ซอส..... 133

รูปที่ 88 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก..... 134

รูปที่ 89 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม 134

รูปที่ 90 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม..... 135

รูปที่ 91 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์น้ำมันปรุงอาหาร 135

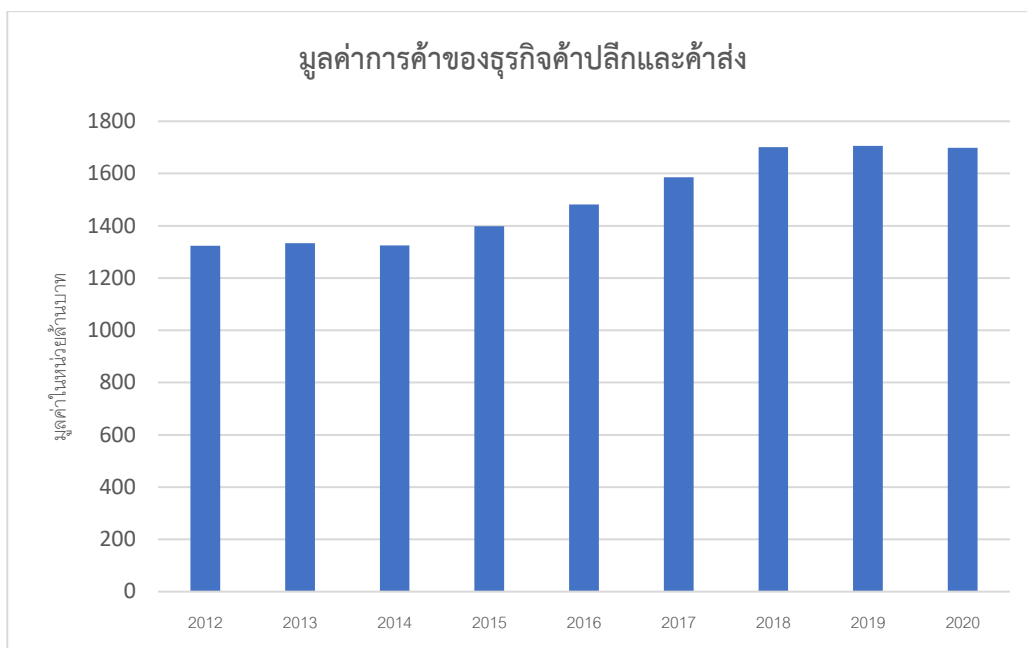


บทที่ 1

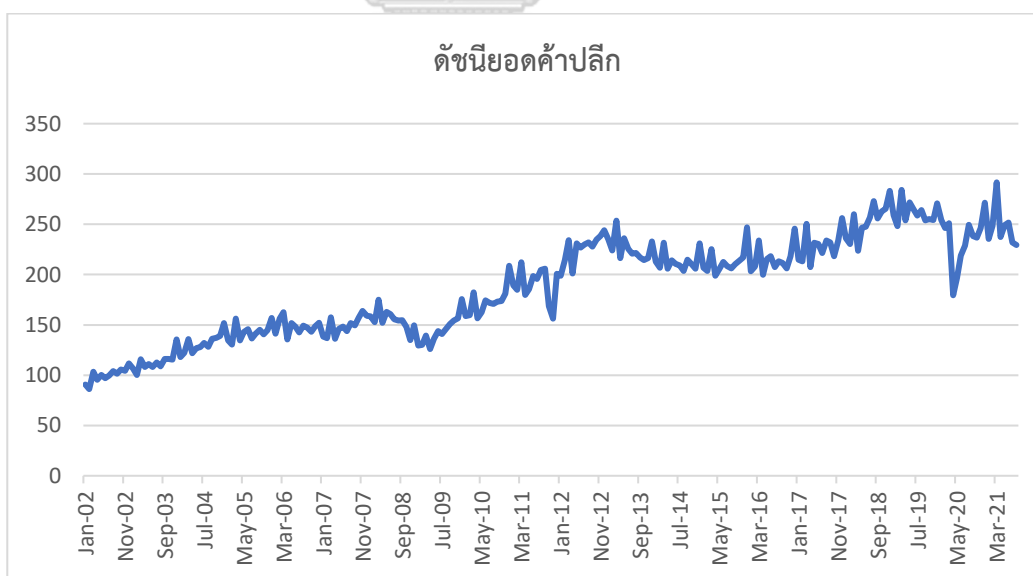
บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ธุรกิจค้าปลีกเป็นธุรกิจที่รับสินค้ามาจากแหล่งผลิต หรือแหล่งกระจายสินค้าต่างๆ เป็นจำนวนมาก เพื่อนำมาขายหรือบริการให้แก่ผู้บริโภคโดยตรง โดยที่ผู้บริโภคไม่ได้มีความต้องการนำมาค้าต่อเพื่อทำกำไร อีกทั้งที่ผ่านมามูลค่าการค้าส่งและค้าปลีกของประเทศไทยมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง แสดงให้เห็นในรูปที่ 1 แสดงแนวโน้มมูลค่าการค้าของธุรกิจค้าปลีกและค้าส่งของปี 2553 ถึง 2562 ที่แสดงได้ว่ามูลค่าการค้าของธุรกิจค้าปลีกนั้นมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง (วิจัยกรุงศรี, 2562) ซึ่งเกิดจากปัจจัยการขยายตัวของสังคมเมือง การเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศเพื่อนบ้าน และจากมาตรการกระตุ้นการใช้จ่ายของรัฐ จากดัชนีราคาดัชนียอดค้าปลีกในรูปที่ 2 ซึ่งเป็นการวัดค่าการเปลี่ยนแปลงในมูลค่ายอดขายทั้งหมดในระดับการค้าปลีกของประเทศไทย (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2564) ซึ่งเป็นดัชนีที่สำคัญมากที่สุดที่บ่งชี้ถึงการใช้จ่ายของผู้บริโภคคิดเป็นส่วนสำคัญมากที่สุดของกิจกรรมทางเศรษฐกิจโดยรวม โดยจากกราฟดัชนียอดค้าปลีกแสดงให้เห็นอย่างชัดเจนว่าแนวโน้มดัชนียอดค้าปลีกนั้นมีค่าดัชนีตั้งแต่อดีตมีการเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ถึงแม้ว่าดัชนียอดค้าปลีกจะตกอย่างมากในปี 2563 เนื่องจากโรคระบาดโควิด19 แต่หลังจากนั้นค่าดัชนียอดค้าปลีกก็กลับสู่ภาวะปกติและดัชนียอดค้าปลีกมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ในอนาคต แสดงให้เห็นว่าตลาดค้าปลีกยังคงมีความน่าสนใจและเติบโตอย่างต่อเนื่อง อีกทั้งธุรกิจค้าปลีกรายย่อยหรือธุรกิจค้าปลีกแบบดั้งเดิม เกิดการปรับตัวร้านค้าปลีกของตนเองให้มีความทันสมัยมากยิ่งขึ้น จากกราฟมูลค่าการค้าของธุรกิจค้าปลีกและค้าส่งแสดงให้เห็นว่ามูลค่าการค้าของธุรกิจค้าปลีกมีขนาดใหญ่ จึงทำให้มีผู้สนใจรายใหม่และผู้ลงทุนขนาดใหญ่เข้ามาในตลาดค้าปลีกมากขึ้น ซึ่งบริษัทเหล่านี้จะมีเงินทุนและความสามารถในการขยายสาขาได้เป็นจำนวนมากทำให้เกิดปัญหาด้านการจัดการของบริษัทเหล่านี้



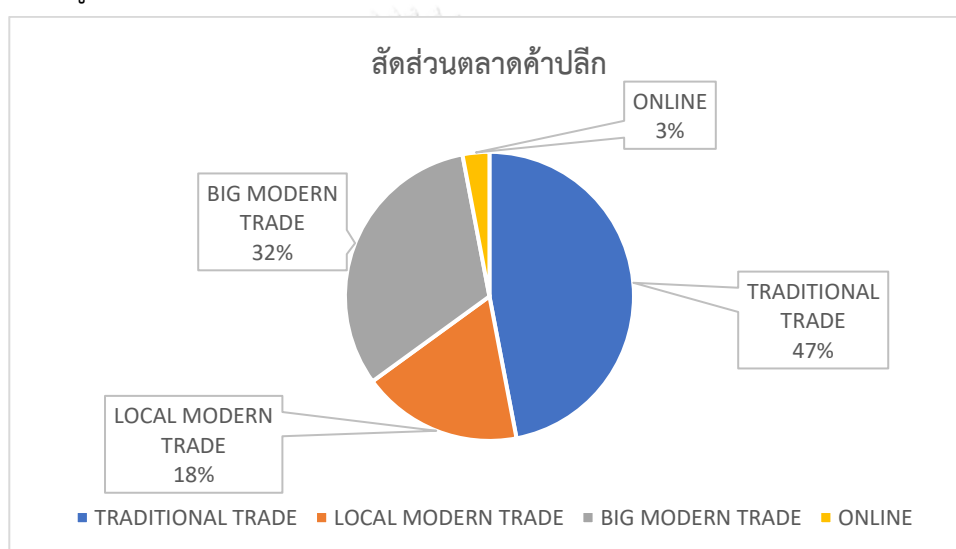
รูปที่ 1 มูลค่าการค้าของธุรกิจค้าปลีกและค้าส่ง
(ที่มา: สำนักงานสภาพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ, 2564)



รูปที่ 2 ดัชนียอดค้าปลีกตั้งแต่เดือน มกราคม 2545 ถึง มีนาคม 2564
(ที่มา: ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2564)

จากข้อมูลของสมาคมผู้ค้าปลีกไทยปี 2563 แสดงดังกราฟสัดส่วนตลาดค้าปลีกในรูปที่ 3 จะเห็นได้ว่าภาพรวมธุรกิจค้าปลีกแบ่งออกเป็น ธุรกิจค้าปลีกดั้งเดิมซึ่งมีสัดส่วนโดยประมาณ 47%

นอกจากนี้จะเป็นธุรกิจค้าปลีกสมัยใหม่ซึ่งประกอบด้วยธุรกิจค้าปลีกสมัยใหม่ระดับใหญ่และธุรกิจค้าปลีกสมัยใหม่ระดับท้องถิ่นมีสัดส่วน 50% โดยประมาณและมีแนวโน้มมากขึ้นเรื่อย ๆ โดยเฉพาะธุรกิจค้าปลีกสมัยใหม่ระดับท้องถิ่น ซึ่งบริษัทที่เป็นกรณีศึกษาก็อยู่ในธุรกิจประเภทนี้ด้วย ทั้งนี้จากสัดส่วนธุรกิจค้าปลีกสมัยใหม่มีจำนวนมาก ทำให้แต่ละบริษัทมียอดขายและจำนวนสาขาเป็นจำนวนมาก จึงเกิดปัญหาด้านการจัดการ อีกทั้งบริษัทค้าปลีกสมัยใหม่ยังมีกำลังในการขยายตัวของธุรกิจสูงมาก จึงทำให้ตลาดค้าปลีกเกิดการแข่งขันที่สูงขึ้น ซึ่งทำให้บริษัทของผู้ทำธุรกิจทางด้านค้าปลีกเองต้องมีการปรับตัวและจัดการเพื่อลดต้นทุน ให้สามารถพร้อมแข่งขันและมีการพัฒนาเพื่อเพิ่มกำไรในการทำธุรกิจให้สูงขึ้น



รูปที่ 3 สัดส่วนตลาดค้าปลีกในไทย

(ที่มา: สมาคมผู้ค้าปลีก, 2563)

ในภาพรวมของการทำธุรกิจค้าปลีกนั้นจะมีลักษณะในการทำกำไรของธุรกิจค้าปลีก ซึ่งเกิดจากการขายสินค้าให้ได้จำนวนมาก เพื่อจะได้กำไรมากๆ จึงทำให้ธุรกิจต้องมีการเปิดจำนวนสาขาที่เป็นจำนวนมากที่กระจายในหลากหลายพื้นที่ อีกทั้งยังมีการจัดโปรโมชั่นของสินค้าในแต่ละชนิดเพื่อต้องการกระตุ้นยอดขายและลดต้นทุนให้สามารถขายได้จำนวนมากยิ่งขึ้น และให้ตรงกับความต้องการของผู้บริโภค ดังนั้นผลของการทำโปรโมชั่นในกรณีของบริษัทกรณีศึกษา ทำให้เกิดสินค้าขาดสต็อกหรือไม่เพียงพอต่อการขายทำให้สูญเสียโอกาสทางการค้าโอกาสในการทำกำไรได้ หรือบางครั้งส่งสินค้ามากเกินไป ทำให้คลังสินค้าล้นเกินพื้นที่จัดเก็บ ส่งผลให้ไม่สามารถนำสินค้าที่ขาดเข้ามาในคลังได้ ส่งผลเสียกระทบเป็นลูกโซ่ไปเรื่อย ๆ เนื่องจากที่จัดเก็บในคลังสินค้าไม่เพียงพอและจำนวนคลังสินค้ามีอย่างจำกัด

บริษัทกรณีสึกษานั้นเป็นบริษัทที่ทำธุรกิจค้าปลีกสมัยใหม่ในประเทศไทย ถึงแม้ว่าขนาดของร้านสาขาในธุรกิจประเภทนี้ไม่ได้มีขนาดใหญ่มาก แต่ก็มีจำนวนสาขาเป็นจำนวนมากกระจายอยู่ในหลายจังหวัดของประเทศ อีกทั้งแต่ละสาขามีจำนวนสินค้าจำนวนมาก ซึ่งในแต่ละช่วงเวลามีการจัดโปรโมชั่นหลากหลายรายการ จากการพยากรณ์วิธีดั้งเดิมของบริษัทกรณีสึกษานั้นใช้วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 30 วัน และช่วงจัดโปรโมชั่นจะพยากรณ์โดยใช้ยอดขายอ้างอิงของสินค้าที่จัดโปรโมชั่นในอดีตมาทำการพยากรณ์ จึงส่งผลให้ค่าการของการพยากรณ์มีความผิดพลาดสูง

จากที่ได้กล่าวมาข้างต้นบริษัทมีความต้องการในการพยากรณ์ปริมาณความต้องการที่จะเกิดขึ้นในอนาคตที่มีความแม่นยำมากขึ้น ซึ่งการพยากรณ์แบบดั้งเดิมของบริษัทกรณีสึกษานั้นได้จัดทำเฉพาะสินค้าที่จะจัดทำโปรโมชั่นเท่านั้น หากไม่จัดทำโปรโมชั่นจะใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) 30 วัน โดยแผนการจัดโปรโมชั่นของบริษัทกรณีสึกษาจะแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบคือ แบบระยะสั้น (7 วัน) และแบบระยะยาว (30 วัน) โดยทั้งสองรูปแบบใช้วิธีการพยากรณ์โดยการดูข้อมูลของปริมาณการขายสินค้านั้นในอดีตที่มีราคาขาย ชนิดของโปรโมชั่น จำนวนวันที่จัดโปรโมชั่น ให้ตรงหรือใกล้เคียงกับโปรโมชั่นนั้นๆที่กำลังจะจัดโปรโมชั่นแต่ละช่วงเวลาจากนั้นนำมาคูณกับค่าคงที่ค่าหนึ่ง (กำหนดจากการขยายตัวของบริษัทแต่ละปี) จากนั้นนำค่าพยากรณ์ที่ได้มาเทียบกับปริมาณความต้องการในช่วงเวลานั้นๆที่เกิดจากปริมาณขายเฉลี่ยใน 30 วัน หากค่าพยากรณ์ที่ได้มีจำนวนน้อยกว่าปริมาณขายเฉลี่ยใน 30 วัน จะใช้ตามปริมาณเฉลี่ยไม่ใช้ตามค่าที่พยากรณ์ อีกทั้งบริษัทไม่ได้คำนึงถึงปัจจัยภายนอกอื่นๆมาใช้ในการพยากรณ์ เช่น วันหยุดนักขัตฤกษ์ วันสุดสัปดาห์ ผู้ติดเชื้อโควิด19 เป็นต้น ด้วยวิธีที่กล่าวมานี้เองทำให้เกิดความแม่นยำในการพยากรณ์ของบริษัทกรณีสึกษาต่ำมาก โดยจะแสดงในตารางที่ 1 แสดงค่า MAPE เฉลี่ยของการพยากรณ์วิธีดั้งเดิมของบริษัทในปี 2564

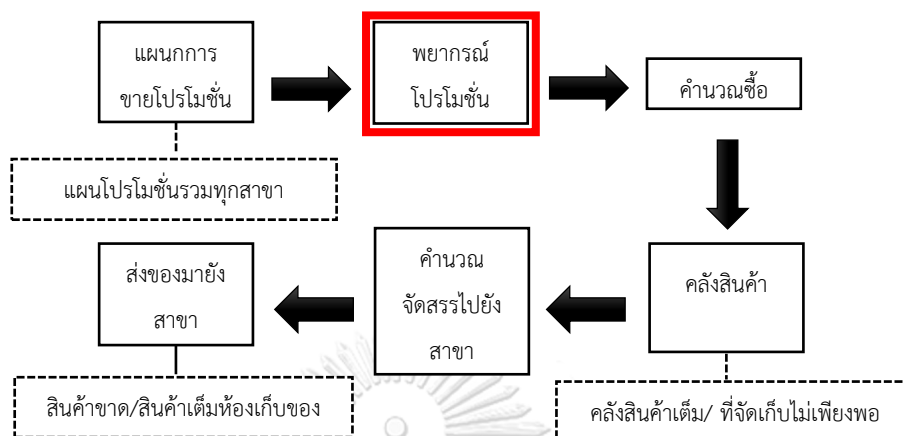
จากตารางที่ 1 เห็นได้ว่า ค่าเฉลี่ยการพยากรณ์วิธีปัจจุบันของบริษัทกรณีสึกษาตั้งแต่เดือนมกราคม 2564 จนถึงเดือน สิงหาคม 2564 มีค่า MAPE เฉลี่ยอยู่ที่ 60.38 โดยเฉพาะเดือนกันยายน และสิงหาคม มีค่า MAPE ที่สูงมาก เนื่องจากวิธีการพยากรณ์ดั้งเดิมนั้นเป็นแค่การดึงข้อมูลยอดขายในอดีตมาใช้ โดยไม่ได้คำนึงถึงปัจจัยภายนอก เช่น สถานการณ์โควิด19 ฤดูกาล นโยบายเงินอัดฉีดของภาครัฐ เป็นต้น ปัจจัยเหล่านี้จะส่งผลต่อค่าการพยากรณ์ของบริษัท ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงต้องการหาวิธีการพยากรณ์และเลือกตัวแบบที่เหมาะสม เพื่อปรับปรุงการพยากรณ์ของบริษัทกรณีสึกษา

ตารางที่ 1 ค่า MAPE การพยากรณ์วิธีปัจจุบันของทุกโปรโมชั่นในแต่ละเดือนในปี 2564

เดือน	MAPE
มกราคม 2564	53.69
กุมภาพันธ์ 2564	43.61
มีนาคม 2564	51.62
เมษายน 2564	58.69
พฤษภาคม 2564	49.38
มิถุนายน 2564	56.25
กรกฎาคม 2564	56.71
สิงหาคม 2564	42.28

จากที่แผนผังในรูปที่ 4 นั้นจะเห็นได้ว่า การปรับปรุงต้นเหตุของปัญหาและจัดการที่เหมาะสมของธุรกิจค้าปลีกนั้นควรเริ่มต้นที่การพยากรณ์ที่แม่นยำและมีประสิทธิภาพ เนื่องจากการพยากรณ์ที่ไม่แม่นยำนั้นจะส่งผลกระทบต่อกระบวนการอื่นๆ ของบริษัท ซึ่งการพยากรณ์ที่ไม่ดีนั้นให้เกิดการวางแผนการจัดซื้อที่ไม่เหมาะสม ทำให้เกิดปัญหาการจัดการคลังสินค้าโดยการเกิดสินค้าบางชนิดมีอัตราการหมุนเวียนของสินค้าที่ผันผวน สินค้าบางชนิดเก็บค้างอยู่ในคลังสินค้านานเกินไปบางชนิดกระจายเร็วเกินไป หรือแม้กระทั่งสินค้าในกลุ่มแช่แข็งและอาหารสดนั้นได้มีการกระจายสินค้าไปยังสาขาข้างเกินไปทำให้มีเวลาขายน้อยส่งผลกระทบต่อโอกาสในการทำกำไร ทั้งนี้กระจายสินค้าจากคลังสินค้าไปยังสาขาไม่เหมาะสมทำให้เกิดปัญหาคือบางสาขาเกิดสินค้าไม่พอขาย บางสาขาสินค้าล้นคลังของร้านค้าอีกด้วย ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงสนใจพยากรณ์สินค้าของบริษัทกรณีศึกษาด้วยวิธีการที่หลากหลาย ทั้งวิธีการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (Time Series) วิธีการพยากรณ์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression) วิธีการพยากรณ์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และวิธีการพยากรณ์ด้วยการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ซึ่งวิธีนี้เป็นส่วนหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) โดยหลักการคือจะเลียนแบบการทำงานและการประมวลผลคล้ายกับความสามารถของมนุษย์ที่มีความซับซ้อนและสามารถเรียนรู้จากข้อผิดพลาดของตนเองได้ ซึ่งในปัจจุบันนั้นการเรียนรู้ของเครื่องถูกนำไปประยุกต์ใช้ในหลากหลายอุตสาหกรรม เช่น อุตสาหกรรมการผลิต การเงิน การตลาด แอปพลิเคชัน การศึกษา หรือแม้กระทั่งการแพทย์เองก็ถูกนำมาใช้ด้วย

ซึ่งในงานวิจัยนี้จะศึกษาการพยากรณ์ปริมาณความต้องการ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง เข้ามาประยุกต์ใช้เปรียบเทียบกับเทคนิคการพยากรณ์แบบดั้งเดิมของบริษัทกรณีศึกษา



รูปที่ 4 ผังการไหลของงานของบริษัทกรณีศึกษา

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อค้นหาวิธีการพยากรณ์และเลือกตัวแบบที่เหมาะสม ในการพยากรณ์ปริมาณความต้องการรายวันของสินค้าที่มีราคาหลากหลายของบริษัทกรณีศึกษา โดยพิจารณาตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลา ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง และตัวแบบผสม

1.3 ขอบเขตงานวิจัย

1.3.1 ข้อมูลปริมาณการขายของสินค้าของบริษัทกรณีศึกษาที่นำมาพยากรณ์ความต้องการ ใช้ข้อมูลสินค้าที่มีมูลค่าการขายมากที่สุด ในแต่ละกลุ่มสินค้าจำนวน 7 กลุ่มสินค้า ได้แก่ นม นมผงเด็ก ผงซักฟอก น้ำมันปรุงอาหาร ฝ้ายอ้อม ซอส และน้ำอัดลม

1.3.2 ข้อมูลแต่ละสินค้าที่ใช้ในการพยากรณ์ เป็นข้อมูลยอดขายรายวัน ตั้งแต่ มกราคม 2562 ถึง สิงหาคม 2564 เป็นระยะเวลา 32 เดือน

1.3.3 ตัวแบบการพยากรณ์จะใช้ตัวแบบการพยากรณ์ แบบอนุกรมเวลาใช้ ตัวแบบ TBATS วิธีการพยากรณ์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ วิธีพยากรณ์โดยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องได้แก่ XGBoost, Artificial Neural Network และวิธีพยากรณ์โดยเทคนิคแบบผสม (Hybrid model)

1.3.4 การพยากรณ์จะแบ่งเป็น 2 รูปแบบ คือ การพยากรณ์ยอดขายโดยตรงกับตัวแปรอิสระปกติ และการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติ (Natural Logarithm) ของยอดขายกลับกับตัวแปรอิสระที่เพิ่มข้อมูลยอดขายตัวเองในอดีต

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การพยากรณ์ (Forecasting)

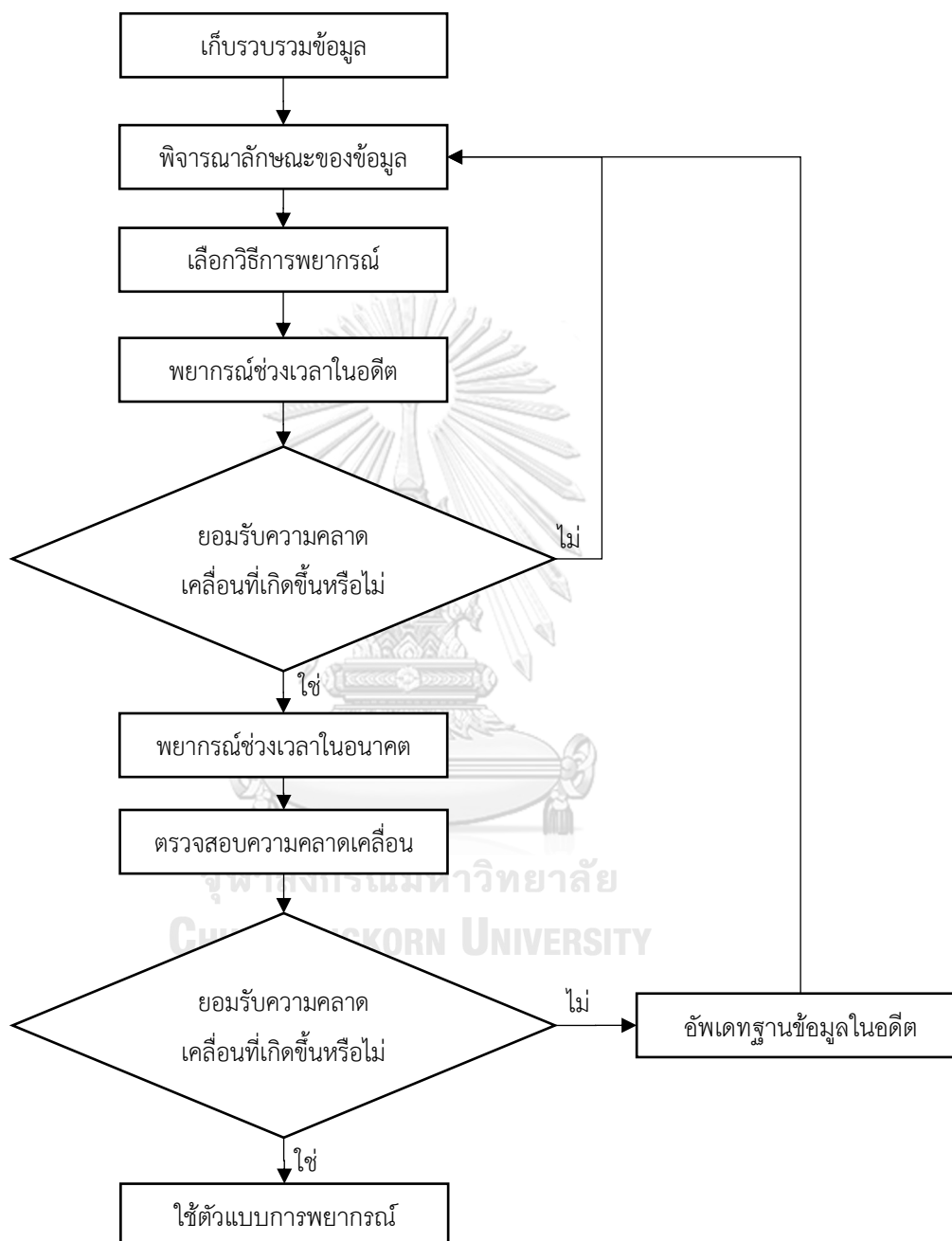
การพยากรณ์ หมายถึง การประมาณการถึงค่าและคุณลักษณะที่เกิดขึ้นในอนาคต การพยากรณ์ในกิจกรรมค้าปลีกนั้นมีความสำคัญมาก มีจุดประสงค์เพื่อรู้ถึงความต้องการที่จะเกิดขึ้นในอนาคตเพื่อใช้ในการวางแผนและจัดสรรสินค้าและบริการได้อย่างมีประสิทธิภาพรวมถึงสามารถวางแผนนโยบายคงคลังได้อย่างเหมาะสม โดยการพยากรณ์จะแบ่งช่วงเวลาออกเป็น 3 ระยะดังนี้ (พิภพ, 2549)

1. การพยากรณ์ในช่วงระยะสั้น เป็นการคาดการณ์ที่ใช้ช่วงเวลาน้อยๆ ซึ่งอาจจะน้อยกว่า 1 ฤดูกาล หรืออาจจะต่ำกว่า 1 ปี เช่น การพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน
2. การพยากรณ์ในช่วงระยะกลาง เป็นการคาดการณ์ช่วงระหว่าง 1 ฤดูกาล ถึง 3 ปี
3. การพยากรณ์ในช่วงระยะยาว เป็นการคาดการณ์ 3 ปีขึ้นไป นิยมใช้ในการวางแผนกลยุทธ์ทางธุรกิจ โดยภาพรวม การปรับปรุงและพัฒนาสินค้าชนิดใหม่

2.1.1 เทคนิคและวิธีการพยากรณ์

จากรูปที่ 5 วิธีการพยากรณ์ (Athanasopoulos, 2018) นั้นเริ่มจากการเก็บรวบรวมข้อมูลในอดีตซึ่งการรวบรวมข้อมูลนั้นอาจจะเป็นข้อมูลทั้งแบบระยะสั้น ระยะกลาง หรือระยะยาว ขึ้นอยู่กับเป้าประสงค์ของเรื่องที่จะทำการพยากรณ์ จากนั้นก็ทำการวิเคราะห์และพิจารณาลักษณะและแยกองค์ประกอบของข้อมูลว่ามีลักษณะที่เป็น แนวโน้ม (Trend) วัฏจักร (Cyclical) ฤดูกาล (Seasonal) หรือ ความผันแปรผิดปกติ (Irregular) เมื่อพิจารณาถึงลักษณะข้อมูลแล้วจากนั้นจึงเลือกวิธีการพยากรณ์ ซึ่งอาจจะมีหลายวิธี ตามลักษณะของข้อมูลที่เป็นไปในการวิเคราะห์และแยกองค์ประกอบข้อมูล จากนั้นนำวิธีที่เลือกมาพยากรณ์ช่วงเวลาในอดีต ซึ่งในขั้นตอนนี้อาจจะแบ่งข้อมูลออกเป็นช่วงการเรียนรู้และช่วงทดสอบไม่มีสัดส่วนเหมาะสมที่ชัดเจนแต่ส่วนมากจะใช้ 80% ต่อ 20% จากนั้นวัดความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น หากมีวิธีพยากรณ์ที่หลากหลายวิธีให้เลือกวิธีที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ซึ่งต้องวิจารณ์ผลจากการวัดความคลาดเคลื่อนที่วัดได้อยู่ในช่วงความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้หรือไม่ หากไม่ได้กลับไปพิจารณารูปแบบของข้อมูลและเลือกวิธีการในการพยากรณ์ใหม่ เมื่อได้วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมแล้วให้นำข้อมูลอีก 20% ที่เหลือ มาพยากรณ์ และวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ แล้วจากนั้นนำไปพิจารณาว่าค่าความแม่นยำที่เกิดขึ้นนั้นอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้หรือไม่ ถ้าหากไม่ยอมรับให้อัพเดทฐานข้อมูลในอดีตแล้วนำมาพิจารณารูปแบบและ

วิธีการพยากรณ์ใหม่ หากค่าความแม่นยำอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ก็จะสามารถนำโมเดลการพยากรณ์ที่ได้นี้ไปใช้พยากรณ์ในอนาคตได้ ซึ่งจะมีขั้นตอนการพยากรณ์เป็นไปตามรูปที่ 5



รูปที่ 5 ขั้นตอนการพยากรณ์

(ที่มา: Athanasopoulos, 2018)

นอกจากขั้นตอนการพยากรณ์ที่กล่าวมาแล้ว วิธีการพยากรณ์ยังจะแบ่งออกเป็น 2 ประเภทใหญ่ๆ คือ วิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณ และวิธีการพยากรณ์เชิงคุณภาพ มีรายละเอียดดังนี้

2.1.1.1 วิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณ

1. การพยากรณ์โดยอนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) เป็นการพยากรณ์โดยใช้ข้อมูลการเปลี่ยนแปลงตามช่วงระยะเวลาในอดีตจนถึงปัจจุบันมาทำการพยากรณ์ ซึ่งสามารถใช้กับการพยากรณ์ทั้ง ระยะสั้น ระยะกลาง และระยะยาว โดยใช้ข้อมูลในรูปแบบของ รายวัน รายสัปดาห์ รายไตรมาส และรายปี เป็นข้อมูลนำเข้าในการใช้พยากรณ์

2. การพยากรณ์ทางคณิตศาสตร์ (Causal Method Forecasting) เป็นวิธีที่ซับซ้อนกว่าอนุกรมเวลาโดยการใช้คณิตศาสตร์ ซึ่งเป็นการนำตัวแปรที่ต้องการทราบค่าหรือฟังก์ชันกับตัวแปรที่เกี่ยวข้องต่างๆ มาหาความสัมพันธ์ในรูปแบบคณิตศาสตร์เพื่อที่จะให้ได้ค่าพยากรณ์ที่ถูกต้องมากยิ่งขึ้น

2.1.1.2 วิธีการพยากรณ์เชิงคุณภาพ

การพยากรณ์ด้วยวิธีนี้นั้นจะมีจุดเด่นโดยการใช้ดุลพินิจของผู้มีประสบการณ์ในการให้คำแนะนำในการพยากรณ์ โดยมีวิธีย่อย 5 วิธี คือ

1. วิธีเดลฟาย (Delphi Method) เป็นวิธีการพยากรณ์โดยใช้กลุ่มของผู้เชี่ยวชาญ มาวิเคราะห์และพยากรณ์ร่วมกัน โดยจะมีหน่วยงานที่ทำหน้าที่หลักดำเนินการโดยสร้างแบบสอบถามอย่างต่อเนื่อง ถามไปเรื่อย ๆ กับผู้เชี่ยวชาญ เพื่อให้เกิดผลดีและลดการเกิดอิทธิพลจากผู้เชี่ยวชาญคนหนึ่งจะส่งผลต่อความคิดกับผู้เชี่ยวชาญคนอื่น

2. วิธีวิจัยตลาด (Market Research) เป็นวิธีที่รวมเทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณมาใช้ประโยชน์ โดยข้อมูลจะได้จากแบบสอบถาม การสำรวจทางโทรศัพท์ การสัมภาษณ์ และการอภิปรายกลุ่ม แล้วนำข้อมูลที่ได้มาทดสอบสมมติฐานด้านการตลาด โดยวิธี Panel Consensus เป็นวิธีการที่ใช้ผู้เชี่ยวชาญมาอภิปรายกลุ่มเกี่ยวกับปัญหาต่างๆ เพื่อให้ได้มาซึ่งข้อสรุปที่เป็นค่าในการพยากรณ์

3. วิธี Grass-Roots Forecasting เป็นการพยากรณ์ที่เจาะจงขอบเขตเฉพาะส่วน โดยการสอบถามบุคคลที่ใกล้ชิดปัญหา เพื่อพยากรณ์ในขอบเขตที่รับผิดชอบ แล้วนำค่าแต่ละคนมาพยากรณ์ร่วมกัน

4. วิธีการพยากรณ์โดยยึดอดีตเป็นหลัก (Historical Analogy) เป็นการใช้ข้อมูลของเหตุการณ์หนึ่งในอดีต มาใช้พยากรณ์เหตุการณ์คล้ายกันที่เกิดขึ้น

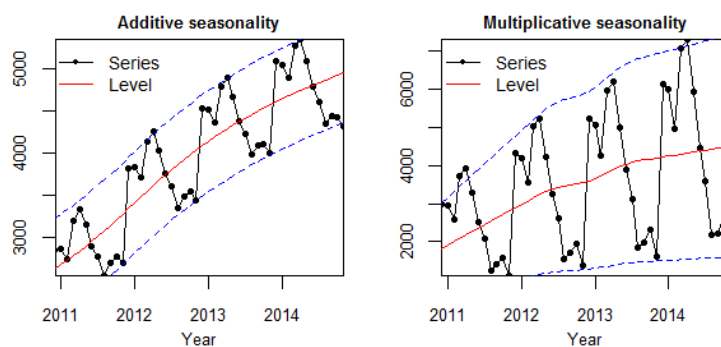
โดยในงานวิจัยนี้จะใช้การพยากรณ์ตัวแบบอนุกรมเวลา การพยากรณ์ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ และการเรียนรู้ของเครื่อง ดังนั้นจึงเน้นอธิบายในกลุ่มตัวแบบการพยากรณ์

2.1.2 การพยากรณ์โดยวิเคราะห์อนุกรมเวลา

องค์ประกอบของอนุกรมเวลา จะประกอบด้วย 4 องค์ประกอบของแนวโน้ม (Trend) เป็นองค์ประกอบที่จะแสดงทิศทางการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของข้อมูล โดยจะเกี่ยวข้องกับความสัมพันธ์ของข้อมูลในระยะเวลายาวนาน ซึ่งลักษณะของแนวโน้มอาจจะเป็นรูปแบบเส้นตรง หรือเส้นโค้ง หรืออื่นๆ ก็ได้ องค์ประกอบต่อมาคือองค์ประกอบที่เปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal) เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลเป็นรอบเวลาหนึ่ง ในช่วงเวลาไม่เกิน 1 ปี ซึ่งความถี่ของแนวโน้มอาจจะเป็นราย 3 เดือน รายสัปดาห์ รายวัน หรือรายชั่วโมงก็ได้ การสังเกตองค์ประกอบนี้จะเมื่อนำมาสร้างกราฟอนุกรมเวลาจะเห็นการเคลื่อนไหวข้อมูลขึ้นลงซ้ำๆ กัน ในช่วงเวลาเท่ากัน ต่อมาคือองค์ประกอบที่ผันแปรตามวัฏจักร (Cyclical) เป็นการเคลื่อนไหวที่คล้ายการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล แต่มีลักษณะข้อมูลขึ้นๆ ลงๆ โดยไม่ทราบช่วงในการเกิดแน่นอน และสุดท้ายคือองค์ประกอบความแปรปรวนเชิงสุ่ม (Irregular) เป็นการแปรผันที่เกิดจากปัจจัยที่ไม่คาดคิดล่วงหน้ามาส่งผลต่อข้อมูล เช่น ภัยพิบัติ สภาพอากาศ การประท้วง เป็นต้น จากที่กล่าวมาข้างต้นจึงสามารถแยกองค์ประกอบเพื่อหาความสัมพันธ์ของอนุกรมเวลา คือ

ความสัมพันธ์ในรูปแบบบวก (Additive Seasonal Variation) $F_t = T + S + C + I$ (2.1)

ความสัมพันธ์ในรูปแบบคูณ (Multiplicative Seasonal Variation) $F_t = T \times S \times C \times I$ (2.2)



รูปที่ 6 ความแตกต่างระหว่างความสัมพันธ์ในรูปแบบบวกและคูณ

(ที่มา: Kourntzes, 2014)

1. วิธีพยากรณ์ Seasonal Autoregressive Integrated Moving average (SARIMA) เป็นการพยากรณ์หนึ่งของวิธีการบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) ที่สามารถใช้ได้ทั้งชุดข้อมูลที่คงที่และไม่คงที่ได้ โดย SARIMA จะใช้เทคนิคทางสถิติของการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาที่มีดัชนีฤดูกาล โดย SARIMA จะประกอบด้วยพารามิเตอร์ (p,d,q)(P,D,Q,s) โดย P เป็นค่าของ Autoregressive (การใช้ค่าของตัวเองเพื่อทำนายช่วงถัดไป) ในช่วงฤดูกาล D เป็นค่าของการปรับเพื่อให้ได้ค่าคงที่ในช่วงฤดูกาล Q เป็นค่า Moving Averages (ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่) ในช่วงฤดูกาล และ s เป็นความยาวช่วงฤดูกาล ซึ่งสามารถหาค่าที่เหมาะสมโดยคำนวณจากค่า AIC ที่น้อยที่สุด โดยวิธี SARIMA เป็นหนึ่งในแบบจำลองที่ได้รับความนิยมมากที่สุด สามารถเขียนในรูปแบบสมการดังนี้ (Cools et al., 2009)

$$\Phi(B^S)\phi(B)\Delta^d\Delta_s^d y_t = c + \Theta(B^S)\theta(B)\varepsilon_t \quad (2.3)$$

โดยมีส่วนประกอบของตัวแบบนี้

$$\text{ตัวแบบ MA : } \Theta(B^S) = 1 + \Theta_1 B^S + \dots + \Theta_Q B^{QS} \quad (2.4)$$

$$\text{ตัวแบบ AR : } \phi(B^S) = 1 - \Phi_1 B^S - \dots - \Phi_P B^{PS} \quad (2.5)$$

$$\text{การปรับค่าแนวโน้ม : } \Delta_s^d = (1 - B^S)^D \quad (2.6)$$

- โดยที่
- y_t คือ ค่าพยากรณ์ที่คาบเวลา t
 - Φ คือ พารามิเตอร์ของตัวแบบ Autoregressive ที่มีฤดูกาล
 - D คือ ค่าของลำดับการหาผลต่าง (Differencing) เพื่อกำจัดอิทธิพลของแนวโน้มที่มีฤดูกาล
 - Θ คือ พารามิเตอร์ตัวแบบ Moving Average ที่มีฤดูกาล
 - P คือ อันดับของตัวแบบ Autoregressive ที่มีฤดูกาล
 - Q คือ อันดับของตัวแบบ Moving Average ที่มีฤดูกาล
 - S คือ จำนวนคาบของฤดูกาล
 - C คือ ค่าคงที่ของตัวแบบ SARIMA
 - ε_t คือ White Noise
 - B คือ Backward Shift Operator ($B y_t = y_{t-1}$)

2. วิธีพยากรณ์ Trigonometric, Box-Cox transformation, ARIMA error, trend multiple seasonal pattern (TBATS) พัฒนาขึ้นโดย De Livera, Hyndman, & Snyder ในปี 2011 ซึ่งเป็นหนึ่งในวิธีการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา ซึ่งถูกพัฒนามาจากหลากหลายแบบการพยากรณ์ เช่น Holt-winter, Box-cox transformation, ARIMA ซึ่งวิธีการพยากรณ์แบบ TBATS นี้จะช่วยในเรื่องการหาค่าพารามิเตอร์ที่สูงเกินไปมาใช้ของตัวแบบการพยากรณ์แบบปรับเรียบ (Smoothing methods) และช่วยแก้รูปแบบของอนุกรมเวลาที่ไม่ได้สังเกต (Unobserved pattern) ด้วยวิธี Trigonometric Function โดยจุดเด่นของวิธีการพยากรณ์แบบ TBATS คือ ความสามารถในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีดัชนีฤดูกาลมากกว่า 1 ดัชนี หรือที่มีความซับซ้อนได้ (Multiple seasonal pattern) โดยการพยากรณ์ด้วย TBATS สามารถพยากรณ์ทั้งระยะสั้นหรือระยะยาวก็ได้ โดยสมการ TBATS มีดังนี้

ส่วนขยายของสมการปรับเรียบเอ็กโพเนนเชียลแบบโฮลต์-วินเทอร์โดยใช้ดัชนีฤดูกาลคู่กับการเพิ่มค่าแนวโน้มและการเพิ่มของดัชนีฤดูกาล (The extension double-seasonal Holt-Winters exponential smoothing equation with additive trend and additive seasonality)

$$l_t = \alpha(y_t - S_{t-m_1}^{(1)} - S_{t-m_2}^{(2)}) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.7)$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.8)$$

$$S_t^{(1)} = \gamma(y_t - l_t - S_{t-m_2}^{(2)}) + (1 - \gamma)S_{t-m_1}^{(1)} \quad (2.9)$$

$$S_t^{(2)} = \gamma(y_t - l_t - S_{t-m_1}^{(1)}) + (1 - \gamma)S_{t-m_2}^{(2)} \quad (2.10)$$

$$\hat{y}_t(h) = l_t + hb_t + S_{t-m_1+h}^{(1)} + S_{t-m_2+h}^{(2)} + \phi^h[l_{t-1} + b_{t-1} + S_{t-m_1}^{(1)} + S_{t-m_1+2}^{(2)}] \quad (2.11)$$

โดยที่

l_t	คือ ระดับการปรับเรียบในช่วงเวลา t
b_t	คือ แนวโน้มในช่วงเวลา t
$S_t^{(1)}$	คือ องค์ประกอบวัฏจักรของฤดูกาลสั้น
$S_t^{(2)}$	คือ องค์ประกอบวัฏจักรของฤดูกาลยาว
m_1	คือ องค์ประกอบวัฏจักรของฤดูกาลสั้น
m_2	คือ องค์ประกอบวัฏจักรของฤดูกาลยาว
$\hat{y}_t(h)$	คือ ค่าที่พยากรณ์ได้จากระยะเวลา t
$\alpha, \beta, \gamma, \delta$	คือ ค่าพารามิเตอร์ปรับเรียบ

ส่วนขยายของสมการปรับเรียบเอ็กโพเนนเชียลแบบโฮลต์-วินเทอร์โดยใช้ดัชนีฤดูกาลคู่กับการแปลงค่า Box-Cox, ค่าความผิดพลาด ARIMA และรูปแบบทางฤดูกาลที่หลากหลาย (The extension of double-seasonal Holt-Winters (DSHW), called Box-Cox transformation, ARMA errors, trend, and multiple seasonal pattern (BATS)).

$$y_t^{(\omega)} = \begin{cases} \frac{y_t^{(\omega)} - 1}{\omega}, & \omega \neq 0 \\ \log y_t, & \omega = 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

$$y_t^{(\omega)} = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha d_t \quad (2.13)$$

$$l_t = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha d_t \quad (2.14)$$

$$b_t = (1 - \phi)b + \phi b_{t-1} + \alpha d_t \quad (2.15)$$

$$S_t^{(i)} = S_{t-m_i}^{(i)} + y_i d_t \quad (2.16)$$

$$d_t = \sum_{i=1}^p \phi d_{t-i} + \sum_{i=1}^p \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.17)$$

โดยที่

m_i คือ ช่วงเวลา t ของรูปแบบฤดูกาล

l_t คือ ระดับโลคอลที่ช่วงเวลา t

b คือ แนวโน้มระยะยาว

b_t คือ แนวโน้มระยะสั้นที่ช่วงเวลา t

$S_t^{(i)}$ คือ ส่วนประกอบทางฤดูกาลที่ช่วงเวลา t

d_t คือ กระบวนการ ARIMA(p,q)

ε_t คือ Gaussian white noise

CHULALONGKORN UNIVERSITY

สมการ TBATS ที่ปรับค่าจากสมการที่กล่าวข้างต้น

$$y_t^{(\omega)} = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \sum_{i=1}^T S_{t-1}^{(i)} + d_t \quad (2.18)$$

$$S_t^{(i)} = \sum_{j=1}^{k_i} S_{j,t}^{(i)} \quad (2.19)$$

$$S_{j,t}^{(i)} = S_{j,t-1}^{(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + S_{j,t-1}^{*(i)} \sin \lambda_j^{(i)} + \gamma_1^{(i)} d_t \quad (2.20)$$

$$S_{j,t}^{*(i)} = -S_{j,t-1}^{(i)} \sin \lambda_j^{(i)} + S_{j,t-1}^{*(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + \gamma_2^{(i)} d_t \quad (2.21)$$

โดยที่

k_i คือ จำนวนฮาร์มอนิกสำหรับ i ในส่วนประกอบทางฤดูกาล

$\gamma_1^{(i)}, \gamma_2^{(i)}$ คือ พารามิเตอร์ปรับเรียบ

2.1.3 การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression, MLR)

การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณนั้นจะเป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามโดยมีสมการความสัมพันธ์ดังนี้

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \quad (2.22)$$

โดยที่

y_t คือ ตัวแปรตาม

x_1, x_2, \dots, x_n คือ ตัวแปรอิสระ

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ คือ สัมประสิทธิ์ของสมการการถดถอย

โดยการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของสมการถดถอยที่นิยมใช้ ได้แก่ วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Method) โดยการวิเคราะห์การถดถอยนั้นมีพื้นฐานสมมติฐานทั้งหมด 4 ข้อคือ (1) ประชากรของค่าความผิดพลาดมีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ (2) ประชากรความผิดพลาดมีความแปรปรวนคงที่ (3) ประชากรของค่าความผิดพลาดมีการแจกแจงแบบปกติ และ (4) ค่าความผิดพลาดมีความเป็นอิสระต่อกัน

2.1.4 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning)

เป็นการสร้าง ตัวแบบเพื่อเป็นส่วนในการประมวลผลในการคำนวณเพื่อตั้งเงื่อนไขในการตัดสินใจต่างๆ โดยผู้พัฒนาจะนำชุดข้อมูลที่เป็นทั้งส่วนของข้อมูลดิบ (Raw Data) และผลลัพธ์ (Output) เข้าไปให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้ เพื่อสร้าง ตัวแบบซึ่งจะเป็นเหมือนชุดความคิดหลักของโปรแกรม ซึ่งผู้พัฒนาสามารถเขียนโปรแกรมหลักเพิ่มเติมได้ เพื่อให้ได้โปรแกรมที่สมบูรณ์ จากที่กล่าวมาในการใส่ชุดข้อมูลในเรียนรู้ของเครื่อง จะถือเป็นการสอน (Train) เพื่อให้โปรแกรมเรียนรู้ และแยกแยะข้อมูลและสร้าง ตัวแบบขั้นต้นก่อน จากนั้น นำข้อมูลอีกชุดมาทดสอบว่า ตัวแบบที่โปรแกรมได้ทำมาได้ค่าคลาดเคลื่อน อยู่ในค่าที่ยอมรับได้หรือไม่ จากนั้นอาจจะปรับเพิ่มเติม บางส่วนของโปรแกรมเพื่อให้ได้ความคลาดเคลื่อนต่ำลง

2.1.4.1 ประเภทของการเรียนรู้ของเครื่อง

1. การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) เป็นการเรียนรู้แบบต้องมีการสอน หรือ ให้ข้อมูลเข้าไปสอน (Training Data) เมื่อผ่านการเรียนรู้แล้วจึงจะสามารถคำนวณ (Regression) เช่น การพยากรณ์ข้อมูล การทำนายการใช้วัตถุดิบ หรือ จำแนกแยกแยะ

(Classification) ออกมาได้ เช่น การแยกข้อมูล การยิงโฆษณาใช้ตรงกับรสนิยมของผู้ใช้งานใน เฟสบุ๊ก

2. การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning) เป็นการเรียนรู้ที่ไม่จำเป็นต้องใช้ผลลัพธ์ (Output) ในการทำนาย กล่าวคือป้อนเฉพาะข้อมูลที่จะทำนาย จากนั้นระบบจะทำการประมวลผลให้เอง ซึ่งจะแบ่งออกเป็น การจัดกลุ่ม (Clustering) และ การหาความสัมพันธ์ (Association)

3. การเรียนรู้ด้วยการป้อนกลับผลลัพธ์ (Reinforcement Learning) เป็นการเรียนรู้ที่ให้ระบบเรียนรู้แล้วป้อนกลับข้อมูลเพื่อให้ระบบสามารถปรับปรุงตัวเอง เช่น ระบบการทรงตัวของหุ่นยนต์

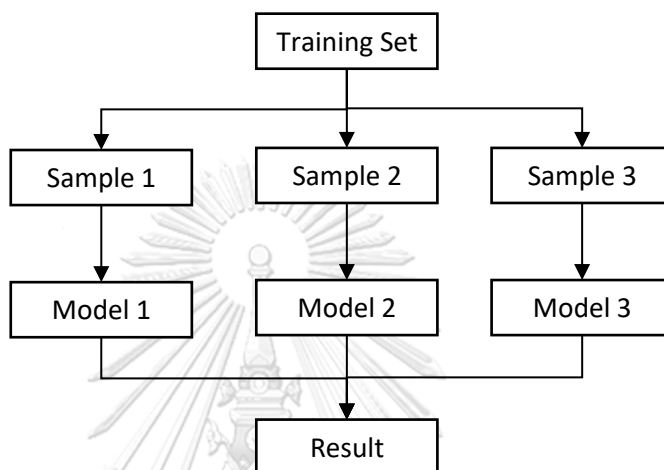
2.1.4.2 การปรับค่าพารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning)

การสร้างตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องนั้น ในแต่ละตัวแบบนอกจากที่จะนำข้อมูลมาสอนตัวแบบให้ตัวแบบปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่เหมาะสม เช่น ค่าน้ำหนักใน Neural network ตัวแบบยังต้องการค่าพารามิเตอร์อีกจำพวกหนึ่งที่ต้องกำหนดค่าไว้ก่อนและปรับจูนค่ากับชุดข้อมูลที่ใช้ตรวจสอบ เพื่อให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยวิธีการปรับค่าที่นิยมและใช้ในงานวิจัยนี้คือ GridSearch โดย Gridsearch จะเป็นวิธีที่ง่ายและดั้งเดิมที่สุดโดยการกำหนดค่าของแต่ละพารามิเตอร์ จากนั้นก็คำนวณตัวแบบในทุกๆ ชุดของ Hyperparameter ที่ต้องการหา แล้วนำมาประเมินผลว่าค่าพารามิเตอร์ในแต่ละค่าที่ได้ให้ผลดีที่สุด

2.1.4.3 Ensemble Method

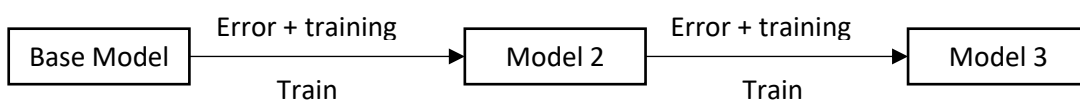
เป็นหนึ่งในเทคนิคของการเรียนรู้ของเครื่อง ที่ใช้ตัวแบบหลายๆตัวแบบมารวมกันเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกมาได้ดีที่สุด ซึ่ง Ensemble method จะรวมอัลกอริทึมแบบมีการสอนเข้าด้วยกัน ซึ่งจะสามารถปรับปรุงข้อด้อยของการใช้ตัวแบบเดียวให้มีประสิทธิภาพมากขึ้นของตัวแบบรวมทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น โดยอัลกอริทึมที่เป็นแกนหลักในการ Ensemble ที่นิยมคือกลุ่มของตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree) ซึ่งเป็นการเรียนรู้ที่ใช้ได้ทั้งการแบ่งจำแนกประเภท (Classification) และการเรียนรู้ที่ใช้กับตัวเลข (Regression) โดยต้นไม้ตัดสินใจจะประกอบด้วย ราก (Root node), ความสัมพันธ์ (Internal Node) และ ใบ (Leaf node) ซึ่งมีจุดมุ่งหมายในการทำคือ เลือกราก (Root node) ให้มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยประเภทของ Ensemble method จะประกอบด้วย

1. Bagging (Bootstrap Aggregating, Parallel method) เป็นการนำตัวแบบหลายตัวแบบรวมกัน โดยจะใช้ตัวแบบอะไรก็ได้ โดยแต่ละตัวแบบจะสุ่มตัวอย่างออกมาโดยจะหยิบตัวอย่างของ Training set มาใช้กับตัวแบบแล้วนำกลับมาใส่เข้าไปใน Training set ตามเดิม จากนั้นทำการสุ่มชุดของตัวแบบเพื่อนำมาเทียบว่าตัวแบบไหนให้ผลลัพธ์ของการแยกได้ดีที่สุด ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้มาวัดผลโดยการหาค่าเฉลี่ย และค่าที่พบมากที่สุด



รูปที่ 7 ขั้นตอนแบบ Bagging

2. Boosting เป็นการนำข้อผิดพลาด (Error) ของตัวแบบก่อนๆ ที่เคยใช้นำมาให้กับตัวแบบใหม่เรียนรู้ โดยตัวแบบทุกตัวจะใช้ตัวอย่างของข้อมูลที่เหมือนกันทุกประการในการเรียนรู้ของตัวแบบ แต่ก็ยังมีข้อผิดพลาดของตัวแบบก่อนเข้ามาเรียนรู้ การ Boosting จึงทำการเรียนรู้ข้อผิดพลาดต่อไปเรื่อย ๆ จนข้อผิดพลาดลดลงโดยใช้ค่า Learning Rate ที่เหมาะสม ซึ่งหาได้จากการปรับค่าพารามิเตอร์ที่กล่าวข้างต้น



รูปที่ 8 ขั้นตอนแบบ Boosting

2.1.4.4 การแบ่งกลุ่มของตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Algorithms Group)

การแบ่งตัวแบบในที่นี้เป็นการแบ่งกลุ่มตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องโดย Brownlee (2019) เป็นผู้เชี่ยวชาญด้าน AI จาก Swinburne University of Technology โดยเขาแบ่งกลุ่มโมเดลของแต่ละตัวแบบ (Algorithms) ตามฟังก์ชันหลักในการคำนวณของแต่ละตัวแบบนอกจากจะแบ่งตาม 3 ประเภทหลักดังที่กล่าวมาข้างต้นแล้วยังสามารถแบ่งเป็น

1. Regression Algorithms เป็นตัวแบบที่แสดงความสัมพันธ์ของแต่ละตัวแปร ซึ่งการคำนวณตัวแบบจะทำให้เกิดการวัดความผิดพลาดในการพยากรณ์น้อยที่สุด โดยตัวแบบในกลุ่มนี้ ได้แก่ Linear Regression, Ordinary Least Squares Regression (OLSR), Logistic Regression, Stepwise Regression Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) และ Locally Estimated Scatterplot Smoothing (LOESS)

2. Instance-based Algorithms เป็นตัวแบบแบ่งกลุ่มของข้อมูล โดยนำข้อมูลที่ใกล้เคียงกันมาจัดกลุ่มด้วยกัน ซึ่งตัวแบบในกลุ่มนี้ ได้แก่ k-Nearest Neighbor (kNN), Learning Vector Quantization (LVQ), Self-Organizing Map (SOM), Locally Weighted Learning (LWL) และ Support Vector Machines (SVM)

3. Regularization Algorithms เป็นส่วนขยายของตัวแบบอื่น โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อปรับให้ตัวแบบเองมีความแม่นยำมากขึ้น ไม่ให้ตัวแบบมีความ Overfit มากเกินไป ได้แก่ Ridge Regression, Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO), Elastic Net และ Least-Angle Regression (LARS)

4. Decision Tree Algorithms เป็นตัวแบบที่สร้างรูปแบบการตัดสินใจ โดยคำนวณจากค่าจริง และลักษณะของข้อมูล ได้แก่ Decision tree, Conditional Decision Trees, Chi-squared Automatic Interaction Detection (CHAID) และ Decision Stump

5. Bayesian Algorithms เป็นตัวแบบที่นำ Bayes' Theorem มาประยุกต์ใช้อย่างชัดเจน โดยจะใช้ทั้งการจัด classification และ regression เช่น Naive Bayes, Gaussian Naive Bayes, Multinomial Naive Bayes, Averaged One-Dependence Estimators (AODE), Bayesian Belief Network (BBN), Bayesian Network (BN) และ Bayesian Regression

6. Clustering Algorithms เป็นตัวแบบในการจัดกลุ่มตัวอย่างของข้อมูล ได้แก่ k-Means, Expectation Maximization (EM) และ Hierarchical Clustering

7. Artificial Neural Network Algorithms เป็นตัวแบบที่อิงจากโครงสร้างและการทำงานของเครือข่ายระบบประสาท ซึ่งสามารถใช้ในการประยุกต์ได้อย่างหลากหลาย ได้แก่ Perceptron Multilayer Perceptron's (PLP), Back-Propagation, Stochastic Gradient Descent และ Hopfield Network, Radial Basis Function Network (RBFN)

8. Deep Learning Algorithms ตัวแบบที่เป็นที่นิยม และสร้างการคำนวณที่ซับซ้อน ใช้งานได้ดีกับข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ได้ เช่น Convolutional Neural Network (CNN), Recurrent Neural Networks (RNNs), Long Short-Term Memory Networks (LSTMs), Stacked Auto-Encoders, Deep Boltzmann Machine (DBM) และ Deep Belief Networks (DBN)

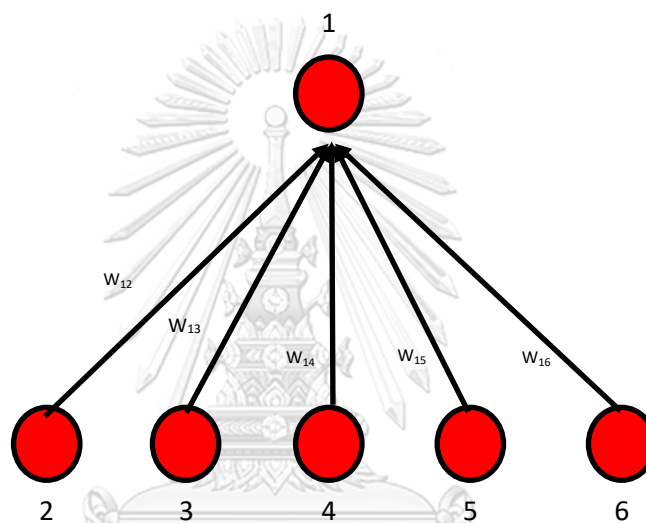
9. Ensemble Algorithms เป็นการนำโมเดลหลายๆตัวมาฝึกฝนอย่างอิสระ มาทำนายด้วยกันและมีการปรับปรุงให้ความผิดพลาดน้อยไปเรื่อย ๆ ดังที่กล่าวในหัวข้อก่อนหน้านี้ ตัวแบบในกลุ่มนี้เช่น Boosting, Bootstrapped Aggregation (Bagging), AdaBoost, Weighted Average (Blending), Stacked Generalization (Stacking), Gradient Boosting Machines (GBM), Gradient Boosted Regression Trees (GBRT) และ Random Forest

นอกจากกลุ่มตัวแบบที่ได้กล่าวมาแล้วนั้น ยังมีตัวแบบอื่นๆที่ไม่อยู่ในกลุ่มที่กล่าวมาแต่มีฟังก์ชันเทคนิคเฉพาะตัว เช่น Computational intelligence, Computer Vision (CV), Natural Language Processing (NLP) และ Recommender Systems เป็นต้น

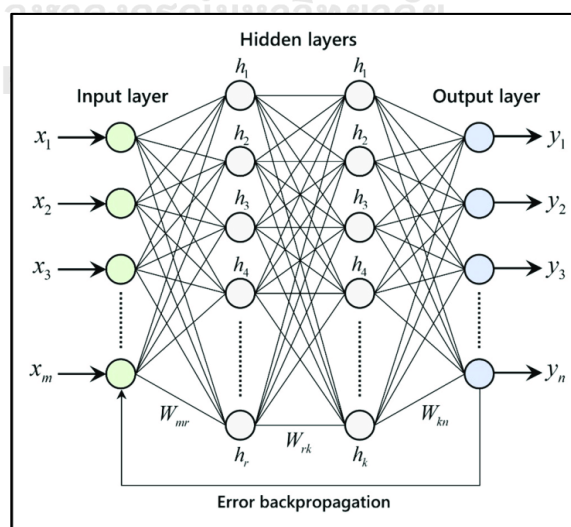
2.1.4.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN)

เป็นการใช้หลักการมาจากการจำลองการทำงานของเซลล์ประสาท (Neuron) โดยแต่ละเซลล์ประสาทมียุทธการสื่อสารกันผ่านการกระตุ้นด้วยศักย์ไฟฟ้า ซึ่งกระแสประสาทเริ่มต้นส่งสัญญาณจากตัวเซลล์ (Cell Body) ผ่านแกนประสาท (Axon) ไปยังจุดเส้นประสาท (Synapse) ซึ่งการสื่อสารเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทอื่นผ่านใยประสาทนำเข้า (Dendrite) จากหลักการนี้เองนำไปสู่การประยุกต์การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในลักษณะแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ซึ่ง ANN สามารถเรียนรู้ได้ 2 ประเภททั้ง การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) และ การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียม เป็นแบบจำลองที่แสดงการเชื่อมระหว่างเซลล์ประสาท (Neuron) กับปม (Node) และการเชื่อมต่อด้วยเส้นเชื่อม (Edge) ที่กำกับด้วยค่าน้ำหนัก (Weight) ซึ่งจะแทนความสัมพันธ์ของข้อมูลนำเข้าแต่ละตัว เมื่อข้อมูลถูกนำไปที่ตัวเซลล์ จะได้ผลรวมน้ำหนัก (Weighted sum) จากนั้นจะถูกนำไปวิเคราะห์ด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activated Function หรือ Step Function) เมื่อวิเคราะห์เสร็จแล้วจึงได้ผลลัพธ์จากการประมวลผล (Output) ออกมาดังรูป ซึ่งก็เปรียบกับ Synapse ซึ่งผลที่ได้จะนำไปวิเคราะห์ต่ออีกโครงข่ายประสาทเป็นโครงข่ายหลายชั้น (Multi-layer Network) หรือ นำผลที่ได้ไปใช้เลยก็ได้



รูปที่ 9 แบบจำลองเซลล์ประสาทเทียม



รูปที่ 10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

(ที่มา: Penpece, 2014)

กำหนดให้ W_{ji} แทนค่าน้ำหนักบนเส้นเชื่อมทิศทางจากปม i ไป j ซึ่งสามารถคำนวณค่านำเข้ารวมที่ปม j หรือ Net_j ได้คือ

$$Net_j = \sum_i W_{ji} O_i \quad (2.23)$$

โดย O_i เป็น ค่าส่งออกที่มาจากปม i ซึ่งจะเป็นไปตามกฎของ All-or-None คือ

$$O_j = \begin{cases} 0, & net_j < T_j \\ 1, & net_j > T_j \end{cases} \quad (2.24)$$

โดย T_j เป็น ค่าขีดขั้น (Threshold) สำหรับปมที่ j เป็นฟังก์ชัน Hard-Limit transfer function ซึ่งค่าจะเป็นฟังก์ชันบันได คือจะส่งค่าไม่เป็นศูนย์ออกไปเมื่อค่านำเข้ารวมมากกว่าหรือเท่ากับค่าหนึ่ง นอกจากนี้สถาปัตยกรรมการทำงานของ ANN นั้น มีหลายรูปแบบ เช่น แบบป้อนไปข้างหน้า (Feed forward ANN) แบบย้อนกลับ (Feed backward ANN) และแบบแข่งขัน (Competitive) จากรูปโครงข่ายประสาทเป็นโครงข่ายหลายชั้น (MLP) จะประกอบด้วยชั้นอย่างน้อย 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลเข้า (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) ซึ่งอาจจะมีมากกว่า 1 ชั้น และ ชั้นข้อมูลออก (Output layer) โดยข้อมูลจะถูกส่งต่อ ประมวลผลและแพร่ไปข้างหน้าตามลำดับ เรียกว่า Forward Propagation อีกทั้งยังมีเทคนิคการสอนที่มีการแพร่ในทิศตรงกันข้าม เรียกว่า Back Propagation เป็นวิธีปรับค่าน้ำหนักโดยพิจารณาผลต่างระหว่างผลลัพธ์ที่ต้องการ

2.1.4.6 Gradient Boosting Method (GBM)

เป็นหนึ่งในวิธี ensemble machine learning ที่ใช้สำหรับการปรับปรุงและแก้ปัญหาค่าการถดถอย (Regression) และการแบ่งประเภท (Classification) โดย Gradient Boosting จะสร้างต้นไม้ตัดสินใจที่หลายๆชุด จากนั้นจะเรียนรู้จากสร้างโครงสร้างถดถอยตามลำดับ ซึ่งจะใช้เทคนิคการเพิ่มจำนวนการจัดกลุ่ม ที่มีความแม่นยำต่ำมาสร้างเป็น การจัดกลุ่มใหม่โดยจะกลายเป็นต้นไม้ลำดับถัดไปที่ถูกสร้างต่อยอดจากข้อผิดพลาด จากการคำนวณของต้นไม้ก่อนหน้าโดยใช้อัลกอริทึม Level-wise ในการสร้างต้นไม้ ดังนั้น วิธีการ GBM ยังมีจำนวนรอบในการประมวลผลมากเท่าไร ก็จะทำให้การพยากรณ์นั้นดีขึ้น แต่แลกมาซึ่งระยะเวลาในการประมวลผลที่ยาวนานขึ้นด้วย โดย GBM มีขั้นตอนดังนี้

สร้างค่าคงที่เริ่มต้น

$$F_0(x) = \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^n L(y_i, \gamma) \quad (2.25)$$

โดยที่ γ	คือ ค่าพยากรณ์
y_i	คือ ค่าที่ได้จากการสำรวจ
$F_0(x)$	คือ ค่าที่พยากรณ์เริ่มต้น
$L(y_i, \gamma)$	คือ ค่า loss function

สร้างต้นไม้ตัดสินใจจาก $m = 1$ ถึง M

ขั้นที่ 1 คำนวณค่าผิดพลาดเทียมจากตัวอย่างที่ i ใน ต้นไม้ m

$$r_{im} = - \left[\frac{\partial L(y_i, F(x_i))}{\partial F(x_i)} \right]_{F(x)=F_{m-1}(x)} \quad \text{for } i = 1, \dots, n \quad (2.26)$$

โดยที่ r_{im} คือ ค่าผิดพลาดเทียมของตัวอย่างที่ i ใน ต้นไม้ m

ขั้นที่ 2 สร้างค่าฐานการเรียนรู้จากค่าผิดพลาดเทียมและสร้าง terminal regions

$$R_{jm} \text{ for } j = 1 \dots J_m \quad (2.27)$$

โดยที่ j คือ ค่าใบของต้นไม้ตัดสินใจ

ขั้นที่ 3 คำนวณผลของแต่ละใบในต้นไม้ m

$$\gamma_{jm} = \operatorname{argmin} \sum_{x_i \in R_{ij}} L(y_i, F_{m-1}(x_i) + \gamma) \quad (2.28)$$

โดยที่ γ_{jm} คือ ค่าผลของใบไม้ j ในต้นไม้ m

ขั้นที่ 4 อัปเดตโมเดล

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \gamma_{jm} I(x \in R_{jm}) \quad (2.29)$$

2.1.4.7 Xtreme Gradient Boosting Method (XGBoost)

เป็นเทคนิคการพยากรณ์ที่พัฒนามาจาก Gradient Boosting ซึ่งจะต่างกันที่เป็นแบบจำลองที่นำเอาต้นไม้ตัดสินใจมาฝึกสอนต่อกันหลายๆ ต้น โดยที่แต่ละต้นจะมีการปรับและเรียนรู้ค่าความผิดพลาดของต้นไม้อีก่อนหน้า ซึ่งวิธีนี้จะทำให้ความแม่นยำนั้นมากขึ้นเรื่อยๆ ๑ เมื่อมีการเรียนรู้ที่มีค่าความลึกมากเพียงพอและแบบจำลองจะหยุดเรียนรู้เมื่อไม่เหลือความผิดพลาดจากต้นไม้ตัดสินใจก่อนหน้านี้ให้เรียนรู้แล้ว โดยมีสมการคือ

$$\text{Total Loss} = \sum_{i=1}^n L(y_i, p_i^0 + O_{value}) + \frac{1}{2} \lambda O_{value}^2 \quad (2.30)$$

$$L(y_i, p_i) = \frac{1}{2}(y_i - p_i)^2 \quad (2.31)$$

โดยที่ $L(y_i, p_i) = \text{Loss function}$

$\lambda = \text{Penalization term}$

จากการขยายความของ Taylor มีสมการประมาณการที่ทำให้คำนวณเร็วขึ้นคือ

$$L(y_i, p_i + O_{value}) \approx L(y_i, p_i) + [dp_i^d L(y_i, p_i)]O_{value} + [dp_i^{d^2} L(y_i, p_i)]O_{value}^2 \quad (2.32)$$

2.1.4.8 การพยากรณ์ตัวแบบผสม (Hybrid Forecasting Model)

ตัวแบบผสมเป็นการนำตัวแบบหลายตัวแบบมาสร้างการพยากรณ์เพื่อปรับปรุงความแม่นยำและลดความเสี่ยงของการได้แบบจำลองที่ไม่เหมาะสม จากการใช้แบบการพยากรณ์ร่วมกัน ลดความซับซ้อนของตัวแบบ โดยงานวิจัยชิ้นนี้จะใช้ตัวแบบที่มาจากผลงานกันของการปรับปรุงการพยากรณ์ให้ดีขึ้นและลดความเสี่ยงจากการจำลองไม่เหมาะสม ซึ่งตัวแบบผสมประกอบด้วย 3 โครงสร้างดังนี้ (Hajirahimi et al., 2019)

1. โครงสร้างแบบขนาน (Parallel Hybrid Structure) เป็นการนำค่าผลที่ได้ในการพยากรณ์แต่ละตัวแบบมารวมกันแบบถ่วงน้ำหนัก เช่น ค่าเฉลี่ย การถดถอยเชิงเส้น Var-Cov ซึ่งมีรูปแบบสมการคือ

$$f_{combined,t} = \varphi(w_1 \hat{f}_{1,t}, w_2 \hat{f}_{2,t}, \dots, w_n \hat{f}_{n,t}); t = 1, 2, \dots, T \quad (2.33)$$

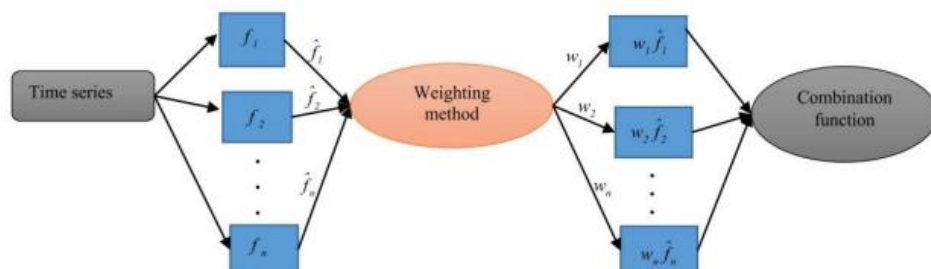
โดยที่

φ คือ ฟังก์ชันสำหรับตัวแบบผสม

$w_i \hat{f}_{i,t}$ คือ ค่าพยากรณ์แบบถ่วงน้ำหนัก

T คือ จำนวนข้อมูล

n คือ จำนวนตัวแบบพื้นฐาน



รูปที่ 11 โครงสร้างตัวแบบขนาน

(ที่มา: Hajirahimi, 2019)

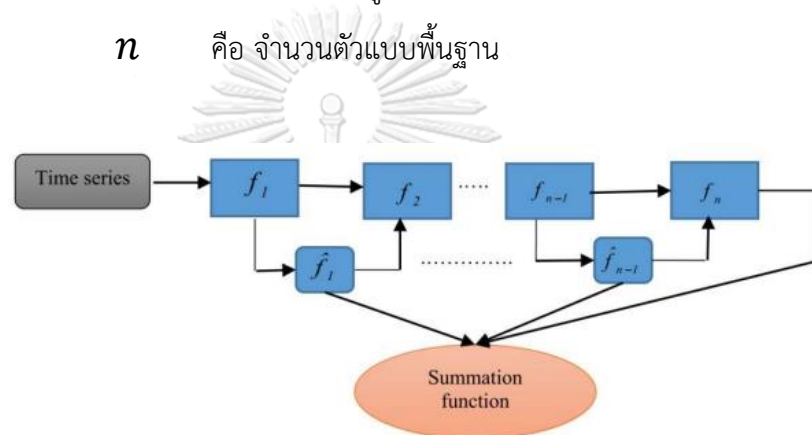
2. โครงสร้างแบบอนุกรม (Series Hybrid Structure) เป็นการนำค่าผลที่ได้ในการพยากรณ์มาสร้างแบบจำลองตามลำดับ โดยแยกส่วนที่เป็นเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น ซึ่งมี 2 ขั้นตอนคือ สร้างลำดับเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น เช่น SARIMA เพื่อจับเชิงเส้นของอนุกรมเวลา จากนั้น นำค่าที่ผิดพลาดป้อนเข้าตัวแบบ ANN แล้วนำค่าพยากรณ์ของทั้ง 2 ตัวแบบมารวมกัน ซึ่งจะมีรูปแบบสมการดังนี้

$$f_{combined,t} = \hat{f}_{1,t} + \hat{f}'_{2,t} + \dots + \hat{f}'_{n,t}; t = 1, 2, \dots, T \quad (2.34)$$

โดยที่ $\hat{f}_{i,t}$ คือ ตัวแบบเดี่ยวแต่ละแบบ

T คือ จำนวนข้อมูล

n คือ จำนวนตัวแบบพื้นฐาน



รูปที่ 12 โครงสร้างตัวแบบอนุกรม
(ที่มา: Hajirahimi, 2019)

3. โครงสร้างแบบขนาน-อนุกรม (Parallel-Series Hybrid Structure) เป็นการนำโครงสร้างทั้งสองแบบมาผสมผสานด้วยกันเพื่อใช้ข้อดีของทั้งสองโครงสร้าง แต่จะมีข้อเสียคือทำให้โครงสร้างซับซ้อนทำให้ใช้เวลาในการคำนวณมากขึ้น

2.1.4.9 การวัดความคลาดเคลื่อน (Measurement Error)

เป็นการวัดผลของการพยากรณ์โดยการวัดคลาดเคลื่อน เพื่อนำไปเปรียบเทียบกับว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีอื่นๆ มีความผิดพลาดแตกต่างจากค่าจริงอย่างไร การวัดความคลาดเคลื่อนที่ใช้ในงานวิจัยนี้ คือ ค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)

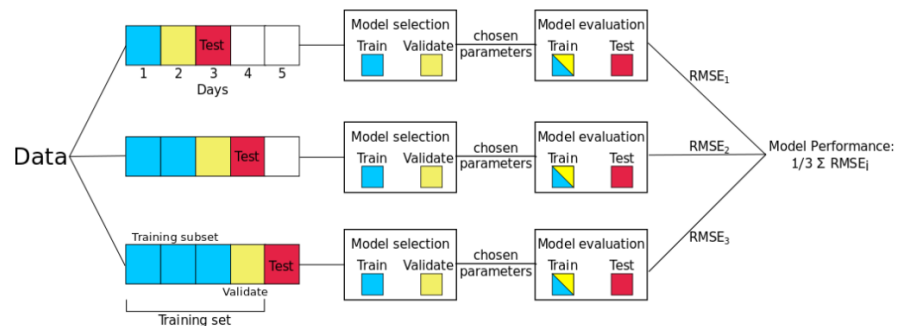
$$WAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \times 100 \quad (2.35)$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าจริง

\hat{Y}_t คือ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์

2.1.4.10 การแบ่งชุดข้อมูล (Data Splitting)

โดยทั่วไปการสร้างตัวแบบการพยากรณ์นั้นจำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์เพื่อคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมไปใช้พยากรณ์ข้อมูล โดยการแบ่งข้อมูลในการพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ส่วนคือ ข้อมูลชุดฝึกสอน (Training set) ข้อมูลชุดตรวจสอบ (Cross-validation set) และข้อมูลชุดทดสอบ (Test set) โดยงานวิจัยนี้จะใช้การแบ่งและประเมินข้อมูลแบบ Day Forward-Chaining Cross-validation เนื่องจากการสามารถประมาณการการพยากรณ์ความผิดพลาดของตัวแบบได้ดีกว่าแบบการแบ่งปกติ แต่วิธีการ Day Forward-Chaining Cross-validation จะสร้างจำนวนการฝึกสอน/ประเมินตัวแบบหลายครั้ง จากนั้นจึงนำค่าผิดพลาดแต่ละครั้งมาเฉลี่ยเพื่อประเมินความผิดพลาดของตัวแบบ ซึ่งเทคนิคนี้มีพื้นฐานมาจากวิธีการ Called forward-chaining และวิธี Rolling-origin-recalibration evaluation ซึ่งมีลักษณะการแบ่งข้อมูลตามผังในรูป 13



รูปที่ 13 โครงสร้างการแบ่งข้อมูลแบบ Day Forward-Chaining Cross-validation

(ที่มา: Shrivastava, 2020)

2.2 ทบทวนวรรณกรรม

ในการดำเนินงานของธุรกิจค้าปลีกนั้น การพยากรณ์เป็นสิ่งจำเป็นอย่างมากของธุรกิจค้าปลีกสมัยใหม่ ซึ่งจำเป็นที่ต้องทำความเข้าใจลักษณะและธรรมชาติของตัวองค์กรเอง โดยขั้นตอนการพยากรณ์ก็เป็นหนึ่งวิธีในการเข้าใจลักษณะ ปัจจัยเกื้อหนุน ปัจจัยลบ และความเปลี่ยนแปลงของสินค้าแต่ละชนิดเพื่อเข้าใจกลุ่มตลาดที่ดำเนินการอยู่ ซึ่งตัวบริษัทค้าปลีกเองจำเป็นต้องหาทางในการปรับปรุงตัวแบบในการพยากรณ์และข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ที่เหมาะสม โดยตัวแบบพื้นฐานที่ใช้ใน

การพยากรณ์ยอดขายนั้นจะใช้ข้อมูล lagged sale ในอดีต (Ma, 2016) วิธีเทคนิคอนุกรมเวลาที่ใช้โดยทั่วไปนั้นใช้วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย หรือ ARIMA (Kalaoglu et al, 2015) นอกจากนี้วิธีการพยากรณ์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่องนั้นก็มีความสำคัญในการพยากรณ์สมัยใหม่และเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสูงในการวิเคราะห์และสร้างแบบจำลองของข้อมูล โดยการใช้การพยากรณ์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่องนั้นใช้อย่างแพร่หลายในหลายอุตสาหกรรม เช่น วิทยาศาสตร์ การเงิน วิศวกรรม การแพทย์ เป็นต้น (Pahadi et al, 2020)

โดยงานวิจัยที่ผู้วิจัยสนใจนั้นจะเน้นการเปรียบเทียบระหว่างวิธีการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา การพยากรณ์ด้วยการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ การพยากรณ์วิธีการเรียนรู้ของเครื่อง และการพยากรณ์ด้วยตัวแบบผสม ซึ่ง Phumchusri et al. (2021) ได้สรุปว่าการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธี BATS/TBATS สามารถพยากรณ์ลักษณะข้อมูลที่มีจำนวนฤดูกาลมากกว่า 1 ได้ดี ซึ่ง Güven et al. (2021) ได้วิเคราะห์ลักษณะข้อมูลความต้องการที่ไม่ต่อเนื่อง โดยลักษณะของข้อมูลนั้นเป็นความต้องการที่มีความซับซ้อนเพราะบางช่วงเวลามีความต้องการเป็นศูนย์ ด้วยรูปแบบนี้เองสามารถหาเหตุผลประกอบจากปัจจัยเพิ่มเติม ซึ่งก็คือ ปัจจัยด้านฤดูกาล ปัจจัยในการทำโปรโมชั่น วันหยุด และสภาพอากาศ (Huber, 2020) ซึ่งเทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลานั้น ไม่ได้คำนึงถึงปัจจัยทั้งหมดเหล่านี้ อาจจะมีบ้างแค่คำนึงถึงปัจจัยฤดูกาล ซึ่งวิธีการเรียนรู้ของเครื่องสามารถจับปัจจัยเหล่านี้ได้ อีกทั้งมีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลทั้งเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพ ซึ่ง Pavlyshenko et al. (2019) และ Kumar et al. (2020) ได้พิจารณากรณีศึกษาการใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบต่างๆ เพื่อทำนายยอดขายและวิเคราะห์ผลกระทบของ คุณสมบัติโดยการเปรียบเทียบ Random Forest (RF) กับเทคนิคการส่งเสริมการพยากรณ์ จากรายงานได้ผลว่า ตัวแปรที่สำคัญที่สุดคือการส่งเสริมการขาย (โปรโมชั่น) และวันในสัปดาห์ของยอดขายรายวัน นอกเหนือจากการใช้เทคนิคอนุกรมเวลาที่ซับซ้อนแล้วนั้น การรวบรวมเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในแบบต่างๆ อาจเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์มากขึ้น การศึกษาหลายตัวแปรแสดงให้เห็นแบบจำลอง ความแม่นยำสำหรับการคาดการณ์ระดับ SKU กรณีที่สินค้าเน่าเสียง่าย เช่น ขนมปัง และเบอเกอร์ (Prabhakar et al., 2018) วิธีการเรียนรู้ของเครื่องแบบ XGBoost และ Gradient boosting ถูกใช้ในการพยากรณ์ และได้ผลความแม่นยำที่ดีโดย Zhang et al (2021) และ Swami et al (2020) กล่าวว่าการทำ Feature engineering ที่ดีสามารถนำไปสู่ประสิทธิภาพที่ดีขึ้นในการพยากรณ์ได้ วิธีการเรียนรู้เชิงลึกนั้นก็สามารถให้การพยากรณ์มีความแม่นยำได้ อีกทั้งวิธีการพยากรณ์แบบ LightGBM เองก็มีข้อ

ได้เปรียบที่ชัดเจนในการพยากรณ์ยอดขาย และลดเวลาในการฝึกหัดตัวแบบ นอกจากนี้ยังสามารถทนต่อปัจจัยภายนอกและฤดูกาลได้ (Deng et al., 2021 และ Jiang et al., 2021)

อีกทั้งในกรณีที่ข้อมูลไม่เป็นเชิงเส้น งานวิจัยบางชิ้นแสดงและแนะนำให้ใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก เช่น โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ที่มีความสามารถในการจดจำรูปแบบ การจัดหมวดหมู่ และความสามารถในการพยากรณ์ที่ดีกว่าวิธีอื่น (Zhang et al., 2021) จากการทบทวนวรรณกรรมที่มีอยู่แสดงให้เห็นว่าการใช้ ANN สามารถพยากรณ์ยอดขายโดยมีข้อผิดพลาดที่ต่ำมาก (Penpece et al., 2014) ดังนั้น การพยากรณ์ในช่วงเวลาที่มีความถี่สูง เช่น รายวัน การพยากรณ์ด้วยวิธี ANN นั้นมีความแม่นยำสูงมาก และมีการแนะนำให้ใช้กับอุตสาหกรรมค้าปลีก แต่ต้องพิจารณาเวลาในการฝึกทดสอบตัวแบบ (Hasin et al., 2011)

การปรับปรุงตัวแบบการพยากรณ์ด้วยการใช้ข้อมูลของค่าพยากรณ์ของตัวเองในอดีต เช่น การใช้ความล่าช้าของข้อมูล (lag) การใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) ของข้อมูล รวมทั้งการแปลงค่าการพยากรณ์ (Data transformation) ก็สามารถช่วยปรับปรุงตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีถดถอยเชิงพหุคูณให้มีความแม่นยำมากขึ้นได้ (Ma et al., 2016) อีกทั้งการแบ่งข้อมูลและประเมินตัวแบบโดยใช้วิธี Day Forward-Chaining Cross-Validation สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพของตัวแบบให้ดีขึ้นได้ (Thakur et al., 2021)

โดยจากการทบทวนวรรณกรรมด้านการพยากรณ์ด้วยเรียนรู้ของเครื่องในอุตสาหกรรมค้าปลีก พบว่า งานวิจัยในอดีตที่ทำการพยากรณ์รายวันมีค่า MAPE อยู่ที่ 10% ถึง 20% ขึ้นอยู่กับข้อมูล อย่างไรก็ตามไม่มีการสรุปอย่างชัดเจนว่าวิธีใดให้ผลดีที่สุดในกลุ่มผลิตภัณฑ์ที่หลากหลายดังการวิจัยนี้

จากการทบทวนวรรณกรรมผู้วิจัยพบช่องว่างของงานวิจัย (Research gap) ดังต่อไปนี้

1. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ยอดขายของธุรกิจค้าปลีกนั้นจะใช้ทั้งตัวแบบอนุกรมเวลาและตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งจะนำมาเปรียบเทียบกันเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสม โดยตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาในงานวิจัยที่นิยมใช้ คือ Holt-Winter's, ARIMA, SARIMA, Prophet และตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องในงานวิจัยที่นิยมใช้ คือ Decision tree, Random forest, K-NN, Gradient Boosting, XGBoost, LightGBM, ANN และตัวแบบผสมซึ่งเป็นตัวแบบที่น่าสนใจโดยการพยากรณ์ ซึ่งงานวิจัยการพยากรณ์ยอดขายของธุรกิจค้าปลีกที่ใช้ตัวแบบผสมโครงสร้างอนุกรมในอดีตจะใช้วิธีการผสมตัวแบบที่มีพื้นฐานจากตัวแบบอนุกรมเวลา ARIMA หรือ SARIMA ยังไม่มีงานวิจัยที่ใช้ตัวแบบอนุกรมเวลา นอกจาก 2 วิธีที่กล่าวมา โดยงานวิจัยนี้จะนำการ

พยากรณ์แบบอนุกรมเวลาด้วยวิธี TBATS ซึ่งเหมาะสมกับลักษณะข้อมูลมากกว่ามาใช้ร่วมกับการพยากรณ์ด้วยตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องในการสร้างโครงสร้างของตัวแบบผสม

2. ตัวแปรอิสระหรือปัจจัยที่ใช้กับงานวิจัยในอดีตนั้นผู้วิจัยแบ่งออกเป็น 4 ด้าน คือ 1) ด้านเวลา ได้แก่ วันที่ สัปดาห์ เดือน วันหยุดสุดสัปดาห์ และวันหยุดนักขัตฤกษ์ 2) ด้านการขาย/โปรโมชั่น ได้แก่ ราคาขาย ส่วนลด กลุ่มสินค้า รายละเอียดสินค้า กลุ่มของร้านค้าคู่แข่ง และกำไรของสินค้า 3) ด้านสิ่งแวดล้อม ได้แก่ อุณหภูมิ สภาพอากาศ ฤดูกาล คุณภาพอากาศ และราคาน้ำมัน อย่างไรก็ตามก็ที่ยังไม่ได้มีงานใดพิจารณาปัจจัยเกี่ยวกับโรคระบาดโควิด19 ที่เพิ่งเกิดขึ้นในช่วง 1-2 ปีที่ผ่านมา นอกจากนั้นสำหรับประเทศไทยยังมีปัจจัยเรื่องเงินอัดฉีดจากรัฐบาลซึ่งเป็นปัจจัยเฉพาะของประเทศไทยซึ่งจะส่งผลกระทบต่อการใช้ชีวิตประจำวันของผู้บริโภคเป็นอย่างมาก 4) การใช้ข้อมูลยอดขายของตัวเองในอดีตและความล่าช้าของข้อมูลโดยใช้เป็นตัวแปรอิสระที่ช่วยอธิบายการเกิดขึ้นของตัวแปรตามเพื่อใช้ตัวแปรตามในการพยากรณ์ เป็นที่น่าสนใจว่าปัจจัยทั้งหมดที่กล่าวมานั้นมีผลกระทบกับยอดขายและสามารถปรับปรุงการพยากรณ์ยอดขายของธุรกิจค้าปลีกหรือไม่อย่างไร

3. การแปลงค่าของข้อมูลยอดขาย (Data transformation) ให้เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้น งานวิจัยการพยากรณ์ยอดขายในธุรกิจค้าปลีกในอดีต การพยากรณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมักจะใช้ยอดขายและตัวแปรอิสระมาพยากรณ์ความต้องการโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบต่างๆเลยในการพยากรณ์ โดยไม่มีการแปลงข้อมูลแล้วให้ตัวแบบเรียนรู้การพยากรณ์ข้อมูลที่ผ่านการแปลงแล้ว ซึ่งการใช้ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์ข้อมูลตัดแปลงมีความน่าสนใจว่าจะสามารถปรับปรุงการพยากรณ์ให้ดีขึ้นหรือไม่อย่างไร

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงพิจารณาปัจจัยอื่นนอกจากปัจจัยด้านเวลาและด้านการขาย คือ ปัจจัยการติดเชื้อโควิด19 รายวัน เงินอัดฉีดจากรัฐบาล การใช้ข้อมูลยอดขายของตัวเองในอดีต และความล่าช้าของข้อมูล มาเป็นปัจจัยที่ใช้ในการพยากรณ์ยอดขายรายวันในตัวแบบถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง และตัวแบบผสม เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมกับตัวอย่างผลิตภัณฑ์ของบริษัทกรณีศึกษาโดยการแบ่งข้อมูลแบบ Day Forward-Chaining Cross-Validation

โดยงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับผู้ทำวิจัยได้ทำการทบทวนวรรณกรรม และสรุปเนื้อหาเกี่ยวกับงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมค้าปลีก ด้วยเทคนิคอนุกรมเวลาและการเรียนรู้ของเครื่อง แสดงดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 สรุปการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมค้าปลีกจากงานวิจัยในอดีต

ผู้วิจัย	การพยากรณ์ที่สนใจ	ข้อมูลและตัวแปร	ขอบเขตการพยากรณ์		วิธีการ พยากรณ์ และ การวัดความ ผิดพลาด
			รายละเอียด	ความถี่	
Penpece (2014)	การพยากรณ์ยอดขาย ในอุตสาหกรรมค้า ปลีก โดยใช้ ANN และวิเคราะห์ ผลกระทบของการ พยากรณ์	ข้อมูลธุรกิจขาย ของชำ 3 ธุรกิจ ใช้ตัวแปร ต้นทุน การตลาด กำไร ขั้นต้น และกำไร ของคู่แข่ง	พยากรณ์รายไตรมาส จากปี 2010 ถึง 2013 และทดสอบกับไตร มาสสุดท้ายของปี 2013	ราย ไตรมาส	ANN ; MAPE
Hasin et al. (2011)	วิเคราะห์แนวโน้ม รูปแบบเชิงฤดูกาล ของการพยากรณ์ใน ธุรกิจค้าปลีก โดย เปรียบเทียบการ พยากรณ์ HW กับ ANN เพื่อหาต้นทุน การจัดเก็บน้อยที่สุด	ข้อมูลการขาย รายวันระยะเวลา 5 ปี ของ Supermarket ใน Dhaka, Bangladesh ใน การแบ่งประเภท ของสินค้า ตัวแปร ที่ใช้คือ วันที่ วันหยุด โปรโมชั่น สภาพอากาศ ฤดูกาล และ รายละเอียดของ ร้านค้า	ใช้ชุดข้อมูลของ ชุดสอน และชุด ทดสอบแบ่งเป็น อัตราส่วน 80:20	รายวัน และ ราย สัปดาห์	HW, ANN ; MAPE, RMSE และ Diebold- Mariano test
Naim et al. (2018)	การปรับปรุงโมเดล การพยากรณ์ที่มีความ ซับซ้อนของฤดูกาล โดยการเปรียบเทียบ ด้วยวิธี BATS และ TBATS ของพยากรณ์ ระยะสั้น ในการ บริโภคก๊าซธรรมชาติ	ใช้ข้อมูลจำนวน การผลิตใน Bharat โดยใช้ ข้อมูลจาก CFFP	ข้อมูลการบริโภค ระหว่าง เมษายน 2014 ถึง มกราคม 2017 โดยแบ่ง 800 วันแรกเป็นชุดฝึก และข้อมูลวันที่ 801 ถึง 1006 เป็นชุด ทดสอบ	รายวัน	BATS, TBATS; RMSE, MSE

ตารางที่ 3 (ต่อ) สรุปการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมค้าปลีก

ผู้วิจัย	การพยากรณ์ที่สนใจ	ข้อมูลและตัวแปร	ขอบเขตการพยากรณ์		วิธีการพยากรณ์และการวัดความผิดพลาด
			รายละเอียด	ความถี่	
Swami et al. (2020)	พยากรณ์ยอดขายในเดือนถัดไปรวมของทุกสินค้าด้วยวิธี ARIMA, LSTM และ XGBoost	ข้อมูลการขายปลีก software ในรัสเซีย ใช้ตัวแปรคือ ร้านค้า ชนิดของร้านค้า วันที่ เดือน และปี	ใช้ชุดฝึกสอน 32 เดือน และใช้ข้อมูลเดือนที่ 33 มาทดสอบ	รายวัน	ARIMA, LSTM, XGBoost ; RMSE
Zhang et al. (2021)	พยากรณ์ยอดขายรายวันของสินค้าขานม ด้วยข้อมูลของ 2 ธุรกิจร้านค้า	ข้อมูลร้านขานมในปีกึ่ง โดยใช้ตัวแปร เดือน วันใน แต่ละเดือน วันใน สัปดาห์ ยอดขาย 7 วัน คุณภาพอากาศ อุณหภูมิ ฝน และ หมอก	ข้อมูลชุดฝึกสอน 1 มกราคม 2019 ถึง 1 มกราคม 2020 และชุดทดสอบ 2 มกราคม 2020 และ 31 มกราคม 2020	รายชั่วโมง และรายวัน	ARIMA, LSTM, Prophet, GBDT, XGBoost; RMSE, MAE
Ibrahim et al. (2018)	หาเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อพยากรณ์ยอดขายธุรกิจค้าปลีกขนาดใหญ่ และเปรียบเทียบความแม่นยำของแต่ละเทคนิค	ยอดขายของธุรกิจค้าปลีกขนาดใหญ่ โดยใช้ตัวแปร น้ำหนักของสินค้า ปี ชนิด ขนาด	ข้อมูลยอดขายรายเดือนของปี 2013 และทดสอบกับข้อมูล 20 เดือน	รายเดือน	Decision tree, RF, Ridge regression, Linear regression, XGBoost; RMSE
(Pavlyshenko, 2019)	กรณีศึกษาการใช้ ML ในการพยากรณ์ยอดขาย ผลของกาพยากรณ์ และวิธี stacking ในการจัดการข้อมูลสูญหาย และปัจจัย	ข้อมูลยอดขายร้านขายยาใน 2 ปี ใช้ตัวแปร โปรโมชัน วันใน สัปดาห์ วันใน เดือน เดือน วันหยุด	พยากรณ์ระยะสั้น 3 วัน และระยะยาว 2 ปี ใช้แยกข้อมูลเพื่อทำชุดทดสอบ	รายวัน	ET, ARIMA, RF, LR, ANN and stacking; MAE

ตารางที่ 3 (ต่อ) สรุปการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมค้าปลีก

ผู้วิจัย	การพยากรณ์ที่สนใจ	ข้อมูลและตัวแปร	ขอบเขตการพยากรณ์		วิธีการ พยากรณ์ และการวัด ความ ผิดพลาด
			รายละเอียด	ความถี่	
Güven et al. (2021)	พยากรณ์ความต้องการที่ไม่ต่อเนื่องโดยคำนึงถึงตัวแปรต่างๆ และเปรียบเทียบวิธีที่เหมาะสม	ข้อมูลยอดขายปลีกของเครื่องแต่งกาย โดยใช้ 28 ตัวแปร เช่น วันที่ วันหยุด ราคา รายละเอียดสินค้า	ข้อมูล 212 สัปดาห์ในปี 2014 ถึง 2018 โดยแบ่งชุดฝึกสอนในสัดส่วน 2/3 ของข้อมูลทั้งหมด และข้อมูลทดสอบเป็น 1/3 ของข้อมูลทั้งหมด	รายสัปดาห์	RF and KNN; K-fold validation, RMSE
Hancock et al. (2020)	การพยากรณ์ยอดขายรายวันของสินค้าที่เน่าเสียได้ โดยเปรียบเทียบความแม่นยำระหว่างวิธี ML และ ANN	ร้านขายของชำใน Ecuador โดยใช้ตัวแปร โปรโมชัน ราคาน้ำมัน วันหยุด ชนิดของร้าน ชนิดของวันหยุด จำนวนร้านค้าในเมือง	ข้อมูลเดือนสิงหาคม 2016 ถึง สิงหาคม 2017 เป็นชุดฝึกสอน และข้อมูล 6 เดือนเป็นชุดทดสอบ	รายวัน	Linear regression, GBDT, ANN; RMSE
Wang et al. (2021)	วิเคราะห์ความเป็นไปได้ในการพยากรณ์โดยใช้วิธี อนุกรมเวลา LighGBM และ Prophet model (hybrid model)	ข้อมูลยอดขายร้าน Walmart ของ 5 ปี โดยใช้ตัวแปร ชนิดของร้าน วันที่ และค่าเฉลี่ยรวมของ 7 วันและ 28 วัน	ใช้ข้อมูล 2 เดือนในการทดสอบและเรียนรู้ พยากรณ์ 28 และ 56 วัน	รายวัน	ARIMA, SARIMAX, Prophet Model, LightGBM; RMSE
Ma et al. (2017)	การสร้างตัวแบบการวางแผนในผลิตภัณฑ์ที่เกิดจากโปรโมชันเพื่อให้ได้กำไรสูงสุด	การแปลงค่าข้อมูลการพยากรณ์และตัวแปรของตัวเองในอดีต	ใช้ข้อมูลตลอดทั้งเดือนในการแปลงยอดขาย	รายวัน	Multiple linear regression

ตารางที่ 3 (ต่อ) สรุปการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมค้าปลีก

ผู้วิจัย	การพยากรณ์ที่สนใจ	ข้อมูลและตัวแปร	ขอบเขตการพยากรณ์		วิธีการ พยากรณ์ และการวัด ความ ผิดพลาด
			รายละเอียด	ความถี่	
Thakur et al. (2021)	การพยากรณ์การติดเชื้อโควิด 19 รอบที่ 2 ในประเทศอินเดีย	จำนวนผู้ติดเชื้อโควิด 19 รายวัน	ใช้ Day forward-chaining cross-validation ในการตรวจสอบตัวแบบพบว่าสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพตัวแบบได้	รายวัน	M-LSTM ; RMSE
Den et al (2021)	การพยากรณ์ยอดขายกับตัวแบบ LightGBM	รหัสสินค้า ข้อมูลการขาย วัน ปี เหตุการณ์สำคัญ	พยากรณ์ยอดขายรายวันของบริษัทค้าปลีกขนาดใหญ่	รายวัน	Logistic Regression, SVM, LightGBM ; RMSE
Hajirahimi et al. (2019)	โครงสร้างการพยากรณ์ของตัวแบบผสม	ตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับยอดขาย	อธิบายถึงหลักการการจัดประเภทและสร้างตัวแบบผสมในการพยากรณ์	รายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน	โครงสร้างการพยากรณ์แบบขนานอนุกรมผสม
Jiang et al. (2021)	การใช้ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบผสมในการพยากรณ์ธุรกิจค้าปลีก	ข้อมูลล่าช้า ค่าเฉลี่ยย้อนหลังในอดีต ราคาขายวันหยุดพิเศษ วันเดือน วันที่	การสร้างตัวแบบเดี่ยวและตัวแบบผสมแบบขนานของ 3 ตัวแบบ	รายวัน	SARIMAX, Prophet, LightGBM; RMSE
Kumar et al. (2020)	การพยากรณ์ยอดขายรายวันกับธุรกิจค้าปลีกขนาดใหญ่โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง	ข้อมูลยอดขาย ชนิดของสินค้า ค่าเฉลี่ยยอดขายในอดีต	พยากรณ์ใช้ตัวแบบ ML 5 ตัวแบบ โดยที่ตัวแบบ XGBoost ได้ผลดีที่สุด	รายวัน	LR, RR, DT, Random Forest, XGBoost; RMSE

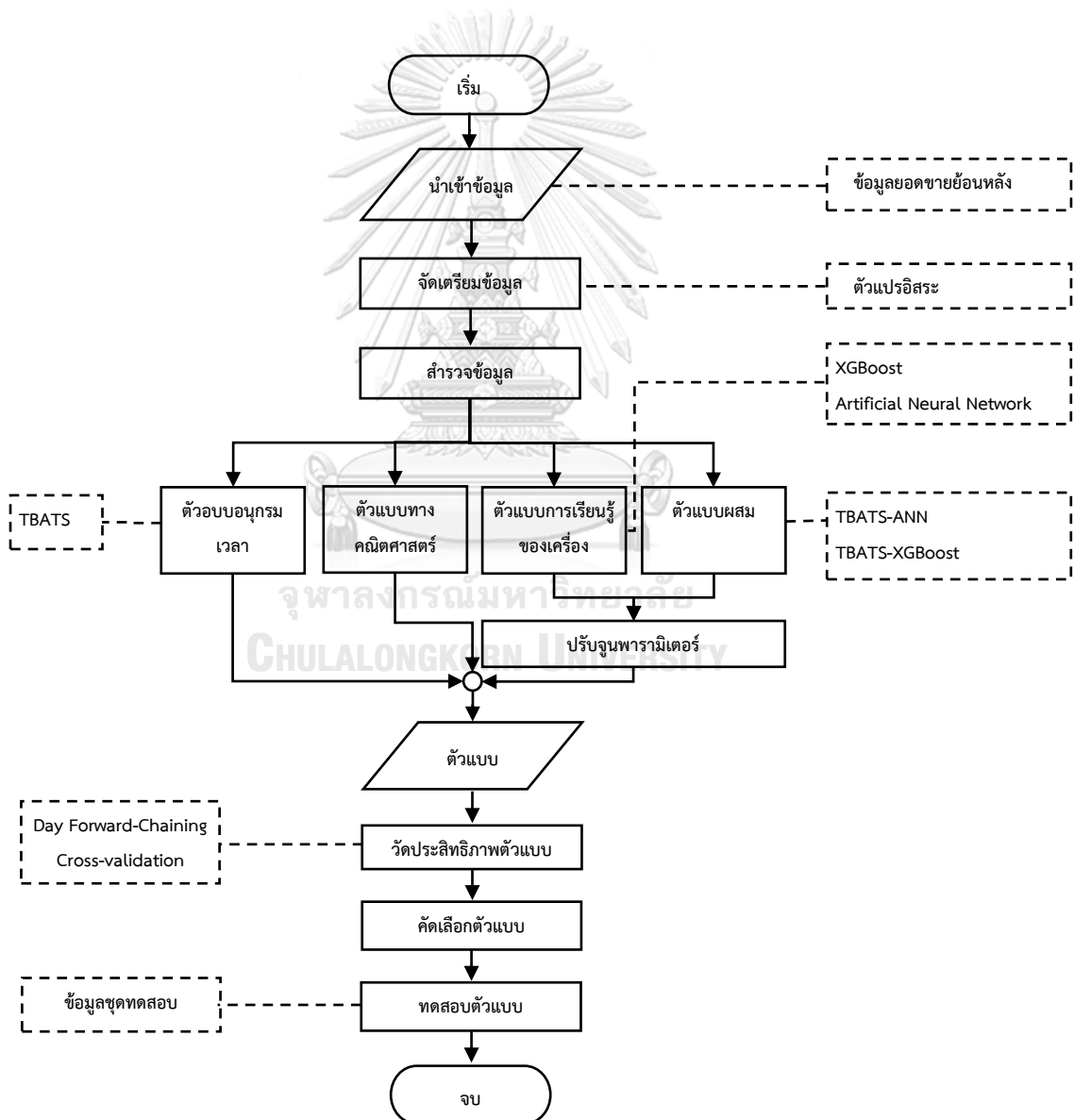
ตารางที่ 3 (ต่อ) สรุปการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมค้าปลีก

ผู้วิจัย	การพยากรณ์ที่สนใจ	ข้อมูลและตัวแปร	ขอบเขตการพยากรณ์		วิธีการพยากรณ์และการวัดความผิดพลาด
			รายละเอียด	ความถี่	
Pahadi et al. (2020)	การพยากรณ์ธุรกิจค้าปลีก	รหัสร้านค้า วันในสัปดาห์ วันหยุดพิเศษ ปี เดือน วัน สภาพอากาศ ฤดูกาล	พยากรณ์ใช้ตัวแบบเรียนรู้ของเครื่อง 6 ตัวแบบ โดยที่ตัวแบบ XGBoost ได้ผลดีที่สุด	รายวัน	LR, RR, Lasso R, Ensemble, DT, XGBoost; RMSE

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

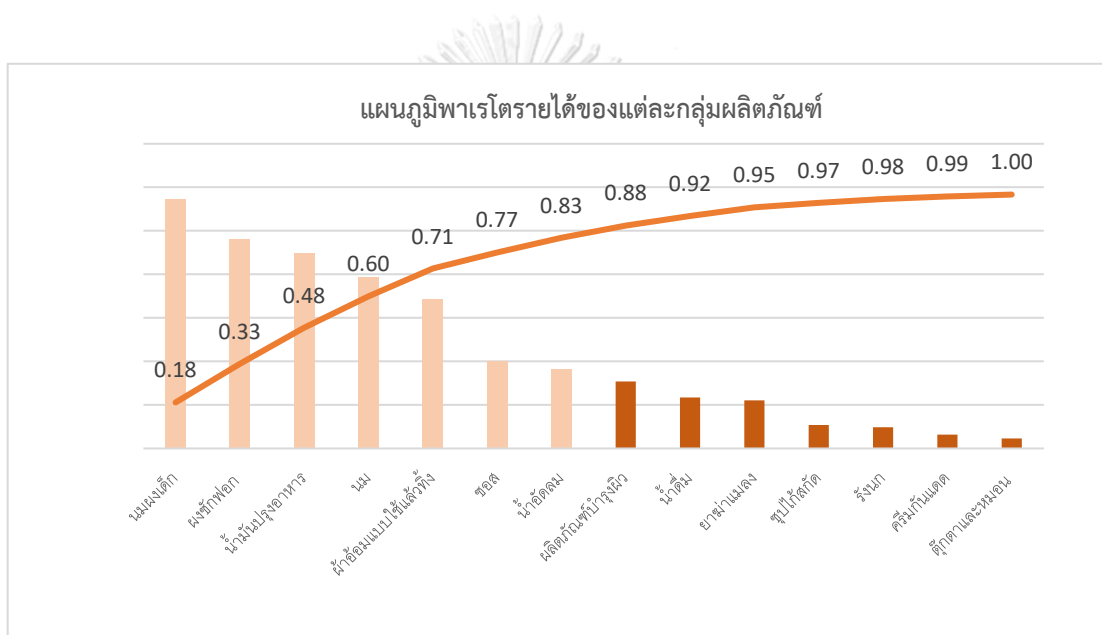
งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลยอดขายรายวันของของบริษัทค้าปลีกแห่งหนึ่ง โดยการสร้างและทดสอบตัวแบบพยากรณ์เพื่อคาดการณ์ยอดขายของสินค้า โดยการตัดสินใจตัวแบบพยากรณ์นั้น จะใช้ข้อมูลสินค้าที่ขายดีในแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์ เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมแล้วจะนำตัวแบบที่ได้มาพยากรณ์ จากนั้นประเมินตัวแบบด้วยวิธี Rolling basis Cross Validation แสดงขั้นตอนการดำเนินการแสดงดังแผนผังดังรูปที่ 14



รูปที่ 14 แผนผังขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

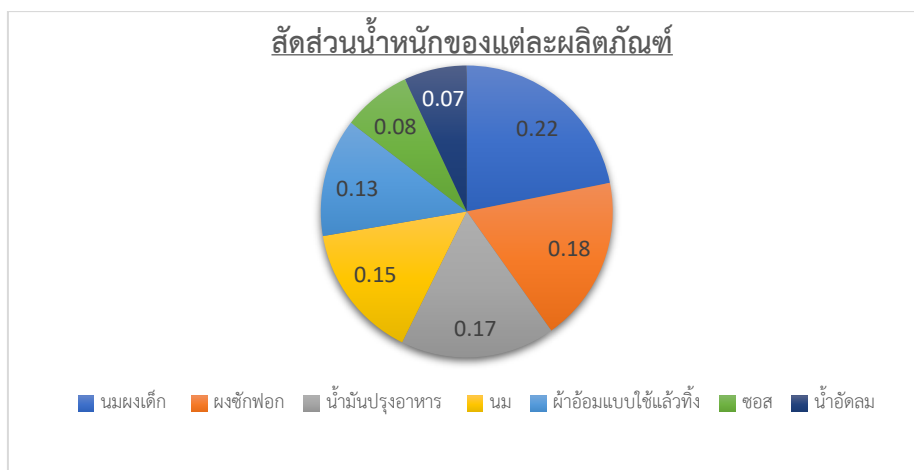
3.1 การนำเข้าข้อมูล

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการพยากรณ์เป็นข้อมูลยอดขายรายวันของสินค้าแต่ละชนิดตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม 2562 จนถึง 31 สิงหาคม 2564 โดยผู้วิจัยนำข้อมูลยอดขายรายวันและรายได้ที่ได้จากบริษัทกรณีศึกษาซึ่งประกอบด้วย 14 กลุ่มผลิตภัณฑ์มาสร้างแผนภูมิพาเรโตเรียงตามยอดรวมได้ดังรูปที่ 14 พบว่า 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์แรก ได้แก่ นมผงเด็ก ผงซักฟอก น้ำมันปรุงอาหาร นม ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง ซอส และน้ำอัดลม โดยแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์แสดงแผนภูมิดังรูปที่ 14 พบว่า 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์แรกมีสัดส่วนรายได้ประมาณ 83% ของกลุ่มผลิตภัณฑ์ที่มี ดังนั้น ผู้วิจัยจึงสนใจ 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์นี้



รูปที่ 15 แผนภูมิพาเรโตโดยยอดขายรวมของแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์

จากแผนภูมิจากรูปที่ 15 สัดส่วนรายได้ของแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์ใน 7 กลุ่มที่ผู้วิจัยสนใจ ซึ่งพบว่ากลุ่มนมผงเด็กมีสัดส่วนมากที่สุด รองลงมาคือ ผงซักฟอก น้ำมันปรุงอาหาร และนม ซึ่งมีสัดส่วนใกล้เคียงกัน เห็นได้จากสัดส่วนน้ำหนักแต่ละผลิตภัณฑ์ในรูปที่ 16 หากพิจารณาแนวโน้มของยอดขายนั้นพบว่าทั้ง 7 กลุ่ม มีแนวโน้มสูงขึ้น แม้เผชิญกับปัญหาสถานการณ์โควิด เนื่องจากเป็นกลุ่มผลิตภัณฑ์ที่จำเป็นในชีวิตประจำวัน ดังนั้น การปรับปรุงตัวแบบการพยากรณ์ของสินค้าที่กล่าวมาสามารถใช้ได้ในระยะยาวและมีความน่าสนใจในการปรับปรุงตัวแบบในการพยากรณ์



รูปที่ 16 กราฟแสดงสัดส่วนของสินค้าในแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์ที่สนใจ

เมื่อได้กลุ่มผลิตภัณฑ์ที่สนใจแล้วผู้วิจัยจึงเลือก สินค้าที่ขายดีที่สุดในแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์มาปรับปรุงเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสม โดยแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์มีตัวแทนสินค้า มีรหัสสินค้า สัดส่วนน้ำหนักของแต่ละผลิตภัณฑ์ และราคาขายในช่วงเวลาที่สนใจแสดงดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 รหัสสินค้าและราคาขายที่ใช้ศึกษาในแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์

กลุ่มผลิตภัณฑ์	รหัสสินค้า	สัดส่วนน้ำหนัก	ราคาขาย
นมผงเด็ก	SKU001	0.22	225
ผงซักฟอก	SKU002	0.18	129, 125
น้ำมันปรุงอาหาร	SKU003	0.17	57, 55, 54, 53, 47, 45, 44, 43, 42, 41
นม	SKU004	0.15	50, 48, 46, 47.5, 45
ผ้าอ้อมแบบใช้แล้วทิ้ง	SKU005	0.13	439, 389, 369, 365, 349, 335, 333, 329
ซอส	SKU006	0.08	48, 47, 46, 45, 38
น้ำอืดลม	SKU007	0.07	28, 27, 26.5, 25, 24, 23, 21

โดยข้อมูลสัดส่วนน้ำหนักในตารางที่ 4 นั้นเกิดจากการนำรายได้รวมของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์มาคิดสัดส่วนน้ำหนักของรายได้โดยรวม อีกทั้งข้อมูลในตารางที่ 4 ยังแสดงข้อมูลราคาขายของผลิตภัณฑ์ที่สนใจ พบว่าผลิตภัณฑ์ส่วนใหญ่มีราคาขายที่แตกต่างกันอย่างมากเป็นผลจากการจัดทำโปรโมชั่น โดยเฉพาะอย่างยิ่งผลิตภัณฑ์น้ำมันปรุงอาหารซึ่งมีราคาต่างกันถึง 10 ราคา แต่พบว่าผลิตภัณฑ์ที่สนใจมีผลิตภัณฑ์ที่มีราคาขายเพียงแค่ราคาเดียวคือ นมผงเด็ก เนื่องจากเป็นผลิตภัณฑ์เฉพาะของตลาดและมีราคาขายค่อนข้างสูง

3.2 การจัดเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

งานวิจัยนี้เป็นการพยากรณ์เพื่อหายอดขายรายวันของสินค้า ดังนั้น จึงต้องจัดเตรียมและแบ่งข้อมูลก่อน ผู้วิจัยจึงทำการทบทวนวรรณกรรม เพื่อหาเทคนิคการพยากรณ์ ขั้นตอน และตัวแปรอิสระ โดยยกตัวอย่างงานที่มีตัวแปรอิสระที่น่าสนใจสรุปไว้ดังตารางที่ 5 เพื่อกำหนดตัวแปรอิสระ

ตารางที่ 5 ข้อมูลตัวแปรอิสระที่ใช้กับการพยากรณ์ยอดขายค้าปลีก

ผู้วิจัย	ข้อมูลที่พยากรณ์	ตัวแปรอิสระที่ใช้
Güven (2021)	พยากรณ์ยอดขายกับตัวแปรอิสระกับวันหยุดพิเศษ	วันหยุด รายละเอียดสินค้า ราคา
Pavlyshenko (2019)	พยากรณ์ยอดขายโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง	โปรโมชั่น วันในแต่ละสัปดาห์ วันหยุดพิเศษ
Kumar (2020)	พยากรณ์การขายของร้านสะดวกซื้อขนาดใหญ่โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง	วันที่ น้ำหนักของสินค้า ขนาดของร้านค้า
Prabhakar (2018)	พยากรณ์ยอดขายรายวันของสินค้านำเข้าเสียได้	โปรโมชั่น ราคาน้ำมันแต่ละวัน วันหยุดพิเศษ กลุ่มของร้านค้า กลุ่มของเมือง
Shaohui Ma (2016)	การสร้างตัวแบบการวางแผนในผลิตภัณฑ์ที่เกิดจากโปรโมชั่นเพื่อให้ได้กำไรสูงสุด	การใช้ลอการิทึมธรรมชาติ (ln) ของยอดขาย สัดส่วนราคาขายและราคา โปรโมชั่น การใช้ข้อมูลยอดขายของตัวเองในอดีต

3.2.1 การหาตัวแปรอิสระ

จากการทบทวนวรรณกรรมข้างต้น ผู้วิจัยเลือกที่จะใช้ตัวแปรอิสระที่อาจจะส่งผลต่อยอดขายสินค้าแต่ละสินค้าและกลุ่มผลิตภัณฑ์ โดยแบ่งกลุ่มตัวแปรอิสระออกเป็น 4 กลุ่ม ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

1. กลุ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องด้านการขาย: ราคาขาย ราคาโปรโมชั่น และสัดส่วนราคาโปรโมชั่นต่อราคาขายปกติ
2. กลุ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องด้านสิ่งแวดล้อม: เงินช่วยเหลือจากรัฐบาล ยอดจำนวนผู้ติดเชื้อโควิด19 รายวัน
3. กลุ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องด้านเวลา: วันที่ในแต่ละเดือน วันในปี วัน เดือน วันหยุดสุดสัปดาห์ วันหยุดพิเศษ วันต้นเดือน-กลางเดือน
4. กลุ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับค่ายอดขายตัวเองในอดีตและค่าทางสถิติ: ค่าล่าหลังของยอดขาย (lag) ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (SMA) ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ล่าหลัง (SMA with lag) ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในรูปแบบเอกซ์โพเนนเชียลล่าหลัง (EMA with lag) ความแตกต่างของยอดขายระหว่างช่วงเวลาที่น่าสนใจล่าหลัง (RDP with lag)

จากการทบทวนวรรณกรรม ทำให้ผู้วิจัยแบ่งค่าที่ใช้พยากรณ์และตัวแปรอิสระที่นำมาใช้พยากรณ์ออกเป็น 2 ชุด คือ การพยากรณ์ยอดขายรายวันโดยตรงแล้วใช้ตัวแปรอิสระปกติ และการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติ (ln) ของยอดขายจากนั้นแปลงค่ากลับเป็นค่ายอดขายรายวัน แล้วใช้ตัวแปรอิสระปกติและสัดส่วนราคาโปรโมชั่นต่อราคาเต็มและตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับค่าของยอดขายและค่าทางสถิติ

3.2.2 การคัดเลือกตัวแบบในงานวิจัย

จากการทบทวนวรรณกรรมผู้วิจัยจึงแบ่งกลุ่มของตัวแบบที่สนใจในงานวิจัยนี้เป็น 4 แบบ คือ อนุกรมเวลา ทางคณิตศาสตร์ การเรียนรู้ของเครื่อง และตัวแบบผสม โดยแต่ละกลุ่มจะมีตัวแบบที่สนใจ ดังนี้

1. ตัวแบบทางอนุกรมเวลา (Time Series) ได้แก่ TBAT เนื่องจากการพิจารณาธรรมชาติของข้อมูลประกอบด้วย 2 ฤดูกาล
2. ตัวแบบทางคณิตศาสตร์ (Causal) ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) เพื่อพิจารณาและสำรวจปัจจัยการส่งผลของตัวแปรอิสระของทั้ง 2 ชุดการพยากรณ์
3. ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ได้แก่ XGBOOST, Neural Network เนื่องจากการทบทวนวรรณกรรมพบว่าเป็นตัวแบบที่ใช้ได้ดีกับธุรกิจค้าปลีก ในงานวิจัยจะทำการคำนวณออกเป็น 2 ชุด ที่กล่าวมาข้างต้นเป็นตัวแบบที่ประยุกต์จากวิธีการทางสถิติ

4. ตัวแบบผสม (Hybrid Model) เป็นตัวแบบที่ซับซ้อนและเพื่อปรับปรุงความผิดพลาดในการพยากรณ์

3.2.3 การแบ่งข้อมูล

ข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ชุดคือ ชุดฝึกสอน ชุดตรวจสอบ และชุดทดสอบ โดยแบ่งเป็นช่วงเวลาใช้วิธี Day Forward-Chaining Cross-validation แบบแบ่งการสร้างตัวแบบ 3 ครั้ง แสดงผังการแบ่งดังรูปที่ 17 ซึ่งมีช่วงการแบ่งดังนี้

1. ชุดฝึกสอน (Training Set) : ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม 2562 จนถึง 31 เมษายน 2564 มีจำนวนทั้งสิ้น 882 ข้อมูล คิดเป็น 80%
2. ชุดตรวจสอบ (Validation Set) : ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 พฤษภาคม 2564 จนถึง 31 กรกฎาคม 2564 มีจำนวนทั้งสิ้น 91 ข้อมูล คิดเป็น 10%
3. ชุดทดสอบ (Testing Set) : ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 มิถุนายน 2564 จนถึง 31 สิงหาคม 2564 มีจำนวนทั้งสิ้น 91 ข้อมูล คิดเป็น 10%

	ข้อมูลชุดฝึกสอน (มกราคม 2562 ถึง มิถุนายน 2564)	ข้อมูลชุดตรวจสอบ ทดสอบ และอัปเดต (พฤษภาคม 64 ถึง สิงหาคม 64)
สร้างตัวแบบ ครั้งที่ 1	ฝึกสอนตัวแบบ	ประเมิน ทดสอบ
สร้างตัวแบบ ครั้งที่ 2	ฝึกสอนตัวแบบ	ประเมิน ทดสอบ
สร้างตัวแบบ ครั้งที่ 3	ฝึกสอนตัวแบบ	ประเมิน ทดสอบ

รูปที่ 17 ผังแสดงการแบ่งข้อมูลแบบ Day Forward-Chaining Cross-validation ในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์

3.3 สำรวจข้อมูล (Data Exploration)

การพยากรณ์ในงานวิจัยนี้ใช้การพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาซึ่งจำเป็นต้องสำรวจข้อมูล แบ่งลักษณะข้อมูล รวมทั้งพิจารณาความเป็นฤดูกาลของข้อมูล ซึ่งจากการตรวจสอบอนุกรมเวลาที่จะกล่าวในลำดับถัดไปนั้น พบว่ามี 2 ค่าฤดูกาลคือ 7 วัน และ 30 วัน จากนั้นนำมาเปรียบเทียบกับ

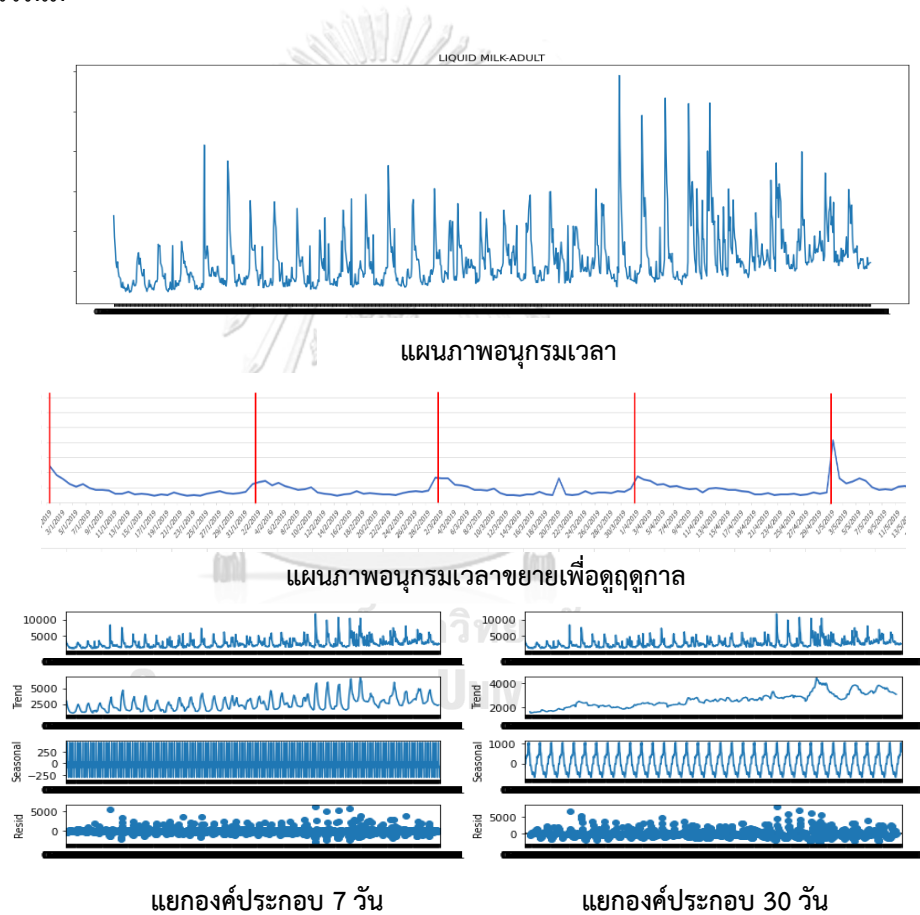
วิธีการเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยขั้นตอนการเขียนโปรแกรม ตรวจสอบ และสำรวจข้อมูลเบื้องต้น ใช้โปรแกรม Jupyter notebook ใช้ Library ‘seasonal_decompose’ และ ‘plot_acf’ ใน ‘statsmodels’ ในการแยกองค์ประกอบข้อมูลและสร้างอัตสหสัมพันธ์ (acf) เพื่อสำรวจลักษณะของข้อมูลการตรวจสอบและสำรวจข้อมูลอนุกรมเวลาเบื้องต้นโดยสร้างกราฟอนุกรมเวลา

เมื่อได้ผลิตภัณฑ์ที่ทำการศึกษากลับแล้วผู้วิจัยจึงสำรวจอนุกรมเวลาของแต่ละสินค้า จากการสำรวจนั้นสามารถจัดกลุ่มออกเป็น 3 กลุ่ม โดยแต่ละกลุ่มประกอบด้วยผลิตภัณฑ์ดังนี้



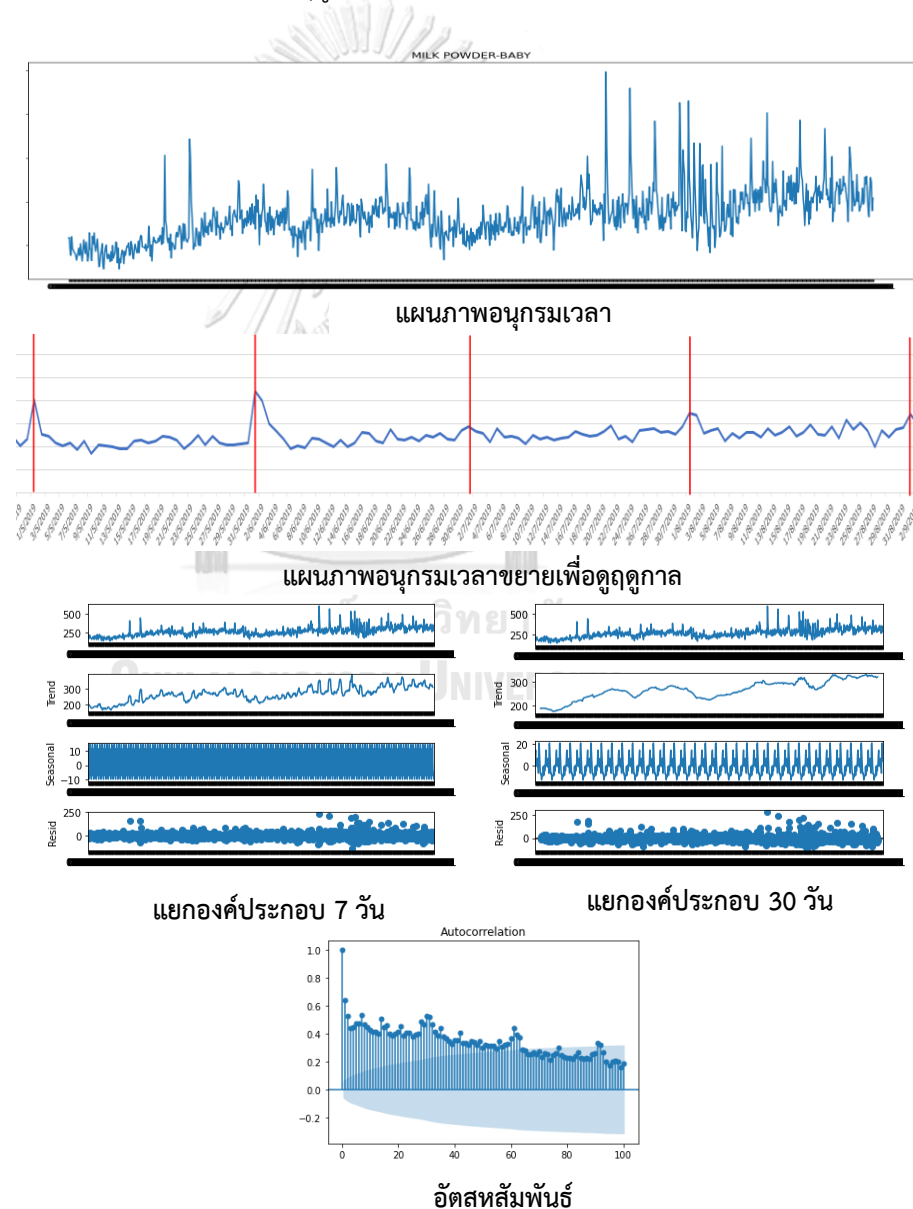
3.3.1 กลุ่มที่มีฤดูกาลและแนวโน้ม

1. นม รหัสสินค้า SKU001 : จากรูปที่ 18 แสดงยอดขายตลอดช่วงเวลาของสินค้านี้ ซึ่งเห็นได้อย่างชัดเจนว่ายอดขายสินค้าชนิดนี้มีจังหวะสูงขึ้นและต่ำ ลงเป็นช่วงๆ และมีระยะห่างค่อนข้างสม่ำเสมอ จึงขยายรูปเพื่อดูความชัดเจน และหารอบของฤดูกาลของสินค้านี้ดังรูปที่ 18 แผนภาพขยาย พบว่ามีฤดูกาลทุก 30 วันอย่างชัดเจน และมีฤดูกาลทุก 7 วัน ซ่อนอยู่ระหว่าง 2 ฤดูกาลด้วย อีกทั้งพิจารณาการแยกองค์ประกอบทั้ง 2 ช่วงฤดูกาล พบว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน และจากภาพอัตโนมัติสัมพันธ์ (Autocorrelation) พบว่าคล้ายหอยมีการขึ้นลงเป็นช่วงๆ แสดงถึงการมีฤดูกาล อีกทั้งค่าลดลงเรื่อย ๆ แสดงถึงการมีแนวโน้ม



รูปที่ 18 แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU001

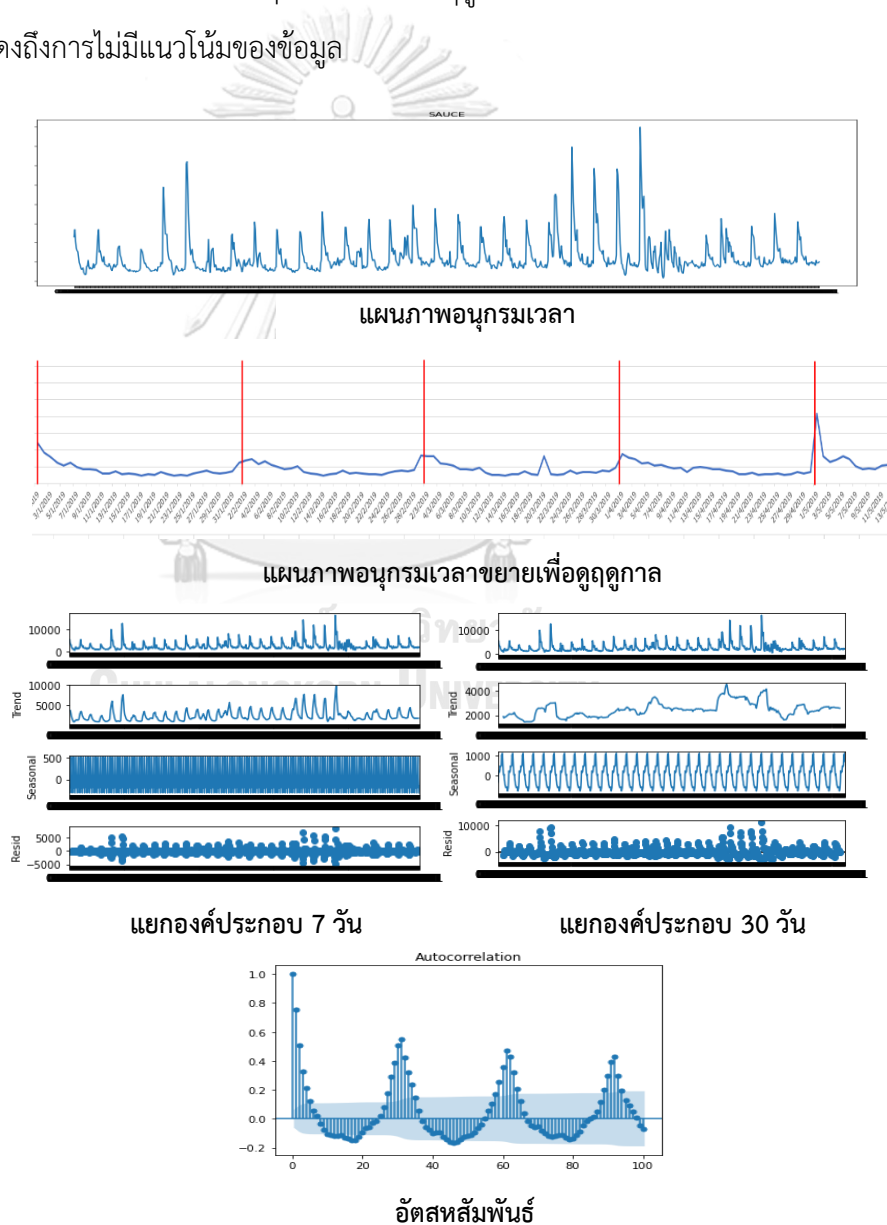
2. นมผงเด็ก รหัสสินค้า SKU002 : จากรูปที่ 19 แสดงยอดขายตลอดช่วงเวลาของสินค้านี้ ซึ่งเห็นได้อย่างชัดเจนว่ายอดขายสินค้าชนิดนี้มีจังหวะสูงขึ้นและต่ำ ลงเป็นช่วงๆ เหมือนกับสินค้าประเภทนม แต่มีบางช่วงที่มีการแกว่งตัวของยอดขายเป็นพิเศษ และมีระยะห่างค่อนข้างสม่ำเสมอ จึงขยายรูปเพื่อดูความชัดเจนเช่นเดียวกัน และหารอบของฤดูกาลของสินค้านี้ดังรูป 19 พบว่ามีฤดูกาลทุก 30 วันอย่างชัดเจน และมีฤดูกาลทุก 7 วันซ้อนอยู่ระหว่าง 2 ฤดูกาลด้วย อีกทั้งพิจารณาการแยกองค์ประกอบทั้ง 2 ช่วงฤดูกาล พบว่ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้น และจากภาพอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) พบว่ามีการขึ้นลงเป็นช่วงๆ ที่สม่ำเสมอแสดงถึงการมีฤดูกาล อีกทั้งค่าลดลงเรื่อย ๆ แสดงถึงการมีแนวโน้ม



รูปที่ 19 แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU002

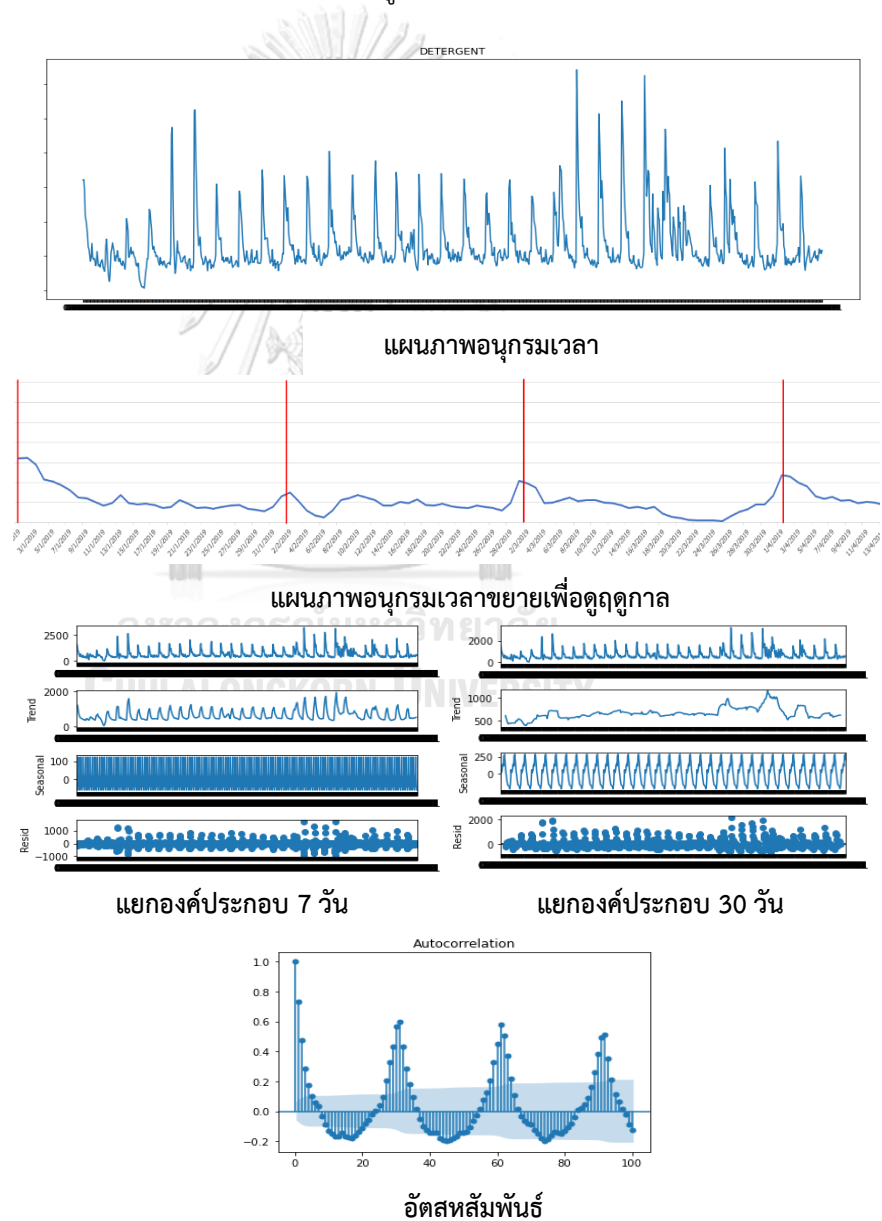
3.3.2 กลุ่มที่มีฤดูกาลแต่ไม่มีแนวโน้ม

1. ซอส รสส้มคั่ว SKU003 : จากรูปที่ 20 แสดงยอดขายตลอดช่วงเวลาของสินค้านี้ ซึ่งเห็นได้อย่างชัดเจนว่ายอดขายสินค้าชนิดนี้มีจังหวะสูงขึ้นและต่ำ ลงเป็นช่วงๆ และมีระยะห่างค่อนข้างสม่ำเสมอแสดงถึงการมีของฤดูกาล จึงขยายรูปเพื่อดูความชัดเจนและหารอบของฤดูกาลของสินค้านี้ดังรูป 18 พบว่ามีฤดูกาลทุก 30 วันอย่างชัดเจน และมีฤดูกาลทุก 7 วัน ซ่อนอยู่ระหว่าง 2 ฤดูกาลด้วย อีกทั้งพิจารณาการแยกองค์ประกอบทั้ง 2 ช่วงฤดูกาล พบว่ามีแนวโน้มคงที่ และจากภาพอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) พบว่า คล้ายหอยมีการขึ้นลงเป็นช่วงๆ แสดงถึงการมีฤดูกาล อัตสหสัมพันธ์ไม่ได้ลดลงอย่างชัดเจน ซึ่งแสดงถึงการไม่มีแนวโน้มของข้อมูล



รูปที่ 20 แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU003

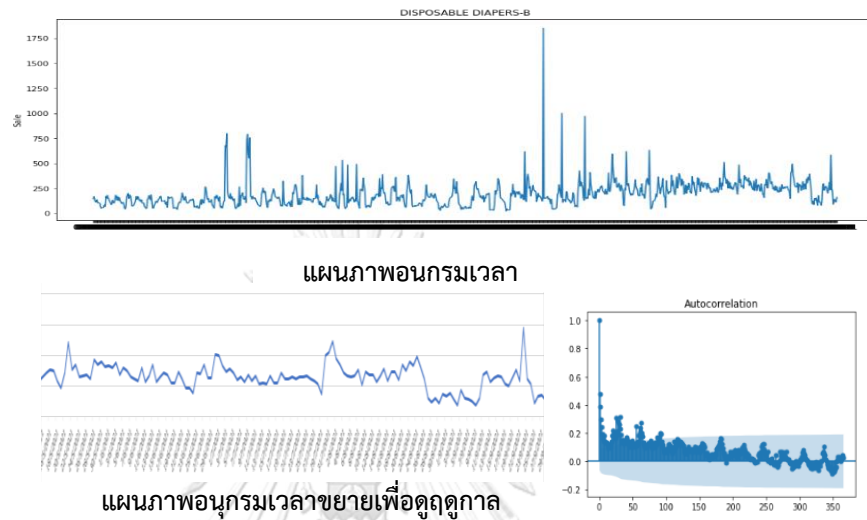
2. ผงซักฟอก รหัสสินค้า SKU004 : จากรูปที่ 21 แสดงยอดขายตลอดช่วงเวลาของสินค้านี้ ซึ่งเห็นได้อย่างชัดเจนว่ายอดขายสินค้าชนิดนี้มีจังหวะสูงขึ้นและต่ำลงเป็นช่วงๆ และมีระยะห่างค่อนข้างสม่ำเสมอแสดงถึงการมีของฤดูกาล จึงขยายรูปเพื่อดูความชัดเจน และหารอบของฤดูกาลของสินค้านี้ดังรูป 19 พบว่ามีฤดูกาลทุก 30 วันอย่างชัดเจน และมีฤดูกาลทุก 7 วัน ซ่อนอยู่ระหว่าง 2 ฤดูกาลด้วย อีกทั้งพิจารณาการแยกองค์ประกอบทั้ง 2 ช่วงฤดูกาล พบว่ามีแนวโน้มคงที่ และจากภาพอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) พบว่าคล้ายหอยมีการขึ้นลงเป็นช่วงๆ แสดงถึงการมีฤดูกาล อัตสหสัมพันธ์ไม่ได้ลดลงอย่างชัดเจนซึ่งแสดงถึงการไม่มีแนวโน้มของข้อมูล



รูปที่ 21 แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU004

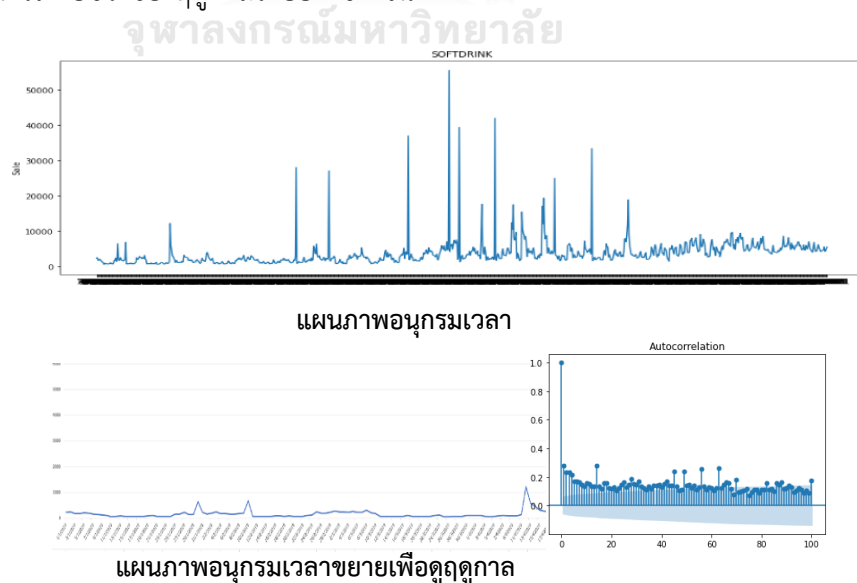
3.3.3 กลุ่มที่ไม่มีฤดูกาลและไม่มีแนวโน้ม

1. ผ้าอ้อมแบบใช้แล้วทิ้ง รหัสสินค้า SKU005 : จากรูปที่ 22 แสดงยอดขายตลอดช่วงเวลาของสินค้านี้ พบว่าดูคล้ายกับการขึ้น-ลง ของยอดขาย แต่เมื่อพิจารณาจากการขยายรูปพบว่า ไม่สามารถพบช่วงของฤดูกาลได้อย่างชัดเจน



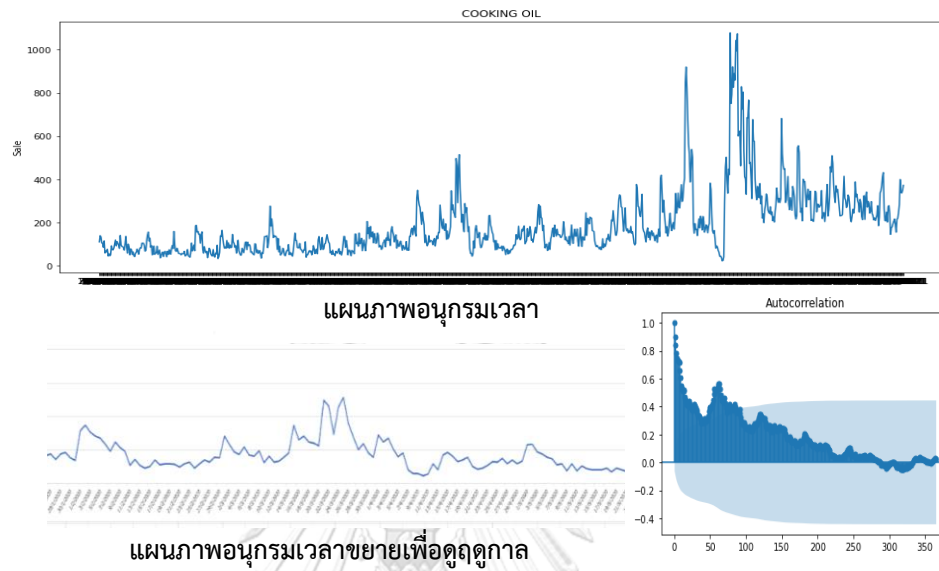
รูปที่ 22 แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU005

2. น้ำอัดลม รหัสสินค้า SKU006 : จากรูปที่ 23 แสดงยอดขายตลอดช่วงเวลาของสินค้านี้ พบว่าดูคล้ายกับการขึ้น-ลง ของยอดขาย แต่เมื่อพิจารณาจากการขยายรูปพบว่า ไม่สามารถพบช่วงของฤดูกาลได้อย่างชัดเจน



รูปที่ 23 แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU006

3. น้ำมันปรุงอาหาร รหัสสินค้า SKU007 : จากรูปที่ 24 แสดงยอดขายตลอดช่วงเวลาของสินค้านี้ พบว่าคล้ายกับการขึ้น-ลงของยอดขาย แต่เมื่อพิจารณาจากการขยายรูปพบว่า ไม่สามารถพบช่วงของฤดูกาลได้อย่างชัดเจน



รูปที่ 24 แผนภาพอนุกรมเวลาและการแยกองค์ประกอบของสินค้า SKU007

3.4 สร้างตัวแบบอนุกรมเวลา (Time Series)

ตัวแบบ TBATS

การสร้างตัวแบบ TBATS นั้นเป็นการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาจากหลายดัชนีฤดูกาล ซึ่งจากการตรวจสอบและสำรวจข้อมูลอนุกรมเวลาเบื้องต้น พบว่า ข้อมูลฤดูกาลนั้นจะเกิดซ้ำๆ ในทุก 30 วัน และ 7 วัน ดังนั้นผู้วิจัยจึงใช้ทั้งสองดัชนีฤดูกาลที่ได้สำรวจมาข้างต้นในการคำนวณตัวแบบ TBATS โดยผู้วิจัยใช้ Python Library : tbats ในการปรับจูนรูปที่เหมาะสมของพารามิเตอร์พารามิเตอร์ ARMA (p,q), Box-Cox (λ), Smoothing (α), Trend (β), Damping Parameter (ϕ) และ Seasonal Parameters (γ) และหาค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน เพื่อใช้ในสมการ 2.11 ซึ่งขั้นตอนการสร้างตัวแบบ TBATS มีดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำข้อมูลยอดขายรายวัน

ขั้นตอนที่ 2 แบ่งข้อมูลชุดฝึกสอน ชุดทดสอบ และชุดตรวจสอบ แบบ Day Forward-Chaining Cross-validation

ขั้นตอนที่ 3 สร้างตัวแบบ TBATS โดยกำหนด seasonal_periods=(7, 30)

ขั้นตอนที่ 4 ประเมินตัวแบบ

ขั้นตอนที่ 5 สร้างและประเมินตัวแบบกับข้อมูลที่เหลือด้วยตัวแบบที่แบ่งไว้จนครบตามขั้นตอน Day Forward-Chaining Cross-validation

3.5 สร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์

ตัวแบบการพยากรณ์เชิงสาเหตุด้วยการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณแบบขั้นตอน (MLR)

การศึกษาปัจจัยที่ส่งผลยอดขายของสินค้าตัวอย่างในแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์ ซึ่งตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณของแต่ละสินค้าสามารถอธิบายได้ด้วยตารางการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) จากโปรแกรม Minitab โดยผู้วิจัยได้ใช้วิธี stepwise เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสม โดยกำหนดค่านัยสำคัญที่ 0.05 และให้ปรับทีละ 0.05 และในแต่ละผลิตภัณฑ์ได้ใช้ตัวแปรอิสระปกติรูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 2 โดยอ้างอิงจากการทบทวนวรรณกรรมการปรับปรุงสมการถดถอย (Ma, 2017) โดยใช้ลอการิทึมธรรมชาติ(ln) ของยอดขาย และใช้ตัวแปรอิสระด้วยค่าของยอดอดีตของตัวเองหรือค่าทางสถิติต่างๆ และเพิ่มตัวแปรอิสระโดยใช้สัดส่วนของราคาโปรโมชั่นต่อราคาขายปกติ

จากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง สำหรับการพยากรณ์ถดถอยเชิงเส้นพหุคูณในงานวิจัยนี้ จะใช้ตัวแปรอิสระที่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ที่อาจส่งผลต่อตัวแปรตาม โดยทำการพยากรณ์ทั้ง 2

แบบ โดยกำหนดตัวแปรตามตาราที่ 8 การคัดเลือกตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ยอดขายรายวันของผลิตภัณฑ์ที่สนใจ ตัวแปรอิสระถูกคัดเลือกด้วยสมมติฐานนี้

สมมติฐาน (Hypothesis)

$H_0 : \beta_i = 0; V_i$ คือ ไม่มีตัวแปรอิสระใดที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญ

H_a : มี β_i อย่างน้อย 1 ตัว ที่ไม่เท่ากับ 0 คือ มีตัวแปรอิสระอย่างน้อย 1 ตัวมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญ

ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้ตัวแบบการถดถอยพหุคูณใช้เทคนิคการถดถอยแบบขั้นตอน (Stepwise Regression) ในการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามที่ Stepwise Selection Term (α) = 0.05 เมื่อได้ตัวแบบการพยากรณ์แล้วจึงทำการทดสอบสมการถดถอยเชิงเส้นกับตัวแบบที่สร้างขึ้นโดยมีข้อสมมุติฐาน 4 ข้อคือ ประชากรของค่าความผิดพลาดมีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ประชากรของค่าความผิดพลาดมีความแปรปรวนคงที่ ประชากรของค่าความผิดพลาดมีการแจกแจงปกติ และค่าความผิดพลาดมีอิสระต่อกัน จากนั้นทำการพยากรณ์ล่วงหน้าทีละ 30 วัน และทำ Day Forward-Chaining Cross-validation จำนวน 3 ครั้ง

3.6 สร้างตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

ในขั้นตอนการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วยตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องจะใช้ตัวแบบดังนี้ ตัวแบบ XGBoost และตัวแบบ Artificial Neural Network ด้วยการพยากรณ์และตัวแปรอิสระทั้ง 2 ชุดข้อมูล โดยตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบผสมนั้นจำเป็นต้องหาไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดในแต่ละอัลกอริทึมการเรียนรู้

โดยการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameter) นั้น จะต้องระบุค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดก่อนที่จะสร้างตัวแบบและจะต้องเซตเป็นค่าคงที่ระหว่างสร้างตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งการหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์เป็นสิ่งสำคัญของการสร้างตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง ผู้วิจัยจึงเลือกใช้เทคนิคการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของทั้งตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบผสมเป็นแบบ GridSearch ซึ่งเป็นวิธีที่ง่ายและนิยมใช้ในการหาไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดกับทุกพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้อง โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้การประเมินตัวแบบด้วยวิธี Day Forward-Chaining Cross-validation ในการประเมินตัวแบบซึ่งข้อมูลที่แบ่งเพื่อที่จะประเมินตัวแบบนี้ประกอบด้วยข้อมูลยอดขายรายวันของผลิตภัณฑ์ที่สนใจของในเดือน พฤษภาคม 64, มิถุนายน 64 และ กรกฎาคม 64 โดยการทำ Day Forward-Chaining Cross-validation กับเดือนทั้ง 3 นั้น จะต้องฝึกสอนข้อมูลเป็นจำนวน 3 ครั้ง ครั้งแรกฝึกสอนข้อมูลด้วยข้อมูลชุดฝึกสอนจากนั้นประเมินผล ครั้งถัดมาจะอัปเดตข้อมูลชุดฝึกสอน

กับข้อมูลยอดขายรายวันของเดือนพฤษภาคม 64 จากนั้นสร้างตัวแบบครั้งที่ 2 ครั้งสุดท้ายจะใช้ข้อมูลที่อัปเดตจากครั้งที่ 2 มาอัปเดตข้อมูลยอดขายรายวันของเดือนมิถุนายน 64 แล้วสร้างตัวแบบครั้งที่ 3 ด้วยวิธี Day Forward-Chaining Cross-validation

โดยผู้วิจัยเลือกใช้ตัวแปรอิสระที่ถูกคัดเลือกจากเทคนิคการถดถอยเชิงพหุคูณแบบขั้นตอน และเลือกใช้ตัวแปรอิสระทั้งหมดที่ผ่านการคัดเลือกมาสร้างตัวแบบ XGBoost, Artificial Neural Network และตัวแบบผสม

ก่อนทำการสร้างตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องต้องปรับลักษณะช่วงขอบเขตของตัวแปรอิสระที่ใช้ก่อน เพื่อให้ค่าของแต่ละตัวแปรอิสระที่ใช้มีค่าไม่ต่างกันมากเพื่อให้อยู่ในสเกลเดียวกัน ให้สามารถอนุมานข้อมูลได้ง่ายขึ้น ทำให้เข้าใจข้อมูลมากขึ้น โดยขั้นตอนนี้เรียกว่า Features Scaling ซึ่งในงานวิจัยนี้เลือกใช้ Python Library คือ preprocessing ของ sklearn ใช้คำสั่ง MinMaxScaler การปรับสเกลนี้เองทำให้ได้ค่าอยู่ในช่วง 0.01 ถึง 0.99

สำหรับตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง งานวิจัยนี้ได้ทำการพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน ของข้อมูลทั้ง 2 รูปแบบ และทำการ Day Forward-Chaining Cross-validation ในทุกตัวแบบทุกผลิตภัณฑ์

3.6.1 ตัวแบบ XGBoost

เป็นตัวแบบที่นำเอาต้นไม้ตัดสินใจหลายๆต้นมาฝึกสอน โดยต้นไม้ตัดสินใจแต่ละต้นจะเกิดจากการเรียนรู้จากความผิดพลาดของต้นไม้ก่อนหน้า ตัวแบบนี้ผู้วิจัยใช้ Python library 'xgboost' ด้วยคำสั่ง 'XGBRegressor' การกำหนดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบ XGBoost

ตารางที่ 6 ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ทดลองในการสร้างตัวแบบ XGBoost

ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน
alpha	0, 0.1, 1, 10
gamma	0, 1, 10
learning_rate	0.05, 0.1, 0.3
max_depth	3, 6, 10
n_estimators	10, 100, 1000
reg_lambda	0, 0.1, 1, 10
subsample	0.3, 0.7, 1.0

ซึ่งค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ปรับจนผู้วิจัยใช้ GridSearchCV ในการปรับจนเพื่อให้ตัวแบบคำนวณได้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด โดยงานวิจัยนี้คัดเลือกไฮเปอร์พารามิเตอร์จากการทบทวนวรรณกรรมซึ่งใช้ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่สนใจดังนี้

- 1) alpha คือ น้ำหนักมาตรฐานในชั้น L1
- 2) Gamma คือ จำนวนโหนดที่ถูกตัดออกเมื่อค่าถึง loss function ชั้นต่ำ
- 3) learning_rate คือ อัตราการเรียนรู้ของตัวแบบที่ควบคุมการเปลี่ยนค่าน้ำหนักของตัวแบบใน 1 ชั้นตอนจากการเรียนรู้
- 4) max_depth คือ จำนวนสูงสุดที่สร้างต้นไม้แห่งการเรียนรู้ได้
- 5) n_estimators คือ จำนวนรอบในการเรียนรู้
- 6) reg_lambda คือ น้ำหนักมาตรฐานในชั้น L2
- 7) subsample คือ สัดส่วนของตัวอย่างย่อยในการฝึกสอน

โดยขั้นตอนการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ XGBoost โดยการสร้างตัวแบบทั้ง 2 รูปแบบ ที่ใช้ในงานวิจัย แสดงขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำข้อมูลยอดขายรายวันและตัวแปรอิสระที่คัดเลือกจากวิธี MLR

ขั้นตอนที่ 2 แบ่งข้อมูลชุดฝึกสอน ชุดทดสอบ และชุดตรวจสอบ แบบ Day Forward-Chaining

Cross-validation

ขั้นตอนที่ 3 ปรับ Features Scaling ของตัวแปรอิสระที่ผ่านการคัดเลือก

ขั้นตอนที่ 4 กำหนดไฮเปอร์พารามิเตอร์และหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด

ขั้นตอนที่ 5 สร้างตัวแบบ XGBoost

ขั้นตอนที่ 6 ประเมินตัวแบบ

ขั้นตอนที่ 7 สร้างและประเมินตัวแบบกับข้อมูลที่เหลือด้วยตัวแบบที่แบ่งไว้จนครบตามขั้นตอน

Day Forward-Chaining Cross-validation

3.6.2 ตัวแบบ Artificial Neural Network (ANN)

เป็นตัวแบบที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งผู้วิจัยใช้ Python library คือ keras.model, keras.layer, keras.wrappers.sklearn, keras.optimizers, และ keras.callback โดยค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ใช้สร้างตัวแบบ ANN แสดงดังตารางที่ 5 ซึ่งในการสร้างตัวแบบ ANN ในงานวิจัยนี้จะคงที่ค่า seed ด้วยคำสั่ง tensorflow.random.set_seed ในทุกๆการสร้างตัวแบบ เพื่อให้การสร้าง ANN ในทุกตัวแบบมีการสุ่มน้ำหนักค่าเริ่มต้นเดียวกัน

ตารางที่ 7 ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ใช้ทดลองในตัวแบบ Artificial Neural Network

ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน
Batch_size	4, 8, 16, 32
Epoch	10, 20, 30
Dropout	0.5, 0.25, 0
Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1
numLayer	1, 2
Unit	10, 20, 50, 100
activation	'relu', 'switch'

ซึ่งค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ปรับจูนผู้วิจัยใช้ GridSearch ในการปรับจูนเพื่อให้ตัวแบบคำนวณได้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด โดยงานวิจัยนี้คัดเลือกไฮเปอร์พารามิเตอร์จากการทบทวนวรรณกรรมซึ่งใช้ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่สนใจดังนี้

- 1) batch_size คือ จำนวนข้อมูลที่แบ่งจากการสร้างการเรียนรู้ของตัวแบบด้วย optimizer หนึ่งครั้ง โดยถ้า batch size ขนาดเล็กจะใช้เวลาในการเรียนรู้ได้เร็วกว่าขนาดใหญ่ แต่ batch size ขนาดใหญ่มีจุดแข็งคือ จะเรียนรู้ได้แม่นยำกว่าเนื่องจากจะให้ค่าประมาณการเคลื่อนที่ลงของความชันได้มากกว่า
- 2) Epoch คือ จำนวนรอบที่ตัวแบบทำการเรียนรู้จนครบจำนวนข้อมูลที่ใช้สร้างตัวแบบ
- 3) Dropout คือ สัดส่วนความน่าจะเป็นที่ลดจำนวนโหนดในแต่ละชั้นของตัวแบบ
- 4) learn_rate คือ อัตราการเรียนรู้ของตัวแบบที่ควบคุมการเปลี่ยนค่าน้ำหนักของตัวแบบใน 1 ขั้นตอนจากการเรียนรู้
- 5) numLayer คือ จำนวนชั้นซ่อน
- 6) Unit คือ จำนวนโหนดของชั้นซ่อน (Hidden layer)
- 7) activation คือ ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้งานในชั้นซ่อนและชั้นออก

โดยขั้นตอนการสร้างตัวแบบ Artificial Neural Network (ANN) ที่ใช้ในงานวิจัย แสดงขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำเข้ามูลยอดขายรายวันและตัวแปรอิสระที่คัดเลือกจากวิธี MLR

ขั้นตอนที่ 2 แบ่งข้อมูลชุดฝึกสอน ชุดทดสอบ และชุดตรวจสอบ แบบ Day Forward-Chaining Cross-validation

ขั้นตอนที่ 3 ปรับ Features Scaling ของตัวแปรอิสระที่ผ่านการคัดเลือก

ขั้นตอนที่ 4 กำหนดไฮเปอร์พารามิเตอร์และหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด

ขั้นตอนที่ 5 สร้างตัวแบบ Artificial Neural Network

ขั้นตอนที่ 6 ประเมินตัวแบบ

ขั้นตอนที่ 7 สร้างและประเมินตัวแบบกับข้อมูลที่เหลือด้วยตัวแบบที่แบ่งไว้จนครบตามขั้นตอน Day Forward-Chaining Cross-validation

3.7 สร้างตัวแบบการเรียนรู้แบบผสม (Hybrid Model)

เป็นวิธีการผสมตัวแบบเดี่ยวหลายตัวแบบเพื่อให้ได้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่แม่นยำมากขึ้นสำหรับการสร้างแบบจำลองและการพยากรณ์อนุกรมเวลา ซึ่งงานวิจัยนี้ผู้วิจัยเลือกศึกษาการผสมตัวแบบที่มีโครงสร้างแบบอนุกรม ที่สามารถช่วยปรับปรุงความแม่นยำของการพยากรณ์ได้เนื่องจากมีการจับรูปแบบข้อมูลและสร้างตัวแบบที่ครอบคลุม ซึ่งตัวแบบผสมที่ใช้ในงานวิจัยนี้ประกอบด้วย 2 ตัวแบบ คือ TBATS-ANN และ TBATS-XGBoost

การสร้างตัวแบบผสมตามโครงสร้างการผสมแบบอนุกรมมีขั้นตอนการผสมตัวแบบดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำเข้ามูลยอดขายรายวันและตัวแปรอิสระที่

ขั้นตอนที่ 2 สร้างตัวแบบเดี่ยวที่เป็นตัวแบบอนุกรมเวลา ในที่นี้คือตัวแบบ TBATS

ขั้นตอนที่ 3 คำนวณค่าความผิดพลาด (Residual) จากตัวแบบ TBATS

ขั้นตอนที่ 4 นำค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้พยากรณ์ด้วยฟังก์ชันไม่เชิงเส้น ในที่นี้คือตัวแบบ ANN หรือตัวแบบ XGBoost

ขั้นตอนที่ 5 กำหนดไฮเปอร์พารามิเตอร์และหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด

ขั้นตอนที่ 6 สร้างตัวแบบผสม TBATS-ANN หรือ TBATS-XGBoost

ขั้นตอนที่ 7 ประเมินตัวแบบ

ขั้นตอนที่ 8 สร้างและประเมินตัวแบบกับข้อมูลที่เหลือด้วยตัวแบบที่แบ่งไว้จนครบตามขั้นตอน Day Forward-Chaining Cross-validation

3.8 การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ (Evaluate)

การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมจะใช้ค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) ซึ่งจากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องพบว่าการใช้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ยเป็นจิวชี้วัดในหลากหลายงานวิจัยแต่ในงานวิจัยนี้มีการจัดลำดับผลิตภัณฑ์ที่สนใจที่จะนำมาพยากรณ์ ซึ่งจะวัดประสิทธิภาพตัวแบบกับข้อมูลชุดตรวจสอบ

3.9 การคัดเลือกตัวแบบการพยากรณ์ (Model Selection)

การคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการพยากรณ์จะคัดเลือกตัวแบบที่ได้ค่าความแม่นยำมากที่สุด ซึ่งประเมินจากค่า MAPE ของตัวแบบที่ได้ โดยเฉพาะตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องจะคำนึงถึงความเข้ากันได้มากไปของตัวแบบ (Over fitting) ด้วยการตรวจสอบสัดส่วนความผิดพลาดระหว่างช่วงประเมินตัวแบบกับช่วงฝึกสอนไม่ให้มีสัดส่วนที่มากเกินไป

3.10 การทดสอบตัวแบบการพยากรณ์ (Model testing)

หลังจากที่ได้ทำการคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมในหัวข้อ 3.9 แล้ว ผู้วิจัยจะนำตัวแบบที่ได้มาใช้ในการพยากรณ์ผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์ กับข้อมูลชุดทดสอบ (Testing set) เพื่อทำการวัดและประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบด้วย MAPE

3.11 การวัดการส่งผลต่อตัวแบบของตัวแปรอิสระ (SHAP Value)

เมื่อได้ตัวแบบที่ดีที่สุดโดยรวมจากการคัดเลือกตัวแบบในข้อ 3.9 แล้ว ผู้วิจัยจะนำตัวแบบที่ดีที่สุดมาหาค่า SHAP Value เพื่อหาค่าการส่งผลของตัวแปรอิสระกับตัวแบบที่ดีที่สุดของผลิตภัณฑ์ทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์

บทที่ 4

ผลการดำเนินการ

จากการดำเนินงานวิจัย ได้ทำการพยากรณ์ผลิตภัณฑ์ที่ขายดีที่สุดของทั้ง 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์ ได้แก่ น้ำมันปรุงอาหาร ผงซักฟอก ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง นม นมผงเด็ก ซอส และน้ำอัดลม มาพยากรณ์ยอดขายรายวันล่วงหน้า โดยใช้ตัวแบบอนุกรมเวลาเชิงสถิติ พยากรณ์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง และตัวแบบผสม มีภาพรวมกระบวนการพยากรณ์ดังรูปที่ 14

4.1 การนำเข้าสู่ข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นข้อมูลยอดขายรายวันของแต่ละผลิตภัณฑ์ใน 14 กลุ่มผลิตภัณฑ์โดยรวมยอดขายในทุกสาขาของบริษัท ดังนั้น ผู้วิจัยจึงคัดเลือกผลิตภัณฑ์ที่สนใจโดยจะคัดเลือกจากกลุ่มผลิตภัณฑ์ที่มียอดขายสูงสุด 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์ โดยการนำข้อมูลยอดขายรวมในแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์มาสร้างแผนผังพาเรโตเพื่อคัดเลือกผลิตภัณฑ์ที่สนใจ ในหัวข้อที่ 3.1 ดังรูปที่ 15

จากแผนภาพพาเรโตทำให้ทราบว่ากลุ่มผลิตภัณฑ์ที่มียอดขายสูงสุดได้แก่ นมผงเด็ก ผงซักฟอก น้ำมันพืช นม ผ้าอ้อมแบบใช้แล้วทิ้ง ซอส และน้ำอัดลม ซึ่งยอดขายของทั้ง 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์นี้ คิดเป็นร้อยละ 83 ของยอดขายทั้ง 14 กลุ่มผลิตภัณฑ์ ดังนั้น ผู้วิจัยจึงเลือกผลิตภัณฑ์ที่ขายดีที่สุดในทั้ง 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์ที่สนใจมาทำการพยากรณ์ยอดขายรายวันล่วงหน้า 1 เดือน

4.2 การจัดเตรียมข้อมูล

งานวิจัยนี้โดยหลักแล้วจะเป็นการพยากรณ์ยอดขายรายวันของสินค้าที่สนใจ แต่ค่าการพยากรณ์ที่ใช้ในงานวิจัยนั้นจะออกเป็น 4 รูปแบบการพยากรณ์ คือ (1) การพยากรณ์ยอดขายรายวันของแต่ละผลิตภัณฑ์โดยตรงกับตัวแปรอิสระปกติ (2) การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายจากนั้นแปลงค่ากลับกับตัวแปรอิสระปกติและเพิ่มตัวแปรอิสระที่เป็นข้อมูลตัวเองในอดีต (3) การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายจากนั้นแปลงค่ากลับกับตัวแปรอิสระปกติ (4) การพยากรณ์ยอดขายรายวันของแต่ละผลิตภัณฑ์โดยตรงกับตัวแปรอิสระปกติและเพิ่มตัวแปรอิสระที่เป็นข้อมูลตัวเอง

อีกทั้งในงานวิจัยนี้มีการใช้ตัวแปรอิสระจำนวนมากในการพยากรณ์จากการทบทวนวรรณกรรม โดยงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ใช้แนวความคิดนี้มาต่อยอดมาใช้กับทุกตัวแบบที่สนใจ ทั้งตัวแบบทางคณิตศาสตร์ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง และตัวแบบผสม โดยตัวแปรอิสระที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะแบ่งเป็น 4 ประเภทหลักได้แก่ ตัวแปรที่เกี่ยวกับการขาย ตัวแปรที่เกี่ยวกับเวลา ตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับค่าของยอดขายทางสถิติต่างๆ และตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับสิ่งแวดล้อม โดยงานวิจัยนี้จะแบ่งชุดการพยากรณ์เป็น 4 ชุด ดังตารางที่ 8 เพื่อใช้ในการพยากรณ์กับตัวแบบสมการถดถอยเชิงพหุคูณ ตัวแบบ XGBoost ตัวแบบ Artificial Neural Networks (ANN)

ตารางที่ 8 ตารางแสดงค่าพยากรณ์และตัวแปรอิสระของแต่ละชุดข้อมูล

ประเภท	ข้อมูล	ชนิดข้อมูล	รูปแบบที่ 1	รูปแบบที่ 2	รูปแบบที่ 3	รูปแบบที่ 4
ค่าการพยากรณ์	ยอดขายรายวัน	ตัวเลข	X			X
	ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย	ตัวเลข		X	X	
ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับการขาย	ราคา	ตัวเลข	X		X	
	สัดส่วนของราคา	ตัวเลข		X		X
ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับสิ่งแวดล้อม	เงินอัดฉีดจากรัฐ	ตัวเลข	X	X	X	X
	จำนวนผู้ติดเชื้อโควิด19	ตัวเลข	X	X	X	X
ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับเวลา	วันที่ในแต่ละเดือน	ตัวเลข	X	X	X	X
	วันในปี	ตัวเลข	X	X	X	X
	จ.	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	อ.	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	พ.	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	พฤ.	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	ศ.	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	ส.	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	อา.	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	JAN	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	FEB	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	MAR	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	APR	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	MAY	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	JUN	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	JUL	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	AUG	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	SEP	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	OCT	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	NOV	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	DEC	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	Weekend	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	Mid_End_Month	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
	Holidays	ตัวแปรหุ่น	X	X	X	X
ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับค่าของยอดขายและค่าของยอดขายทางสถิติ	Lag30	ตัวเลข		X		X
	Lag37	ตัวเลข		X		X
	Lag45	ตัวเลข		X		X
	Lag60	ตัวเลข		X		X
	SMA7_lag30	ตัวเลข		X		X

ตารางที่ 8 (ต่อ) ตารางแสดงค่าพยากรณ์และตัวแปรอิสระของแต่ละชุดข้อมูล

ประเภท	ข้อมูล	ชนิดขข้อมูล	รูปแบบที่ 1	รูปแบบที่ 2	รูปแบบที่ 3	รูปแบบที่ 4
ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้อง กับค่าของยอดขายและ ค่าของยอดขายทาง สถิติ	SMA7_lag37	ตัวเลข		X		X
	SMA7_lag45	ตัวเลข		X		X
	SMA7_lag60	ตัวเลข		X		X
	SMA15_lag30	ตัวเลข		X		X
	SMA15_lag37	ตัวเลข		X		X
	SMA15_lag45	ตัวเลข		X		X
	SMA15_lag60	ตัวเลข		X		X
	SMA30	ตัวเลข		X		X
	SMA30_lag30	ตัวเลข		X		X
	SMA30_lag37	ตัวเลข		X		X
	SMA30_lag45	ตัวเลข		X		X
	SMA30_lag60	ตัวเลข		X		X
	EMA7_lag30	ตัวเลข		X		X
	EMA7_lag37	ตัวเลข		X		X
	EMA7_lag45	ตัวเลข		X		X
	EMA7_lag60	ตัวเลข		X		X
	EMA15_lag30	ตัวเลข		X		X
	EMA15_lag37	ตัวเลข		X		X
	EMA15_lag45	ตัวเลข		X		X
	EMA15_lag60	ตัวเลข		X		X
	EMA30_lag30	ตัวเลข		X		X
	EMA30_lag37	ตัวเลข		X		X
	EMA30_lag45	ตัวเลข		X		X
	EMA30_lag60	ตัวเลข		X		X
	RDP7_lag30	ตัวเลข		X		X
	RDP7_lag37	ตัวเลข		X		X
	RDP7_lag45	ตัวเลข		X		X
	RDP7_lag60	ตัวเลข		X		X
	RDP15_lag30	ตัวเลข		X		X
	RDP15_lag37	ตัวเลข		X		X
	RDP15_lag45	ตัวเลข		X		X
	RDP15_lag60	ตัวเลข		X		X
RDP30_lag30	ตัวเลข		X		X	
RDP30_lag37	ตัวเลข		X		X	
RDP30_lag45	ตัวเลข		X		X	
RDP30_lag60	ตัวเลข		X		X	

จากตาราง 8 ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับตัวยอดขายและค่ายอดขายทางสถิติ โดยจากการ ทบทวนวรรณกรรมนั้นจะใช้ค่าความเป็นตัวเองของข้อมูล โดยงานวิจัยนี้ได้ศึกษาค่าความเป็นตัวเอง ของข้อมูลโดยจะแบ่งเป็น 4 แบบหลักๆ คือ lag, Simple Moving Average (SMA), Exponential Moving Average (EMA) และ Relative Difference in Percentage (RDP)

ซึ่ง lag หรือค่าล่าหลังของข้อมูล โดยงานวิจัยนี้ผู้วิจัยสนใจค่าล่าหลังน้อยที่สุดเท่ากับ 30 วัน เนื่องจากงานวิจัยนี้ต้องการพยากรณ์รายวันล่วงหน้า 30 วัน อีกทั้งผู้วิจัยต้องการผลกระทบด้าน ฤดูกาลที่เป็นรายสัปดาห์ ต้นเดือน-กลางเดือน และรายเดือนด้วย ดังนั้นผู้วิจัยจึงกำหนดค่าความเข้าที่ 37 วัน 45 และ 60 วัน

ค่า Simple Moving Average (SMA) เป็นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของยอดขาย ซึ่งงานวิจัยนี้ต้องการ จับผลกระทบเป็นรายสัปดาห์ ต้นเดือน-กลางเดือน และรายเดือน ดังนั้นผู้วิจัยจึงใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 7, 15 และ 30 วัน แต่เนื่องจากการพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน ทำให้ไม่สามารถใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 7 และ 15 โดยตรงได้ เนื่องจากจะมีข้อมูลไม่เพียงพอ ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงต้องใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ทั้งหมดกับค่าความล่าหลังที่สนใจก่อนหน้า คือ lag30, lag45 และ lag60 ยกเว้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 30 วัน สามารถใช้ได้โดยตรง

ค่า Exponential Moving Average (EMA) เป็นการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่มองความสัมพันธ์ ของยอดขายแบบถ่วงน้ำหนักในรูปแบบเลขชี้กำลัง โดยจะให้ความสำคัญกับยอดขายสุดท้ายมากกว่า ซึ่งงานวิจัยนี้ต้องการจับผลกระทบเป็นรายสัปดาห์ ต้นเดือน-กลางเดือน และรายเดือน ดังนั้นจึงให้ ความสำคัญกับยอดขายย้อนหลังที่ 7, 15 และ 30 วัน โดยค่าน้ำหนักของ EMA ก็จะอ้างอิงกับวันที่ให้ ความสำคัญคือ $2/(วัน+1)$ มาใช้กับค่าความล่าหลังที่สนใจก่อนหน้า คือ lag30, lag45 และ lag60

ค่า Relative Difference in Percentage (RDP) เป็นค่าที่นิยมใช้ในทางการเงิน ซึ่งคือร้อยละ ของความแตกต่างของยอดขายระหว่างช่วงเวลาที่น่าสนใจ คือ 7, 15 และ 30 วัน มาใช้กับค่าความล่า หลังที่สนใจก่อนหน้า คือ lag30, lag45 และ lag60

4.3 สํารวจข้อมูล

4.3.1 การแบ่งข้อมูล

ข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ชุดคือ ชุดฝึกสอน ชุดตรวจสอบ และชุดทดสอบ โดย แบ่งเป็นช่วงเวลาใช้วิธี Day Forward-Chaining Cross-validation แบบแบ่งการสร้างตัวแบบ 3 ครั้ง แสดงผังการแบ่งดังรูปที่ 17 ซึ่งมีช่วงการแบ่งดังนี้

1. ชุดฝึกสอน (Training Set) : ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม 2562 จนถึง 31 เมษายน 2564 มีจำนวนทั้งสิ้น 882 ข้อมูล คิดเป็น 80%

2. ชุดตรวจสอบ (Validation Set) : ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 พฤษภาคม 2564 จนถึง 31 กรกฎาคม 2564 มีจำนวนทั้งสิ้น 91 ข้อมูล คิดเป็น 10%
3. ชุดทดสอบ (Testing Set) : ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 มิถุนายน 2564 จนถึง 31 สิงหาคม 2564 มีจำนวนทั้งสิ้น 91 ข้อมูล คิดเป็น 10%

4.3.2 การตรวจสอบและสำรวจข้อมูลอนุกรมเวลาเบื้องต้นโดยสร้างกราฟอนุกรมเวลา

เมื่อได้ผลิตภัณฑ์ที่ทำการศึกษาแล้วผู้วิจัยจึงสำรวจอนุกรมเวลาของแต่ละสินค้า จากการสำรวจนั้นสามารถจัดกลุ่มออกเป็น 3 กลุ่ม ในหัวข้อที่ 4.2 สามารถแบ่งกลุ่มประกอบด้วยผลิตภัณฑ์ดังตารางที่ 9

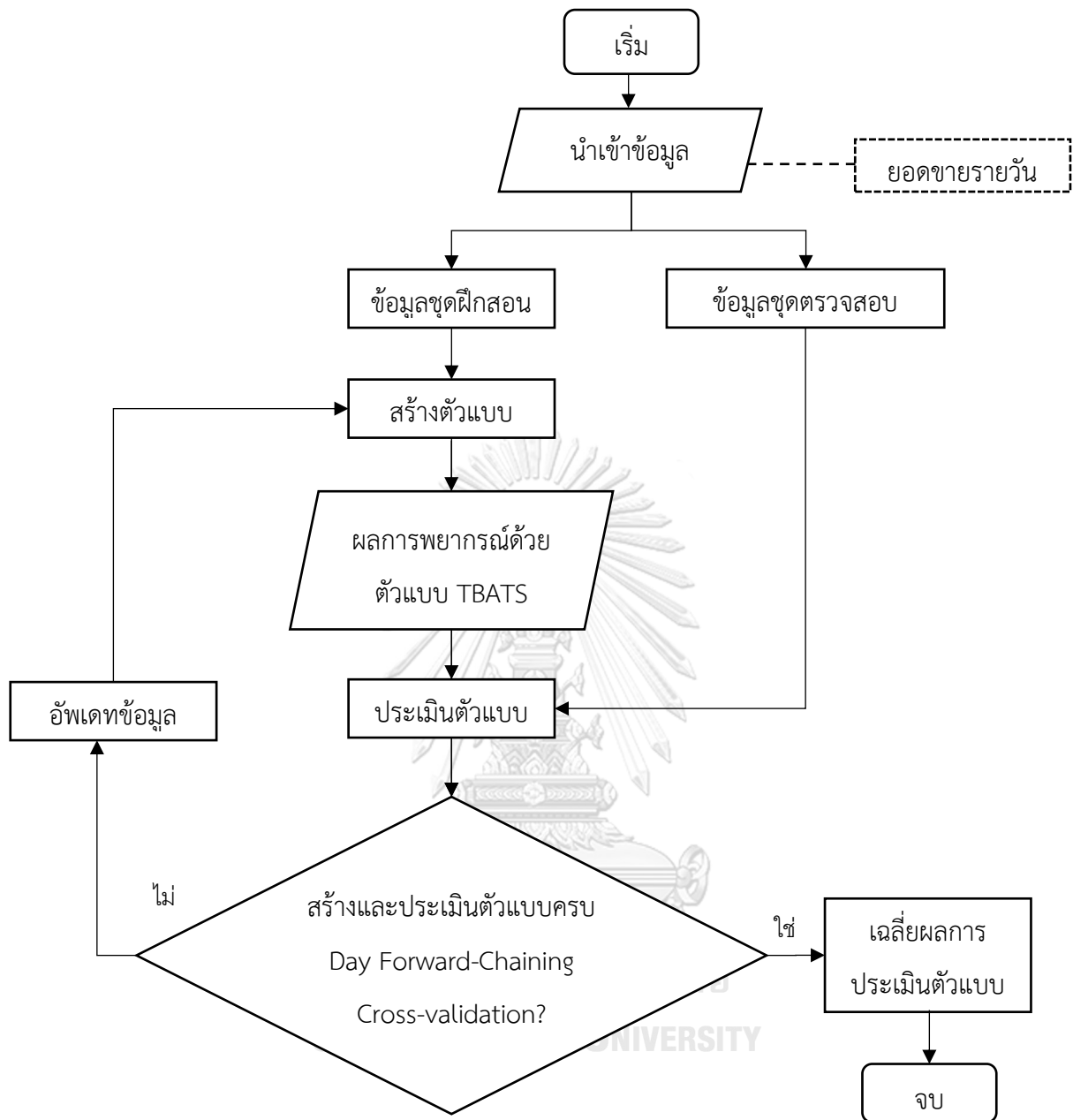
ตารางที่ 9 ตารางแบ่งลักษณะข้อมูลของผลิตภัณฑ์ที่สนใจ

ลักษณะข้อมูล	กลุ่มผลิตภัณฑ์
มีแนวโน้มและฤดูกาล	นม
	นมผงเด็ก
ไม่มีแนวโน้มแต่มีฤดูกาล	ผงซักฟอก
	ซอส
ไม่มีแนวโน้มและไม่มีฤดูกาล	ผ้าอ้อมแบบใช้แล้วทิ้ง
	น้ำอัดลม
	น้ำมันปรุงอาหาร

4.4 สร้างตัวแบบอนุกรมเวลา

ตัวแบบ TBATS

การพยากรณ์ตัวแบบอนุกรมเวลา โดยวิธี TBATS มีการปรับพารามิเตอร์ของตัวแบบให้เหมาะสมเพื่อที่จะทำให้ตัวแบบการพยากรณ์มีความผิดพลาดน้อยที่สุดในการพยากรณ์รายวันของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์ คือ นมผงเด็ก ผงซักฟอก น้ำมันปรุงอาหาร นม ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง ซอส และน้ำอัดลม โดยตัวแบบ TBATS นั้น เป็นการพยากรณ์อนุกรมเวลา ดังนั้น ข้อมูลที่นำเข้ามาในการพยากรณ์ จึงใช้เพียงข้อมูลยอดขายรายวันของสินค้าเท่านั้น การสร้างตัวแบบ TBATS เป็นไปตามผังกระบวนการดังรูป 25



รูปที่ 25 ขั้นตอนการสร้างตัวแบบ TBATS

โดยตัวแบบ TBATS จะคำนวณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสม ได้แก่ ARMA errors (p, q), Box-Cox (λ), Smoothing (α), Trend (β), Damping Parameter (ϕ), Seasonal Parameters (γ) ซึ่งจะแสดงดังตารางที่ 10

ตารางที่ 10 ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ TBATS ที่ได้จากข้อมูลชุดฝึกสอน

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์ที่ได้		
		ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
นม	p,q	3,3	0,0	0,0
	λ	0	0	0
	α	1.57313	0.811	0.81203
	β	0	-0.1579	-0.1548
	ϕ	0	0.8	0.8
	γ	7.5e-05, -1.13e-04, -6.6e-05, 1.6e-05, 2.8e-05, 9.9e-05	2.2e-07, 1.1e-07, -6.3e-08, 5.3e-08, -4.8e-07, -3.5e-07	-3.2e-08, -2.0e-07, -1.48e-07, 1.3e-07, 7.4e-08, 6.2e-08
นมผงเด็ก	p,q	0,0	0,0	0,0
	λ	0	0	0
	α	0.37051	0.37831	0.3582
	β	-0.0723	-0.0614	-0.0636
	ϕ	0.8	0.8	0.80282
	γ	-4.3e-07, 1.7e-06, 4.4e-07, 1.0e-06, -1.9e-06, -2.1e-06	-1.3e-06, 4.2e-07, 9.7e-07, 9.9e-07, -1.0e-06, -1.7e-06	4.8e-07, 3.0e-06, -1.3e-07, 1.2e-06, -2.4e-06, -2.7e-06
ซอส	p,q	0,0	0,0	0,0
	λ	0	0	0
	α	1.18283	1.15569	1.15661
	β	-0.2472	-0.1975	-0.2016
	ϕ	0.8	0.8	0.8
	γ	-1.7e-07,-4.2e-07, 3.1e-07, 3.6e-07, - 2.7e-07, -1.8e-07	-9.5e-08, -3.0e-07, 2.4e-07, 7.0e-08, -2.1e-07, 3.2e-08	-9.3e-08, -3.8e-07, 5.9e-08, 2.6e-07, -2.2e-07, 5.6e-08

ตารางที่ 10 (ต่อ) ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ TBATS ที่ได้จากข้อมูลชุดฝึกสอน

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์ที่ได้		
		ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
ผงซักฟอก	p,q	0,0	0,0	0,0
	λ	0	0	0
	α	1.121652	1.10392	1.104197
	β	-0.252732	-0.223135	-0.22268
	ϕ	0.8	0.8	0.8
	γ	3.6e-08, -9.2e-08, -2.3e-07, 2.1e-07, -2.1e-07, 7.2e-08	9.2e-09, -6.7e-08, 1.7e-07, -3.9e-07, -2.2e-07, 3.7e-08	7.5e-08, -2.1e-07, -1.9e-07, 2.2e-07, -2.1e-07, 1.1e-07
ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง	p,q	0,0	1,1	0,0
	λ	0	0.000001	0
	α	0.759019	0.014655	0.755443
	β	-0.17774	0	-0.176275
	ϕ	0.8	0	0.8
	γ	0	0	0
น้ำอัดลม	p,q	1,1	1,1	2,2
	λ	0	0	0.000001
	α	0.165152	0.027588	0.59072
	β	0	0	-0.102152
	ϕ	0	0	0.833813
	γ	0	0	0

ตารางที่ 10 (ต่อ) ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ TBATS ที่ได้จากข้อมูลชุดฝึกสอน

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์ที่ได้		
		ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
น้ำมันปรุง อาหาร	p,q	0,0	0,0	0,0
	λ	0	0	0
	α	0.827652	0.831385	0.832997
	β	-0.168498	-0.093945	-0.091866
	ϕ	0.800772	0.861562	0.853152
	γ	-9.4e-07, 5.5e-07, 1.5e-07, 1.0e-07, 1.6e-07, -4.8e-07	-4.6e-07, 4.2e-07, -1.6e-08, -2.3e-07, 5.0e-08, -5.9e-08	1.1e-07, -2.5e-07, 1.0e-07, -1.4e-07, 1.1e-07, -1.0e-07

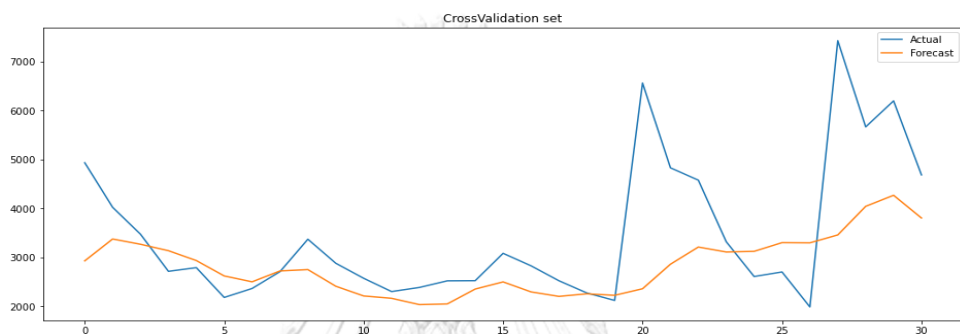
จากตารางที่ 8 จะเห็นได้ว่าตัวแบบ TBATS ค่า ARMA error (p,q) และค่า Smoothing (λ) ส่วนใหญ่อยู่ในค่าเดียวกันหมดที่ 0 ยกเว้น นม ผ่าอ้อมใช้แล้วทิ้ง และน้ำอัดลม ซึ่งจะมีค่าอยู่ในช่วง 1 ถึง 3 ส่วนค่าพารามิเตอร์อื่นๆ มีการปรับค่าตามลักษณะของข้อมูล

ตารางที่ 11 ผลของค่าความผิดพลาดของตัวแบบ TBATS ที่ได้จากการพยากรณ์

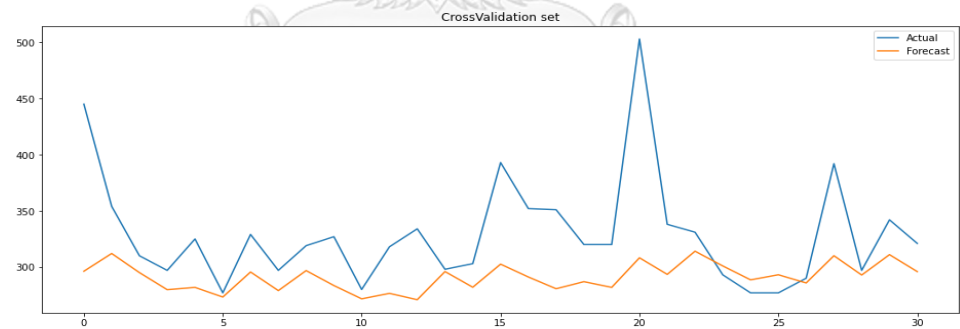
ผลิตภัณฑ์	พยากรณ์ยอดขายโดยตรง			ค่าเฉลี่ย พยากรณ์ ยอดขาย โดยตรง
	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	
นม	29.24%	34.88%	24.63%	29.58%
นมผงเด็ก	13.75%	8.65%	8.75%	10.38%
ซอส	35.34%	46.55%	43.26%	41.71%
ผงซักฟอก	40.00%	42.84%	45.71%	42.85%
ผ่าอ้อม	23.64%	14.67%	11.23%	16.51%
น้ำอัดลม	49.56%	19.02%	22.33%	30.30%
น้ำมัน	46.97%	21.95%	24.23%	31.05%
			MAPE	28.80%

เมื่อนำข้อมูลชุดตรวจสอบ (Cross Validation Data) กับผลการพยากรณ์ โดยใช้การตรวจสอบแบบ Day Forward-Chaining Cross-validation ในเดือน พฤษภาคม ถึง กรกฎาคม 2564 ทำการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบด้วย MAPE ได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 9 พบว่า กลุ่มผลิตภัณฑ์ที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดของตัวแบบ TBATS คือ นมผงเด็ก และการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ TBATS โดยใช้ร้อยละค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สมบูรณ์อยู่ที่ 28.80%

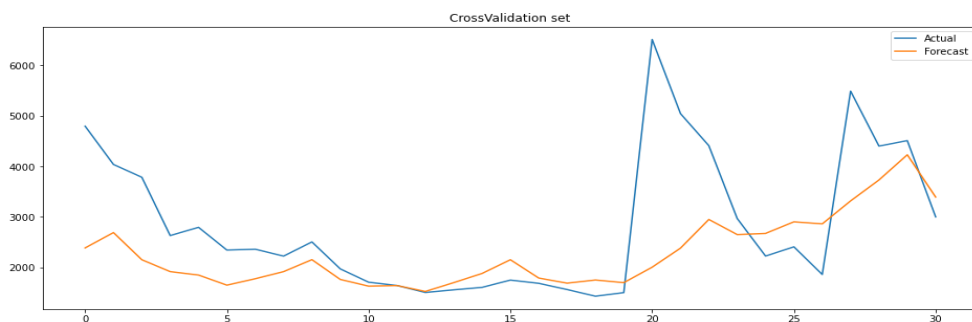
เมื่อทำการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน โดยใช้ตัวแบบ TBATS ในเดือนพฤษภาคม 2564 ผลลัพธ์การพยากรณ์ในแต่ละผลิตภัณฑ์ แสดงในรูปที่ 26 ถึง 32



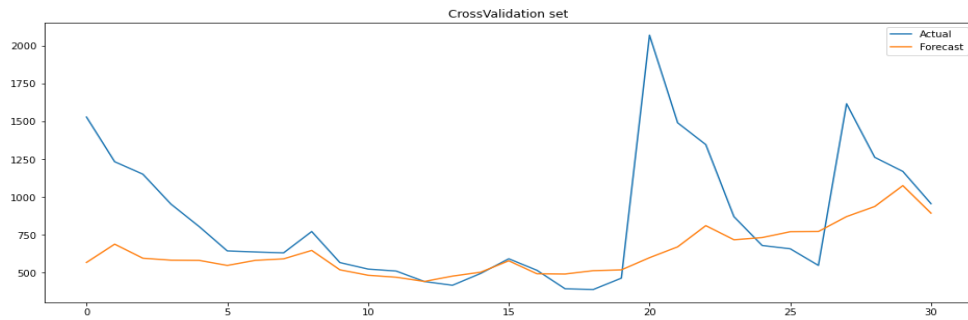
รูปที่ 26 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้านม



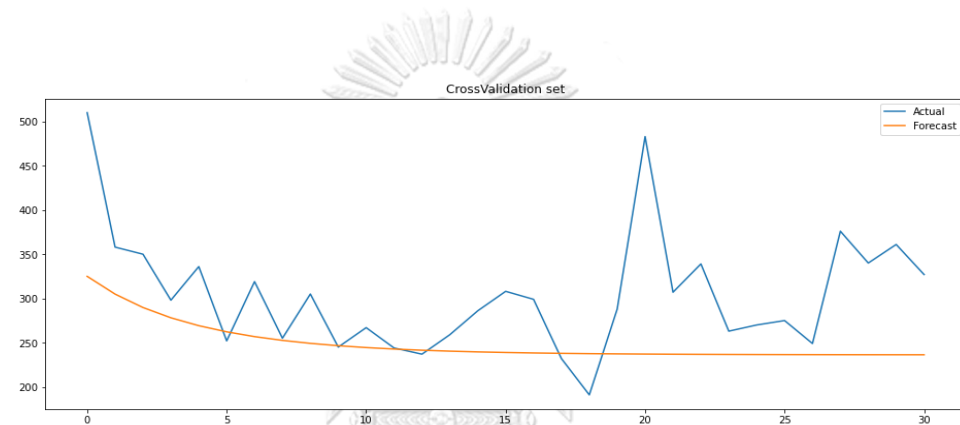
รูปที่ 27 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้านมผงเด็ก



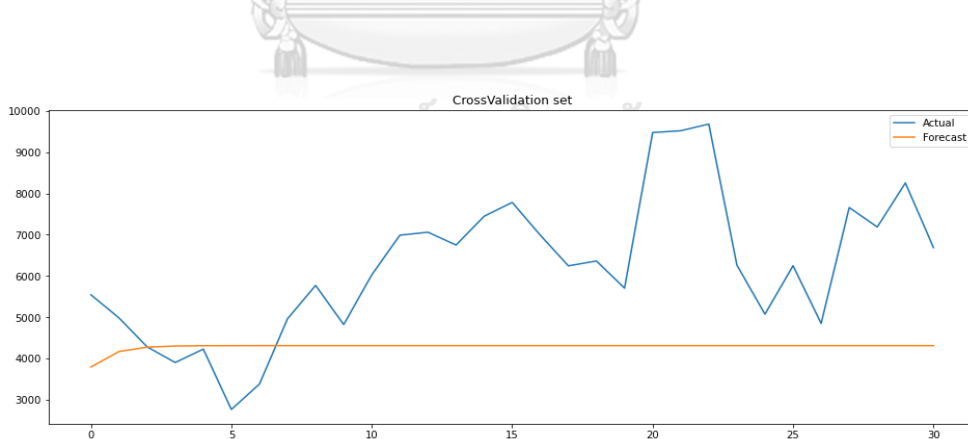
รูปที่ 28 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้าซอส



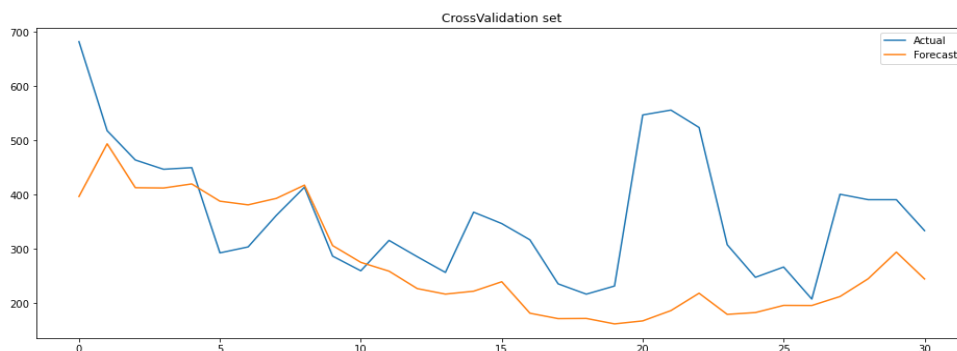
รูปที่ 29 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้าผงซักฟอก



รูปที่ 30 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้าผ้าอ้อมแบบใช้แล้วทิ้ง



รูปที่ 31 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้าน้ำอัดลม



รูปที่ 32 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS ของสินค้าน้ำมันปรุงอาหาร

4.5 สร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์

ตัวแบบถดถอยเชิงพหุคูณแบบขั้นตอน (MLR with stepwise)

ตัวแบบนี้เป็นการศึกษาปัจจัยต่างๆ ที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์ คือ น้ำมันปรุงอาหาร ผงซักฟอก ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง นม นมผงเด็ก ซอส และน้ำอัดลม โดยแบ่งเป็นการพยากรณ์ 4 รูปแบบการพยากรณ์ คือ (1) การพยากรณ์ยอดขายรายวันของแต่ละผลิตภัณฑ์โดยตรงกับตัวแปรอิสระปกติ (2) การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายจากนั้นแปลงค่ากลับกับตัวแปรอิสระปกติและเพิ่มตัวแปรอิสระที่เป็นข้อมูลตัวเองในอดีต (3) การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายจากนั้นแปลงค่ากลับกับตัวแปรอิสระปกติ (4) การพยากรณ์ยอดขายรายวันของแต่ละผลิตภัณฑ์โดยตรงกับตัวแปรอิสระปกติและเพิ่มตัวแปรอิสระที่เป็นข้อมูลตัวเองในอดีต ซึ่งความสัมพันธ์ของปัจจัยที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ยอดขายสามารถอธิบายด้วยตาราง ANOVA ที่ใช้วิธี step wise เพื่อตัดปัจจัยที่ไม่เกี่ยวข้องออก โดยใช้โปรแกรม Minitab แสดงดังภาคผนวก โดยงานวิจัยนี้ใช้วิธีการ Forward chaining cross-validation โดยข้อมูลชุดตรวจสอบ (Cross-validation set) จะแบ่งเป็น 3 เดือน ดังนั้น งานวิจัยนี้เมื่อได้โมเดลฝึกสอนแรกแล้วนำมาทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบในเดือนแรก จากนั้นอัปเดตข้อมูลชุดทดสอบของเดือนแรกมาฝึกสอนใหม่ ทำแบบนี้จนสามารถวัดข้อผิดพลาดกับข้อมูลชุดตรวจสอบทั้ง 3 เดือน ทำให้ในแต่ละผลิตภัณฑ์มีสมการที่แตกต่างกัน 3 สมการ ซึ่งวัตถุประสงค์ของการใช้ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณเพื่อหาปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าการพยากรณ์แต่ละรูปแบบ ดังนั้นตารางที่ 12 ถึง 18 เป็นตารางที่แสดงปัจจัยของตัวแปรอิสระที่ความสัมพันธ์ส่งผลต่อค่าการพยากรณ์ในแต่ละแบบที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

ตารางที่ 12 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์นม

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
ราคา	X	X	X				X	X	X			
สัดส่วน				X	X	X				X	X	X
เงินจากรัฐ	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
จำนวนผู้ติดเชื้อโควิด19	X	X	X		X		X	X	X		X	X
วันที่ในแต่ละเดือน	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
วันในปี	X			X	X						X	X
จ.												
อ.												
พ.												
พฤ.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
ศ.					X	X						
ส.												
อา.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
JAN				X	X	X				X		
FEB						X						
MAR							X	X	X		X	X
APR												
MAY			X	X								
JUN											X	
JUL												
AUG						X				X		
SEP	X			X	X	X				X	X	X
OCT				X	X	X	X	X	X			
NOV						X						
DEC		X		X	X		X	X	X			
Weekend				X	X	X						
Mid_End_Month	X	X	X		X		X	X	X			
Holidays	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Lag30					X						X	
Lag37												
Lag45												
Lag60					X	X						
SMA7_lag30												
SMA7_lag37												
SMA7_lag45				X	X	X				X	X	X
SMA7_lag60				X	X	X				X	X	X

ตารางที่ 13 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
ราคา												
สัดส่วน												
เงินจากรัฐ	X	X	X					X	X			
จำนวนผู้ติดเชื้อโควิด19	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
วันที่ในแต่ละเดือน	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
วันในปี												
จ.	X			X	X	X	X			X	X	X
อ.												
พ.												
พฤ.					X	X						
ศ.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
ส.												
อา.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
JAN												
FEB							X					
MAR	X	X	X	X	X	X		X	X			
APR	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		
MAY	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
JUN	X	X	X	X	X		X	X	X			
JUL	X	X	X	X		X	X	X	X			
AUG					X	X		X	X			
SEP												
OCT				X				X	X			
NOV												
DEC	X	X	X				X					
Weekend				X							X	
Mid_End_Month	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Holidays				X	X	X	X			X		X
Lag30												X
Lag37												
Lag45												
Lag60					X	X						X
SMA7_lag30										X	X	
SMA7_lag37						X					X	
SMA7_lag45				X								
SMA7_lag60					X							X

ตารางที่ 14 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์ซอส

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
ราคา	X	X	X				X	X	X			
สัดส่วน				X	X	X				X	X	X
เงินจากรัฐ	X	X	X	X	X		X	X	X	X		X
จำนวนผู้ติดเชื้อโควิด19	X			X	X	X	X	X	X	X	X	
วันที่ในแต่ละเดือน	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
วันในปี				X								
จ.				X	X	X				X		
อ.												
พ.												
พฤ.					X	X	X	X	X			
ศ.												
ส.					X			X			X	
อา.				X		X	X		X	X		X
JAN												
FEB				X	X						X	
MAR				X	X	X						
APR	X						X			X		
MAY												
JUN	X	X										
JUL							X	X	X			
AUG	X											
SEP	X											
OCT				X	X	X	X	X	X	X	X	X
NOV												
DEC		X	X		X		X	X	X			
Weekend	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Mid_End_Month	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Holidays												
Lag30				X						X	X	X
Lag37				X		X				X		
Lag45						X						
Lag60											X	X
SMA7_lag30												
SMA7_lag37												
SMA7_lag45												
SMA7_lag60				X	X	X				X	X	X

ตารางที่ 14 (ต่อ) ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์ซอส

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
SMA15_lag30												
SMA15_lag37												
SMA15_lag45										X	X	
SMA15_lag60					X	X						
SMA30_lag30				X								
SMA30_lag37												
SMA30_lag45												
SMA30_lag60						X						
EMA7_lag30					X	X					X	
EMA7_lag37				X								
EMA7_lag45												
EMA7_lag60											X	X
EMA15_lag30												
EMA15_lag37												
EMA15_lag45												
EMA15_lag60												
EMA30_lag30												
EMA30_lag37												
EMA30_lag45										X		
EMA30_lag60												
RDP7_lag30												
RDP7_lag37						X						
RDP7_lag45												
RDP7_lag60				X	X	X				X	X	X
RDP15_lag30												
RDP15_lag37				X	X	X				X	X	X
RDP15_lag45												
RDP15_lag60				X	X					X	X	X
RDP30_lag30												
RDP30_lag37												
RDP30_lag45						X						
RDP30_lag60						X						

ตารางที่ 15 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
ราคา												
สัดส่วน					X	X				X	X	X
เงินจากรัฐ	X	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
จำนวนผู้ติดเชื้อโควิด19	X				X			X		X	X	
วันที่ในแต่ละเดือน	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
วันในปี										X	X	X
จ.				X	X	X		X	X		X	X
อ.												
พ.												
พฤ.				X	X	X	X			X		
ศ.					X	X		X	X		X	X
ส.			X		X			X			X	X
อา.	X	X	X	X		X	X		X	X		
JAN												
FEB					X	X						
MAR					X	X		X				
APR	X	X	X	X			X	X	X	X		X
MAY											X	
JUN										X		
JUL				X								
AUG				X								
SEP				X	X							
OCT	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
NOV						X				X	X	X
DEC	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Weekend	X	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
Mid_End_Month	X	X	X	X	X	X	X	X	X			
Holidays												
Lag30				X	X	X					X	
Lag37												
Lag45												
Lag60				X	X	X					X	X
SMA7_lag30					X							X
SMA7_lag37												
SMA7_lag45					X					X	X	
SMA7_lag60				X	X	X				X		X

ตารางที่ 15(ต่อ) ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
SMA15_lag30						X				X	X	
SMA15_lag37						X						X
SMA15_lag45												
SMA15_lag60						X					X	
SMA30_lag30										X		
SMA30_lag37						X						
SMA30_lag45					X	X				X		
SMA30_lag60						X						
EMA7_lag30												X
EMA7_lag37				X								
EMA7_lag45												
EMA7_lag60				X	X	X					X	X
EMA15_lag30												
EMA15_lag37												
EMA15_lag45												
EMA15_lag60					X	X					X	
EMA30_lag30												
EMA30_lag37												
EMA30_lag45												X
EMA30_lag60					X	X				X	X	
RDP7_lag30				X	X	X				X	X	X
RDP7_lag37						X				X		
RDP7_lag45												
RDP7_lag60												
RDP15_lag30				X	X	X					X	X
RDP15_lag37												
RDP15_lag45				X	X							
RDP15_lag60					X	X				X	X	X
RDP30_lag30												X
RDP30_lag37				X	X	X						
RDP30_lag45												
RDP30_lag60				X		X						

ตารางที่ 16 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
ราคา	X	X	X				X	X	X			
สัดส่วน				X	X	X				X	X	X
เงินจากรัฐ				X	X	X						
จำนวนผู้ติดเชื้อโควิด19			X		X	X	X	X	X			
วันที่ในแต่ละเดือน				X	X	X						
วันในปี				X	X	X						
จ.												
อ.												
พ.												
พฤ.				X	X	X	X		X			
ศ.												
ส.												
อา.	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
JAN							X	X	X			
FEB												
MAR												
APR				X	X		X	X	X	X	X	X
MAY	X			X	X	X	X	X	X			
JUN												
JUL												
AUG				X	X	X						
SEP										X	X	X
OCT												
NOV	X	X	X				X	X	X	X	X	X
DEC				X	X	X						
Weekend												
Mid_End_Month	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Holidays												
Lag30					X							
Lag37												
Lag45												
Lag60												
SMA7_lag30						X						
SMA7_lag37												
SMA7_lag45												
SMA7_lag60				X	X	X				X	X	X

ตารางที่ 16(ต่อ) ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
SMA15_lag30												
SMA15_lag37												
SMA15_lag45												
SMA15_lag60												
SMA30_lag30												
SMA30_lag37												
SMA30_lag45						X						
SMA30_lag60												
EMA7_lag30				X	X	X				X	X	X
EMA7_lag37												X
EMA7_lag45												
EMA7_lag60												X
EMA15_lag30					X	X						
EMA15_lag37												
EMA15_lag45												
EMA15_lag60												
EMA30_lag30												
EMA30_lag37					X	X						
EMA30_lag45												
EMA30_lag60												
RDP7_lag30												
RDP7_lag37				X	X	X				X	X	X
RDP7_lag45												
RDP7_lag60										X	X	X
RDP15_lag30												
RDP15_lag37						X						
RDP15_lag45												
RDP15_lag60												
RDP30_lag30				X	X	X						
RDP30_lag37					X							
RDP30_lag45					X					X	X	X
RDP30_lag60										X	X	X

ตารางที่ 17 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
ราคา	X	X	X				X	X	X			X
สัดส่วน				X	X	X				X	X	
เงินจากรัฐ	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
จำนวนผู้ติดเชื้อโควิด19	X	X	X	X	X	X	X	X	X			
วันที่ในแต่ละเดือน				X	X	X	X	X	X			
วันในปี												
จ.				X								
อ.				X								
พ.	X	X	X		X	X				X	X	X
พฤ.				X								
ศ.					X	X						
ส.												
อา.												
JAN					X	X						
FEB	X	X	X		X	X	X	X	X			
MAR				X	X	X						
APR				X	X	X		X	X	X	X	X
MAY					X	X						
JUN				X			X	X				
JUL				X								
AUG				X	X	X						
SEP						X						
OCT				X								
NOV				X								
DEC					X	X						
Weekend	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Mid_End_Month	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Holidays	X	X	X	X	X	X	X	X				
Lag30												
Lag37												
Lag45												
Lag60												
SMA7_lag30												
SMA7_lag37												
SMA7_lag45												
SMA7_lag60					X					X	X	X

ตารางที่ 17(ต่อ) ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
SMA15_lag30												
SMA15_lag37												
SMA15_lag45				X		X						
SMA15_lag60												
SMA30_lag30												
SMA30_lag37												
SMA30_lag45				X								
SMA30_lag60				X	X	X						
EMA7_lag30												
EMA7_lag37												
EMA7_lag45												
EMA7_lag60				X	X	X						
EMA15_lag30												
EMA15_lag37												
EMA15_lag45												
EMA15_lag60				X	X	X						
EMA30_lag30												
EMA30_lag37												
EMA30_lag45					X							
EMA30_lag60				X	X	X						
RDP7_lag30												
RDP7_lag37				X	X	X						
RDP7_lag45				X	X	X				X	X	X
RDP7_lag60												
RDP15_lag30												
RDP15_lag37				X	X	X						
RDP15_lag45												
RDP15_lag60												
RDP30_lag30												
RDP30_lag37												
RDP30_lag45												
RDP30_lag60				X		X						

ตารางที่ 18 ตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ในแต่ละแบบแต่ละครั้งของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

ตัวแปรอิสระ	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3	ครั้ง 1	ครั้ง 2	ครั้ง 3
ราคา	X	X	X				X	X	X			
สัดส่วน				X	X	X				X	X	X
เงินจากรัฐ	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
จำนวนผู้ติดเชื้อโควิด19	X	X	X	X			X	X	X			X
วันที่ในแต่ละเดือน	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
วันในปี				X	X	X			X		X	X
จ.												
อ.												
พ.					X	X					X	X
พฤ.												
ศ.												
ส.					X	X	X	X			X	
อา.				X					X			X
JAN	X	X	X	X	X	X	X	X				
FEB				X	X	X	X	X	X			
MAR	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
APR	X	X	X			X	X	X				
MAY				X	X				X		X	X
JUN												
JUL				X	X				X			
AUG									X			
SEP												
OCT												
NOV												
DEC				X			X	X	X			
Weekend	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Mid_End_Month	X	X	X	X	X	X	X	X	X			
Holidays				X	X	X				X	X	X
Lag30					X	X				X	X	X
Lag37				X		X						
Lag45						X						
Lag60					X	X				X	X	X
SMA7_lag30				X								X
SMA7_lag37					X							
SMA7_lag45				X								
SMA7_lag60					X					X	X	X

จากตารางที่ 12 ถึง 18 แสดงถึงตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ทั้งแบบพยากรณ์ ยอดขายโดยตรงและการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย ซึ่งพบว่าในการพยากรณ์แต่ละ ครั้งแต่ละรูปแบบการพยากรณ์ของผลิตภัณฑ์เดียวกันจะมีตัวแปรอิสระที่แตกต่างออกไปแต่มีแนวโน้ม ของตัวแปรอิสระที่ได้ใกล้เคียงกัน อีกทั้งยังได้สมการถดถอยที่แตกต่างกันซึ่งแสดงในภาคผนวก โดย ผลของค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination, R^2) หลังจากที่ได้สมการ ถดถอยนั้นจะบ่งบอกถึงความเข้ากันของชุดข้อมูลฝึกสอนกับสมการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ แสดงดัง ตาราง 19

ตารางที่ 19 ตารางแสดงค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ของสมการถดถอย

ผลิตภัณฑ์	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1			การพยากรณ์รูปแบบที่ 2			การพยากรณ์รูปแบบที่ 3			การพยากรณ์รูปแบบที่ 4		
	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
นม	58.37%	53.27%	53.95%	81.32%	77.92%	77.85%	75.53%	72.78%	71.09%	73.80%	72.90%	72.59%
นมผงเด็ก	30.80%	31.77%	32.85%	43.26%	46.61%	46.53%	43.39%	44.19%	55.41%	38.36%	40.47%	42.03%
ซอส	43.58%	39.75%	39.61%	64.19%	61.30%	60.10%	65.17%	67.10%	66.98%	60.24%	56.18%	55.17%
ผงซักฟอก	57.04%	53.03%	53.06%	81.29%	79.94%	79.30%	68.37%	65.17%	66.02%	78.34%	76.07%	74.53%
ผ้าอ้อม	32.40%	33.86%	34.84%	69.94%	71.48%	71.84%	40.20%	66.25%	66.81%	38.78%	39.64%	40.20%
น้ำอัดลม	20.83%	21.68%	22.49%	74.10%	75.09%	76.02%	45.96%	47.05%	48.53%	29.66%	30.55%	31.18%
น้ำมันปรุงอาหาร	59.98%	60.37%	60.35%	84.31%	83.86%	83.97%	61.42%	62.36%	53.74%	82.89%	83.14%	83.33%
ค่าเฉลี่ย	42.57%			70.96%			59.69%			57.15%		

จากตารางที่ 19 แสดงผลของค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ของการพยากรณ์แต่ละแบบ แต่ละครั้ง และแต่ละผลิตภัณฑ์ พบว่า การพยากรณ์ด้วยข้อมูลชุดที่ 2 หรือการพยากรณ์ลอการิทึม ธรรมชาติของยอดขายวันจะให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจที่ดีกว่าการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง โดยเฉพาะผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อมและน้ำอัดลม ซึ่งผลของค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจดีขึ้นอย่างเห็นได้ชัด เนื่องจากการใส่ค่าลอการิทึมธรรมชาติให้กับข้อมูลนั้นเป็นการแปลงจากข้อมูลเชิงเส้นตรงให้เป็น ข้อมูลที่ไม่เป็นเส้นตรง อีกทั้งยังช่วยขยับข้อมูลที่มีความแปรผันมาก ให้มีการแปรผันน้อยลงได้ จึงทำ ให้การพยากรณ์ด้วยตัวแบบถดถอยพหุคูณกับค่าการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติจะให้ผล สัมประสิทธิ์การตัดสินใจที่ดีขึ้น

หลังจากได้สมการถดถอย ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ แล้วต่อไปจะเป็นการทดสอบสมมติฐาน การการถดถอยเชิงเส้นกับตัวแบบที่สร้างขึ้น ซึ่งทดสอบด้วยค่าความผิดพลาด (Residual) ได้กราฟใน ภาคผนวก ซึ่งสามารถสรุปได้ว่าตัวแบบสอดคล้องกับสมมติฐาน โดยสมการถดถอยพหุคูณ ตาราง

ANOVA รายละเอียดต่างๆ แสดงในภาคผนวก และผลของการพยากรณ์กับข้อมูลชุดตรวจสอบได้ผล ดังตารางที่ 20

เมื่อพิจารณาการปรับปรุงการพยากรณ์ภายใต้สมมติฐานว่า

- (1) การแปลงค่าข้อมูลการพยากรณ์โดยใช้ลอการิทึมธรรมชาติกับตัวแปรตามในการพยากรณ์ สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ได้หรือไม่ ซึ่งจากตารางที่ 20 ผลจากการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในรูปแบบที่ 1 กับรูปแบบที่ 3 พบว่าค่า MAPE ของรูปแบบที่ 3 ดีขึ้นจากรูปแบบที่ 1 มีค่า 63.54% เป็น 40.50% ในรูปแบบที่ 3 แสดงถึงการแปลงค่าด้วยลอการิทึมธรรมชาติสามารถช่วยในการเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ได้
- (2) การเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับค่าตัวเองในอดีตสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ได้หรือไม่ ซึ่งจากตารางที่ 20 ผลจากการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในรูปแบบที่ 1 กับรูปแบบที่ 4 พบว่าค่า MAPE ของรูปแบบที่ 4 ดีขึ้นจากการพยากรณ์ในรูปแบบที่ 1 มีค่า 63.54 เป็น 35.83% ในรูปแบบที่ 4 แสดงถึงการเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับค่าตัวเองในอดีตสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ได้
- (3) การแปลงค่าข้อมูลการพยากรณ์โดยใช้ลอการิทึมธรรมชาติกับตัวแปรตามในการพยากรณ์ และการเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับค่าตัวเองในอดีตสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ได้หรือไม่ ซึ่งจากตารางที่ 20 ผลจากการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในรูปแบบที่ 1 กับรูปแบบที่ 2 พบว่าค่า MAPE ของรูปแบบที่ 2 ดีขึ้นจากการพยากรณ์ในรูปแบบที่ 1 มีค่า 63.54 เหลือเพียง 24.30% ในรูปแบบที่ 2 แสดงถึงการแปลงค่าข้อมูลการพยากรณ์โดยใช้ลอการิทึมธรรมชาติกับตัวแปรตามในการพยากรณ์และการเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับค่าตัวเองในอดีตสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ได้

จากตารางที่ 20 พบว่าผลของการพยากรณ์สมการถดถอยเชิงพหุคูณในรูปแบบที่ 2 คือการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายจากนั้นแปลงค่ากลับกับตัวแปรอิสระปกติและเพิ่มตัวแปรอิสระที่เป็นข้อมูลตัวเองในอดีตนั้น มีค่าร้อยละเฉลี่ยความผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) ต่ำกว่าการพยากรณ์ยอดขายในรูปแบบอื่นๆ แสดงถึงการพยากรณ์ข้อมูลยอดขายรายวันในรูปแบบที่ 2 สามารถปรับปรุงการพยากรณ์ได้ดีที่สุด

ดังนั้นในงานวิจัยนี้จะเป็นการพยากรณ์เพื่อต้องการเปรียบเทียบกันระหว่างการพยากรณ์ยอดขายปกติในข้อมูลรูปแบบที่ 1 คือ การพยากรณ์ยอดขายรายวันของแต่ละผลิตภัณฑ์โดยตรงกับตัว

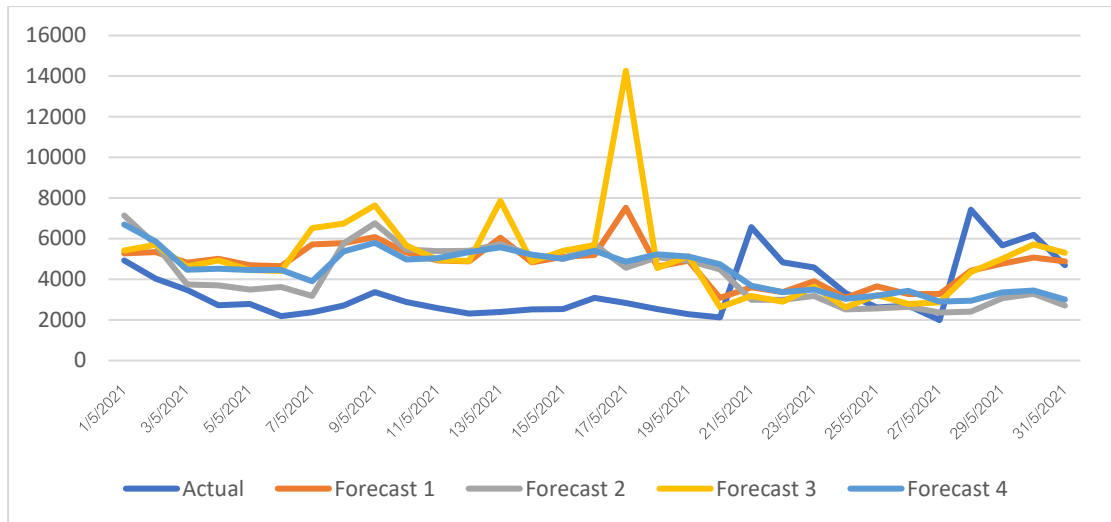
แปรรูปสาระปกติ มาเปรียบเทียบกับการพยากรณ์ในข้อมูลในรูปแบบที่ 2 คือ การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายและการเพิ่มตัวแปรรูปที่เกี่ยวกับค่าตัวเองในอดีต ซึ่งผ่านการพยากรณ์ด้วยตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณแบบขั้นตอนแล้วได้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุดมาใช้กับตัวแบบถัดไป คือ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง โดยใช้ตัวแปรรูปแต่ละรูปแบบการพยากรณ์ที่ผ่านการคัดเลือกด้วยตัวแบบสมการถดถอยเชิงพหุคูณแบบขั้นตอนนี้



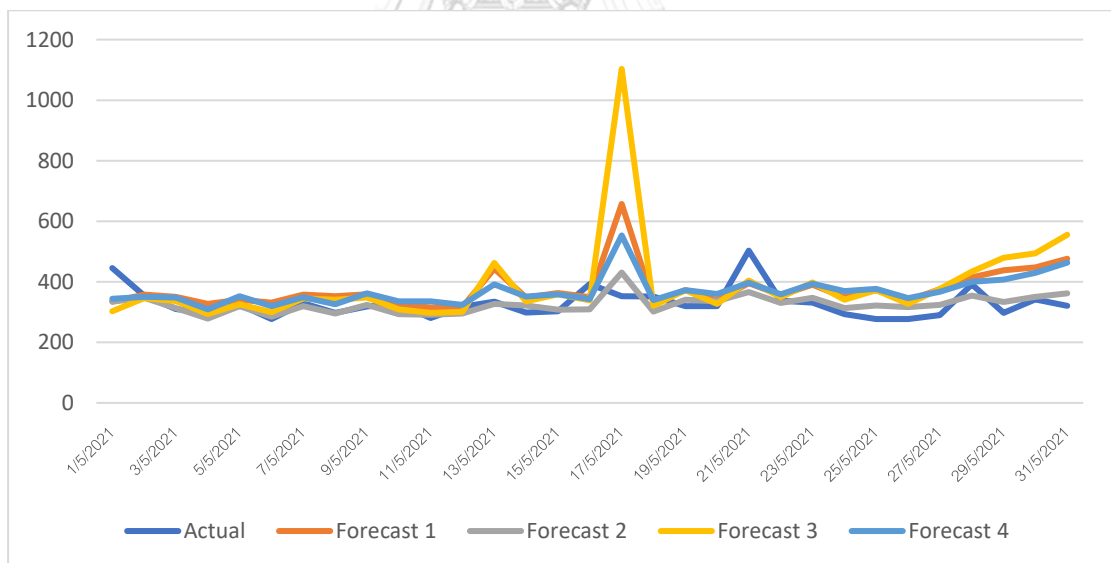
ตารางที่ 20 ผลการพยากรณ์ถดถอยเชิงพหุคูณกับชุดตรวจลอบของแต่ละผลิตภัณฑ์กับการพยากรณ์ทั้ง 4 รูปแบบการพยากรณ์

ผลิตภัณฑ์	การพยากรณ์รูปแบบที่ 1				การพยากรณ์รูปแบบที่ 2				การพยากรณ์รูปแบบที่ 3				การพยากรณ์รูปแบบที่ 4			
	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย
นม	67.51%	17.06%	88.32%	57.63%	24.35%	27.72%	10.39%	20.82%	80.99%	14.42%	23.01%	39.48%	67.72%	16.59%	52.52%	45.61%
นมผงเด็ก	19.46%	11.78%	77.23%	36.16%	8.59%	10.10%	13.82%	10.84%	24.34%	12.94%	27.07%	21.45%	17.49%	12.53%	22.40%	17.48%
ช็อคโกแลต	115.94%	27.74%	64.26%	69.31%	39.17%	29.25%	4.68%	24.37%	78.65%	26.42%	68.91%	57.99%	86.45%	72.11%	43.47%	67.34%
ผงซักฟอก	57.93%	24.17%	137.87%	73.32%	29.02%	25.79%	23.42%	26.08%	42.77%	23.90%	125.17%	63.95%	79.43%	45.22%	49.88%	58.18%
ผ้าอ้อม	17.24%	15.87%	33.72%	22.28%	18.34%	22.81%	32.60%	24.58%	14.64%	19.13%	12.19%	15.32%	12.83%	13.85%	14.60%	13.76%
น้ำอัดลม	50.23%	18.18%	179.86%	82.76%	20.38%	16.07%	29.42%	21.96%	89.04%	33.94%	33.94%	52.31%	20.66%	20.89%	53.23%	31.59%
น้ำมัน	58.65%	26.39%	225.03%	103.36%	39.38%	51.12%	33.86%	41.45%	39.06%	16.65%	43.33%	33.01%	21.46%	14.35%	14.65%	16.82%
			MAPE	63.54%				24.30%				40.50%				35.83%

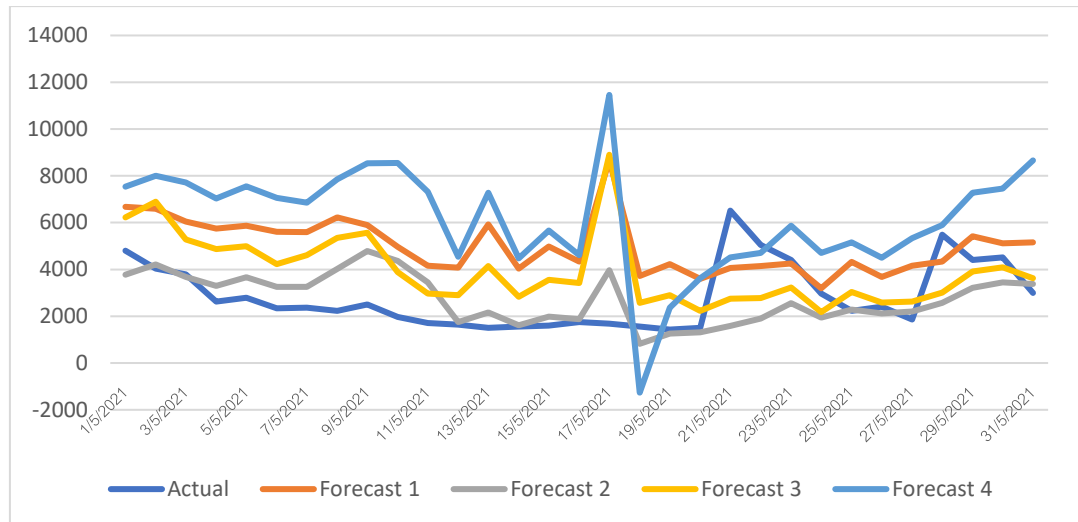
เมื่อทำการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือนในเดือนพฤษภาคม 2564 ผลลัพธ์การพยากรณ์ในแต่ละผลิตภัณฑ์ แสดงในรูปแบบที่ 33 ถึง 39



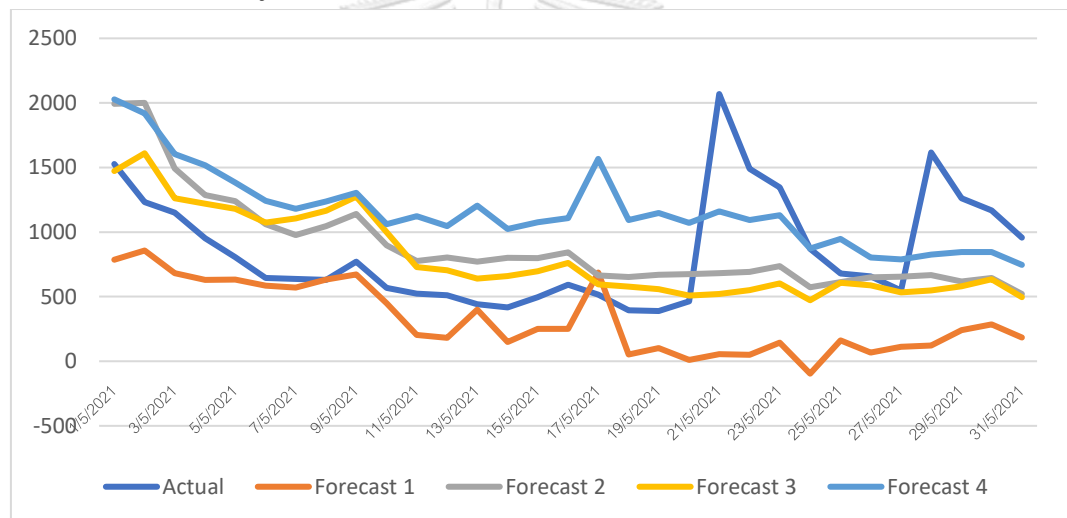
รูปที่ 33 การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้านม



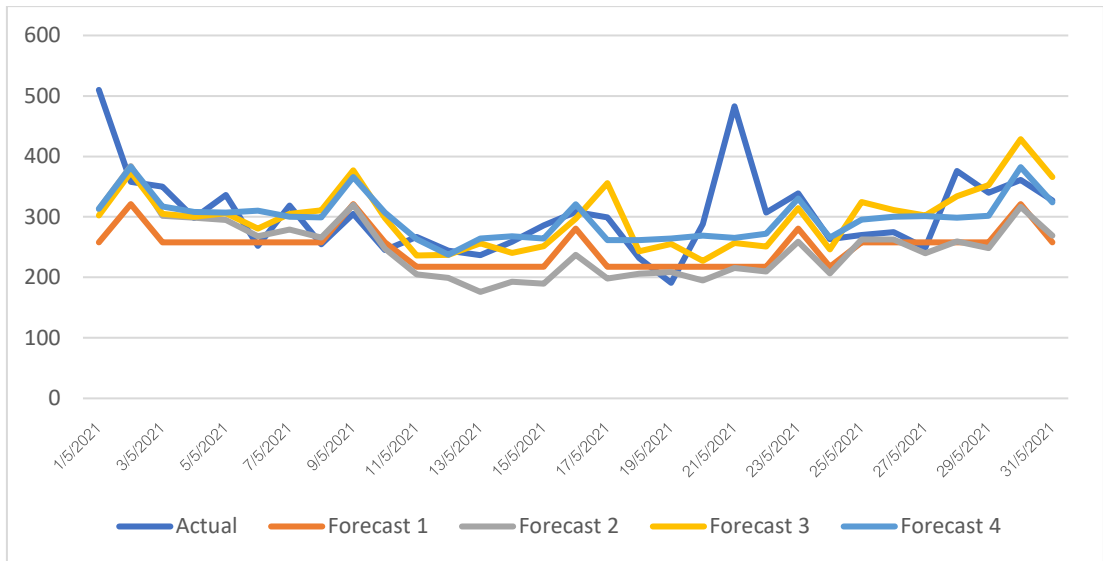
รูปที่ 34 การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้านมผงเด็ก



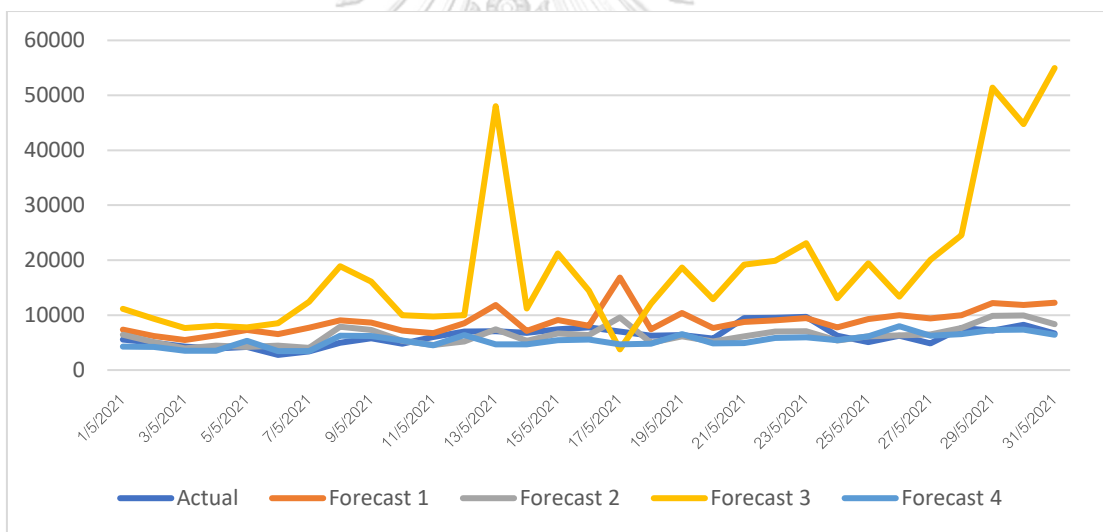
รูปที่ 35 การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้ำซอส



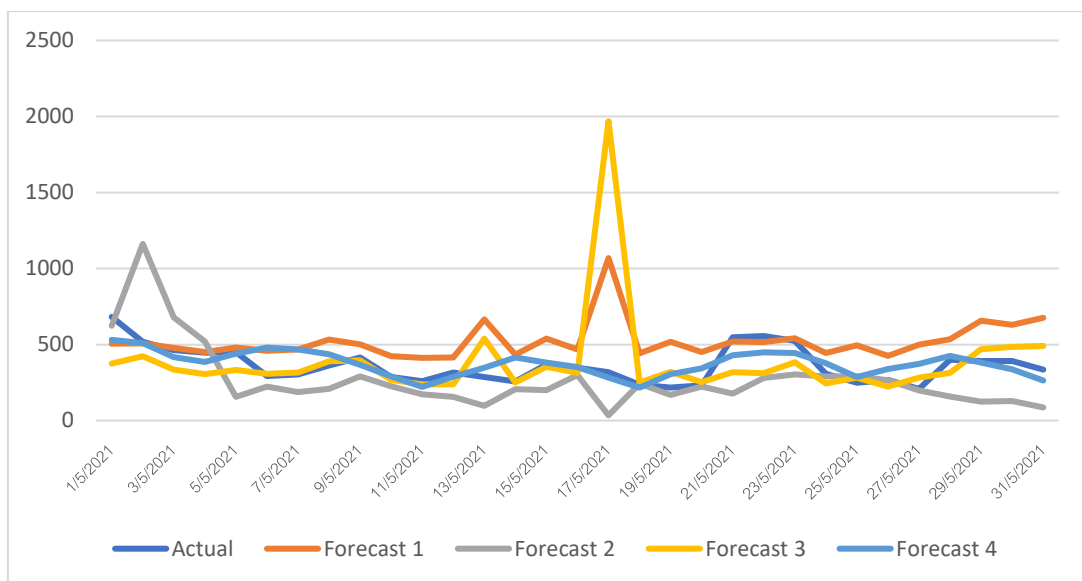
รูปที่ 36 การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้ำผงซักฟอก



รูปที่ 37 การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้าผ้าอ้อม



รูปที่ 38 การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้าน้ำอัดลม



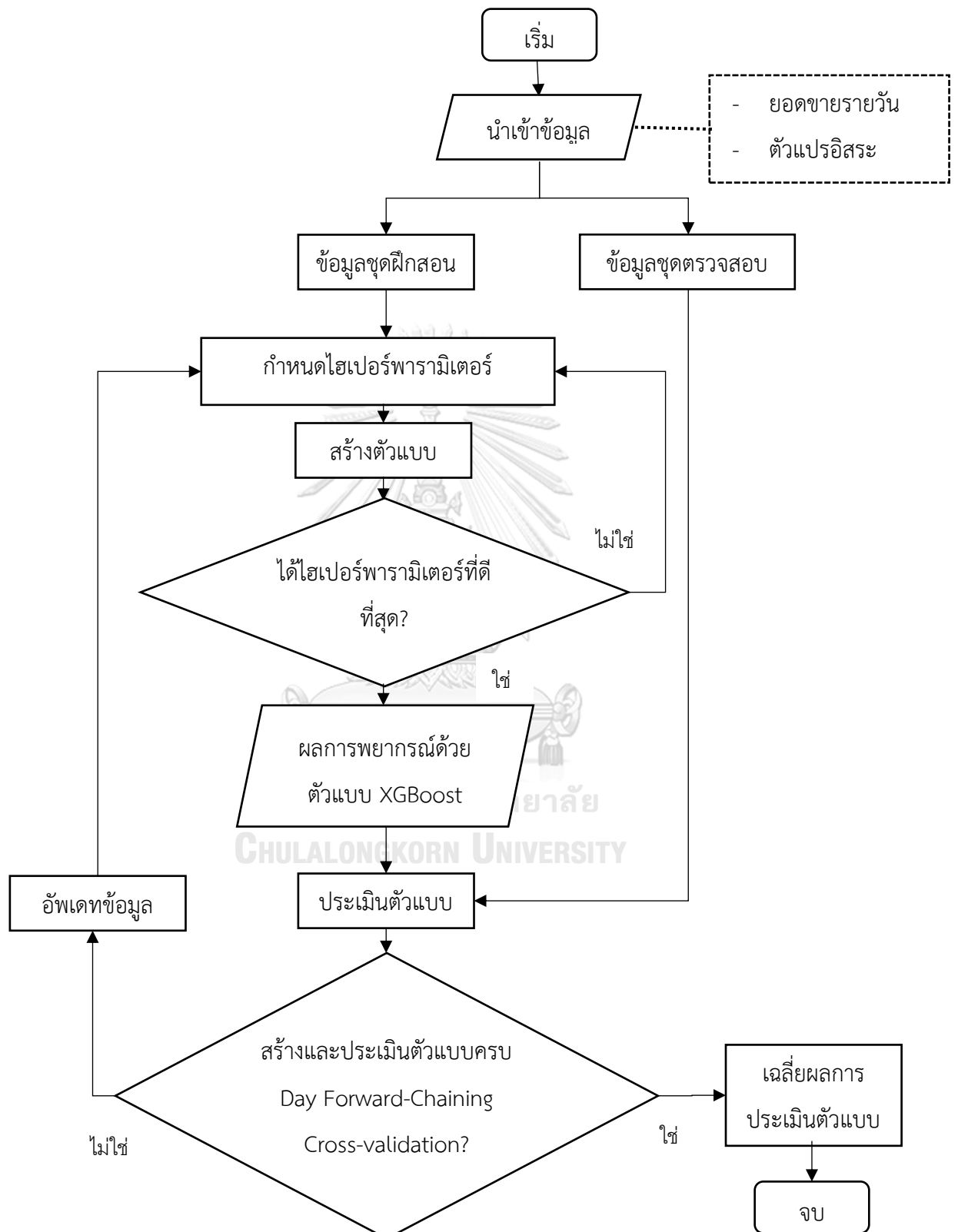
รูปที่ 39 การพยากรณ์ตัวแบบ MLR ของสินค้าน้ำมันปรุงอาหาร

4.6 สร้างตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง

4.6.1 ตัวแบบ XGBoost

ตัวแบบ XGBoost เป็นการจำลองต้นไม้ตัดสินใจมาฝึกสอนหลายๆ ต้น ซึ่งต้นไม้ตัดสินใจแต่ละต้น จะเรียนรู้ค่าความผิดพลาดของต้นก่อนหน้า นำมาเรียนรู้ไปเรื่อย ๆ ซึ่งงานวิจัยได้ใช้ตัวแบบนี้ในการศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 กลุ่มผลิตภัณฑ์ คือ น้ำมันปรุงอาหาร ผงซักฟอก ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง นม นมผงเด็ก ซอส และน้ำอัดลม ซึ่งตัวแบบ XGBoost ผู้วิจัยได้สนใจตัวแบบการพยากรณ์เป็น 2 ส่วน คือ การใช้ตัวแบบ XGBoost พยากรณ์ยอดขายโดยตรง และการใช้ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ค่าลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย ในการพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ซึ่งกระบวนการฝึกสอนด้วยตัวแบบ XGBoost ตามรูป 40

ซึ่งผลของการฝึกสอนตัวแบบ XGBoost โดยใช้ตัวแปรอิสระที่สนใจ จากการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ด้วยวิธี GridSearchCV ของการสร้างตัวแบบ XGBoost ของผลิตภัณฑ์ น้ำมันปรุงอาหาร ผงซักฟอก ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง นม นมผงเด็ก ซอส และน้ำอัดลม ซึ่งให้ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ต่ำที่สุดทุกการรวมกันของแต่ละพารามิเตอร์แสดงในตารางที่ 21



รูปที่ 40 กระบวนการสร้างตัวแบบ XGBoost

4.5.1.1 การใช้ตัวแบบ XGBoost กับข้อมูลรูปแบบการพยากรณ์ที่ 1

เป็นการพยากรณ์ยอดขายรายวันของสินค้า โดยใช้ตัวแปรอิสระที่น่าสนใจ ซึ่งการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบนี้จะใช้ด้วยวิธี GridSearchCV ของการสร้างตัวแบบ XGBoost ของผลิตภัณฑ์ที่น่าสนใจ ซึ่งให้ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ต่ำที่สุดทุกการรวมกันของแต่ละพารามิเตอร์ที่ได้จากตัวแปรอิสระที่ได้จากการสร้างตัวแบบถดถอยเชิงพหุคูณแสดงในตารางที่ 21

ตารางที่ 21 ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับ จูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสม		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
นม	alpha	0, 0.1, 1, 10	10	1	0
	gamma	0, 1, 10	0	10	1
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.05	0.05
	max_depth	3, 6, 10	3	3	3
	n_estimators	10, 100, 1000	1000	1000	1000
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	0.1	0	0
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.7	0.3	0.3
นมผงเด็ก	alpha	0, 0.1, 1, 10	10	10	1
	gamma	0, 1, 10	0	0	0
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.1	0.1
	max_depth	3, 6, 10	3	3	3
	n_estimators	10, 100, 1000	100	100	100
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	1	1	1
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.7	0.3	0.3
ซอส	alpha	0, 0.1, 1, 10	0.1	1	1
	gamma	0, 1, 10	0	10	0
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.05	0.1
	max_depth	3, 6, 10	6	6	3
	n_estimators	10, 100, 1000	100	100	10
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	1	1	10
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.7	0.7	1

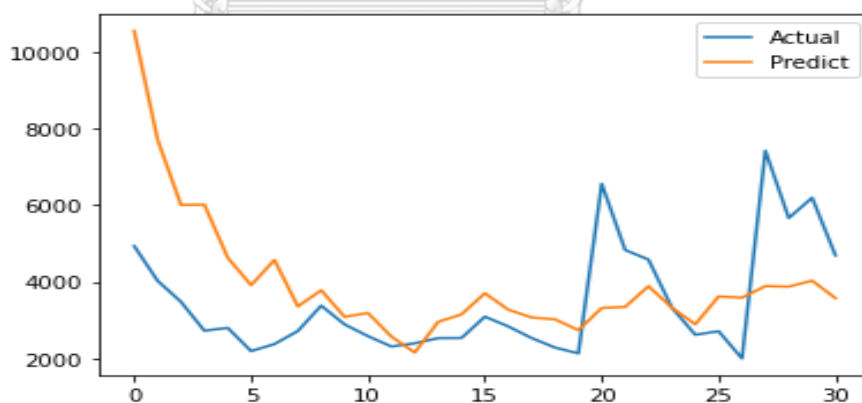
ตารางที่ 21 (ต่อ) ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับ จูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสม		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
ผงซักฟอก	alpha	0, 0.1, 1, 10	10	10	10
	gamma	0, 1, 10	0	0	0
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.1	0.05
	max_depth	3, 6, 10	3	3	3
	n_estimators	10, 100, 1000	100	100	1000
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	1	10	10
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	1	1	0.7
ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง	alpha	0, 0.1, 1, 10	10	1	0.1
	gamma	0, 1, 10	0	0	10
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.1	0.05
	max_depth	3, 6, 10	3	6	6
	n_estimators	10, 100, 1000	100	100	100
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	1	10	10
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.3	0.3	0.3
น้ำอัดลม	alpha	0, 0.1, 1, 10	0	1	10
	gamma	0, 1, 10	0	0	1
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.05	0.1
	max_depth	3, 6, 10	3	3	6
	n_estimators	10, 100, 1000	100	100	100
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	10	10	10
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.3	0.3	0.3

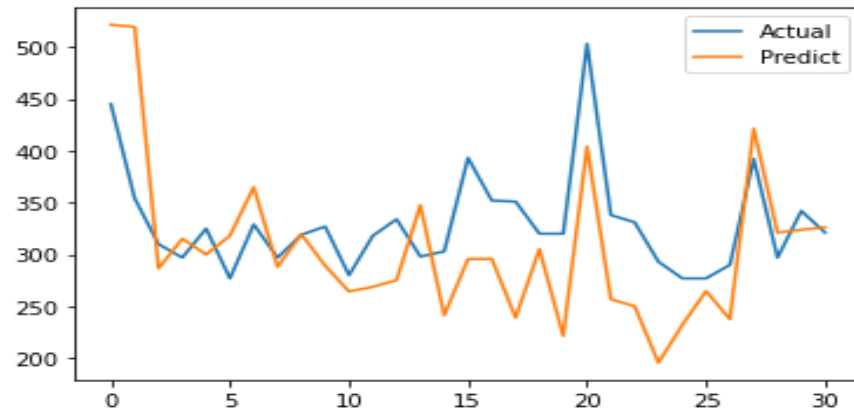
ตารางที่ 21 (ต่อ) ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับ จูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสม		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
น้ำมัน	alpha	0, 0.1, 1, 10	0.1	10	10
	gamma	0, 1, 10	1	0	0
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.01	0.05
	max_depth	3, 6, 10	6	3	3
	n_estimators	10, 100, 1000	1000	100	100
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	1	1	10
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.3	0.7	1

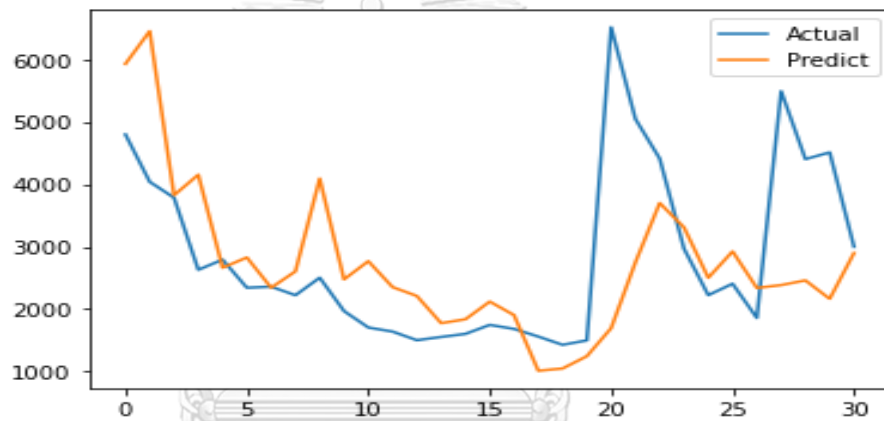
การฝึกสอนและปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบ XGBoost ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์ของการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง โดยเป็นการหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์แบบ Day Forward-Chaining Cross-validation ซึ่งใน 1 ผลิตภัณฑ์ที่มีการปรับจูน จะมีจำนวนในการปรับจูนค่าพารามิเตอร์จำนวน 3 ครั้ง ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ยอดขายรายวันล่วงหน้า 30 วันในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง แสดงดังรูป 41 ถึง 47



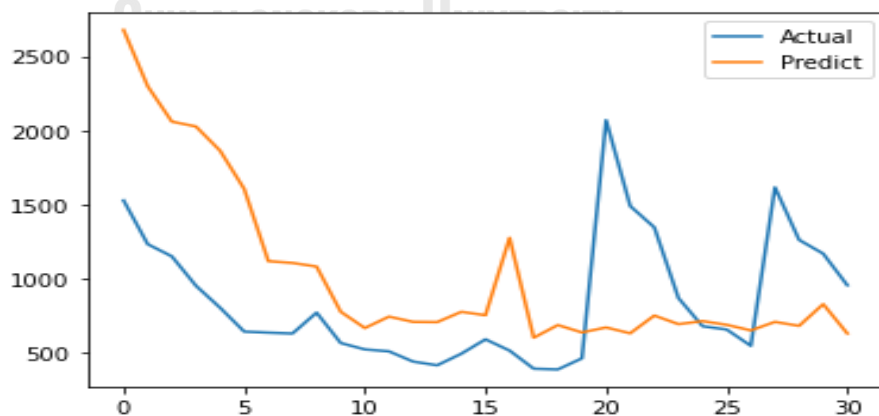
รูปที่ 41 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้านม



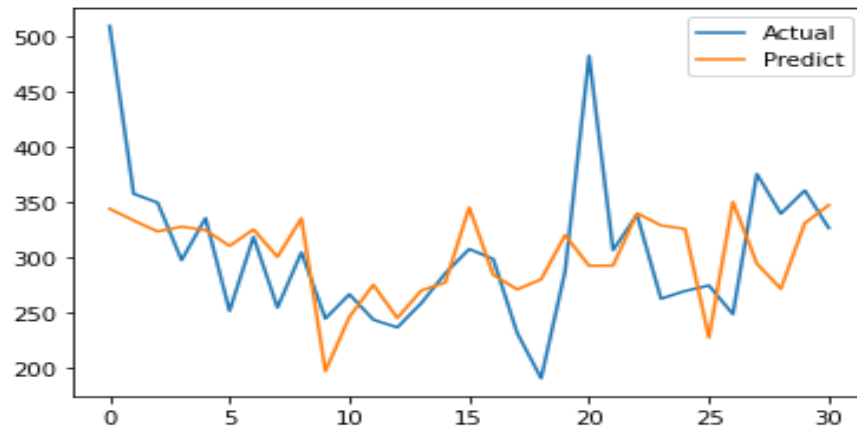
รูปที่ 42 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้านมผงเด็ก



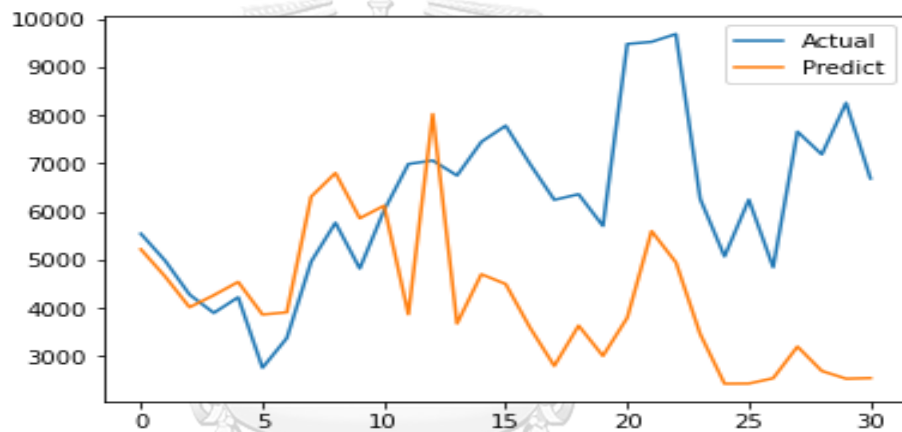
รูปที่ 43 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าซอส



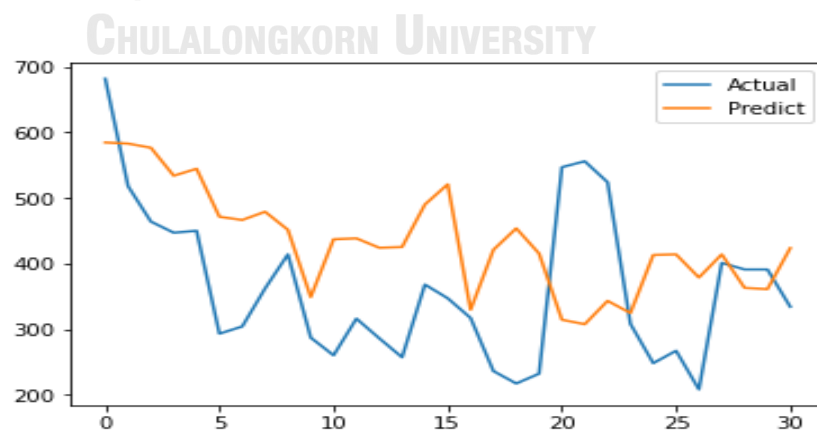
รูปที่ 44 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าผงซักฟอก



รูปที่ 45 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าผ้าอ้อม



รูปที่ 46 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าน้ำอัดลม



รูปที่ 47 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าน้ำมัน

4.5.1.2 การใช้ตัวแบบ XGBoost กับข้อมูลรูปแบบการพยากรณ์ที่ 2

เป็นการพยากรณ์ค่าลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายรายวันของสินค้าจากนั้นแปลงค่าจากการพยากรณ์กลับโดยการใส่ค่า Exponential ให้กับค่าลอการิทึมธรรมชาติที่พยากรณ์ได้ในตัวแบบ XGBoost โดยใช้ตัวแปรอิสระที่สนใจในการพยากรณ์ ซึ่งการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบนี้จะใช้ด้วยวิธี GridSearchCV ของการสร้างตัวแบบ XGBoost ของผลิตภัณฑ์ น้ำมันปรุงอาหาร ผงซักฟอก ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง นม นมผงเด็ก ซอส และน้ำอัดลม ซึ่งให้ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ต่ำที่สุดทุกการรวมกันของแต่ละพารามิเตอร์ที่ได้จากตัวแปรอิสระที่ได้จากการสร้างตัวแบบถดถอยเชิงพหุคูณ แสดงในตารางที่ 22

ตารางที่ 22 ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
นม	alpha	0, 0.1, 1, 10	0	0.1	0.1
	gamma	0, 1, 10	0	0	1
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.1	0.1	0.3
	max_depth	3, 6, 10	6	6	10
	n_estimators	10, 100, 1000	100	100	1000
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	0.1	1	1
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	1	0.7	0.7
นมผงเด็ก	alpha	0, 0.1, 1, 10	1	1	1
	gamma	0, 1, 10	0	0	0
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.3	0.05	0.1
	max_depth	3, 6, 10	3	3	6
	n_estimators	10, 100, 1000	100	1000	100
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	10	10	1
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.3	0.3	0.7

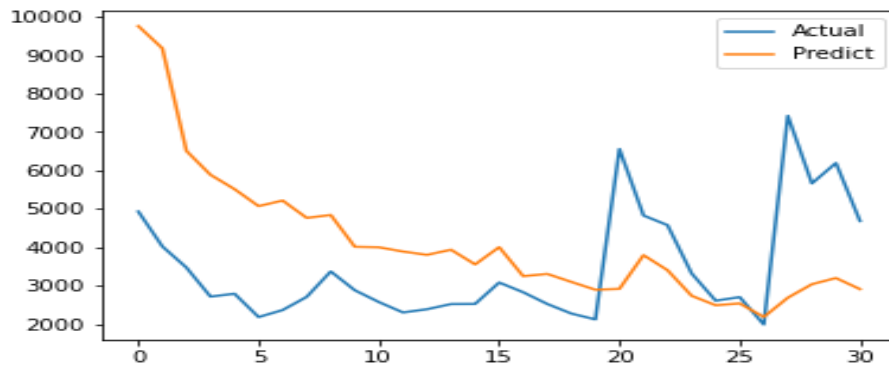
ตารางที่ 22 (ต่อ) ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิธึมธรรมชาติ
ของยอดขาย

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
ชอส	alpha	0, 0.1, 1, 10	1	0.1	0
	gamma	0, 1, 10	0	0	0
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.1	0.1	0.05
	max_depth	3, 6, 10	3	10	10
	n_estimators	10, 100, 1000	100	100	1000
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	0.1	1	0
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.3	0.7	0.3
ผงซักฟอก	alpha	0, 0.1, 1, 10	0	0.1	1
	gamma	0, 1, 10	0	0	0
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.1	0.05	0.1
	max_depth	3, 6, 10	3	10	6
	n_estimators	10, 100, 1000	100	1000	1000
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	0.1	0	10
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	1	1	0.3
ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง	alpha	0, 0.1, 1, 10	0	0	0.1
	gamma	0, 1, 10	0	0	1
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.05	0.05
	max_depth	3, 6, 10	6	10	10
	n_estimators	10, 100, 1000	1000	1000	100
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	0.1	0.1	0
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.7	0.7	0.7

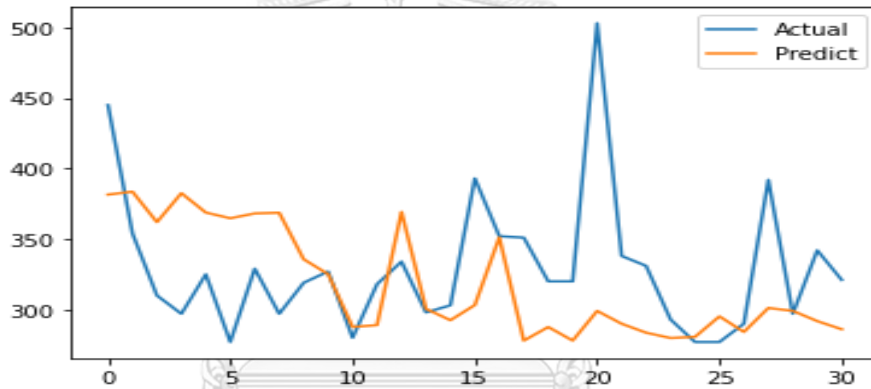
ตารางที่ 22 (ต่อ) ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติ
ของยอดขาย

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
น้ำอัดลม	alpha	0, 0.1, 1, 10	0	0.1	0
	gamma	0, 1, 10	0	0	1
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.05	0.1
	max_depth	3, 6, 10	10	3	6
	n_estimators	10, 100, 1000	100	100	100
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	1	1	10
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.3	0.3	0.3
น้ำมันปรุงอาหาร	alpha	0, 0.1, 1, 10	0.1	0	0.1
	gamma	0, 1, 10	0	0	0
	learning_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.1	0.1	0.1
	max_depth	3, 6, 10	3	3	3
	n_estimators	10, 100, 1000	100	100	100
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	0	0.1	1
	subsample	0.3, 0.7, 1.0	0.3	0.7	0.3

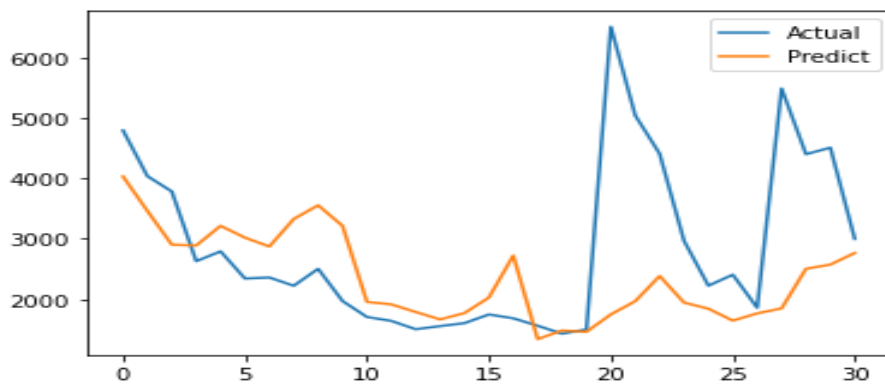
การฝึกสอนและปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบ XGBoost ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์ของการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายแล้วปรับค่า โดยเป็นการหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์แบบ Day Forward-Chaining Cross-validation ซึ่งใน 1 ผลิตภัณฑ์ที่มีการปรับจูน จะมีจำนวนในการปรับจูนค่าพารามิเตอร์จำนวน 3 ครั้ง ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ยอดขายรายวันล่วงหน้า 30 วันในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง แสดงดังรูป 48 ถึง 54



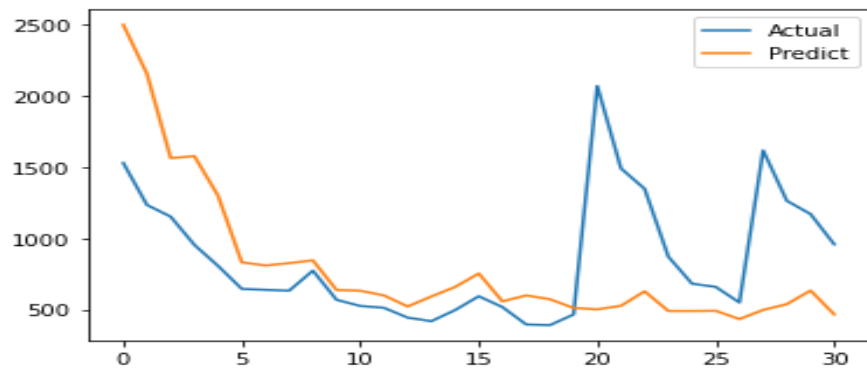
รูปที่ 48 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ
สินค้านม



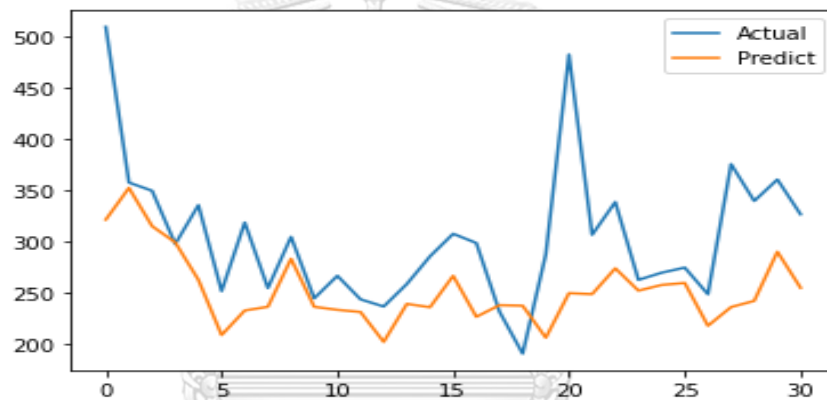
รูปที่ 49 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ
สินค้านมผงเด็ก



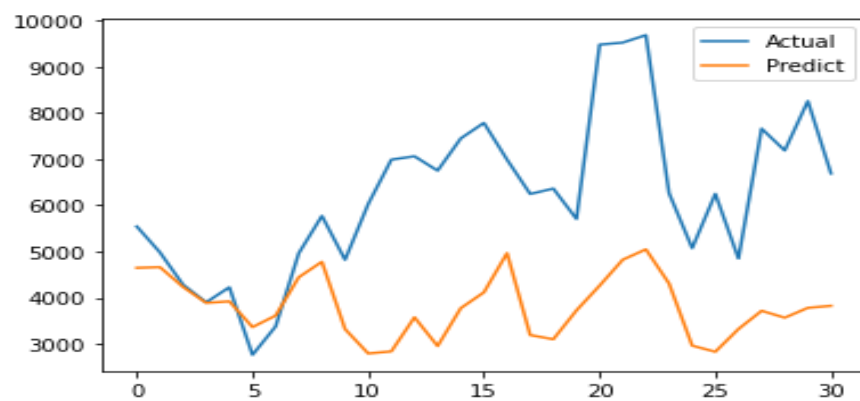
รูปที่ 50 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ
สินค้าชอส



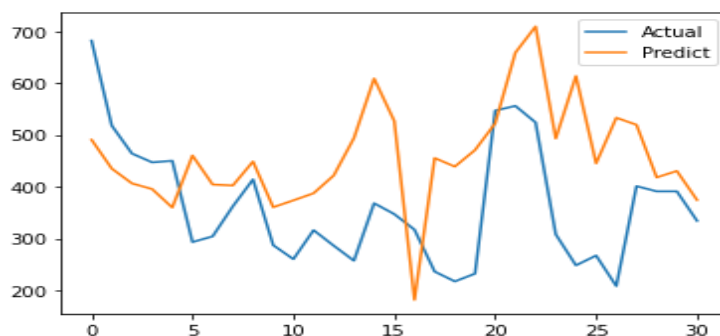
รูปที่ 51 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ
สินค้าผงซักฟอก



รูปที่ 52 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ
สินค้าผ้าอ้อม



รูปที่ 53 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ
สินค้าน้ำอัดลม



รูปที่ 54 การพยากรณ์ตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของ
สินค้าน้ำมัน

4.5.1.3 เปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์แต่ละแบบของตัวแบบ XGBoost

เมื่อนำข้อมูลชุดตรวจสอบ (Cross Validation data) กับผลการพยากรณ์ โดยใช้การประเมินผล (Evaluate) ข้อมูลชุดตรวจสอบด้วยวิธี Day Forward-Chaining Cross-validation ทั้ง 3 ครั้ง ในเดือน พฤษภาคม - กรกฎาคม 2564 สำหรับการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ XGBoost โดยใช้ตัวแปรอิสระที่คัดเลือกจากเทคนิคการถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอน มาทำการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบด้วย MAPE ได้ผลดังตารางที่ 23

ตารางที่ 23 ผลของค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของตัวแบบ XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายผลิตภัณฑ์ที่สนใจ

ผลิตภัณฑ์	ค่าความผิดพลาด (MAPE) พยากรณ์ยอดขายโดยตรง			ค่าความผิดพลาด (MAPE) การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย			พยากรณ์ยอดขายโดยตรง		ค่าเฉลี่ยการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย	
	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด	สัดส่วนของ CV/Train	ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด	สัดส่วนของ CV/Train
นม	32.19%	20.40%	22.72%	25.34%	22.40%	20.49%	25.11%	2.020	22.74%	1.234
นมผงเด็ก	17.64%	11.39%	11.76%	13.48%	12.02%	9.21%	13.60%	2.329	11.57%	2.436
ซอส	39.46%	18.02%	17.27%	23.84%	17.66%	24.02%	24.92%	1.299	21.84%	1.157
ผงซักฟอก	50.89%	23.65%	30.67%	58.65%	12.66%	43.75%	35.07%	1.142	38.35%	1.223
ผ้าอ้อม	15.26%	15.35%	19.62%	21.62%	10.20%	12.91%	16.74%	1.484	14.91%	2.040
น้ำอัดลม	73.25%	24.16%	22.21%	67.91%	28.72%	19.20%	39.88%	1.202	38.61%	1.100
น้ำมัน	29.70%	17.78%	50.84%	30.00%	16.95%	25.01%	32.77%	1.201	23.99%	1.227
							MAPE	26.87%		24.57%

จากตารางที่ 23 พบว่าค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของตัวแบบ XGBoost รูปแบบที่ 2 คือการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติซึ่งยอดขายแล้วแปลงกลับนั้น ยังคงมีค่าร้อยละเฉลี่ยความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) ต่ำกว่าการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง แสดงถึงการพยากรณ์ข้อมูลยอดขายรายวันในชุดที่ 2 สามารถปรับปรุงการพยากรณ์ให้ดีขึ้นได้ อีกทั้งค่าของสัดส่วนความผิดพลาดในการพยากรณ์ของข้อมูลชุดตรวจกับชุดฝึกสอนพบว่าไม่ได้มีสัดส่วนที่สูงมาก แสดงถึงไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ผ่านการคัดเลือกไม่พบปัญหาการเข้ากันมากเกินไป (Over fitting) ของตัวแบบ

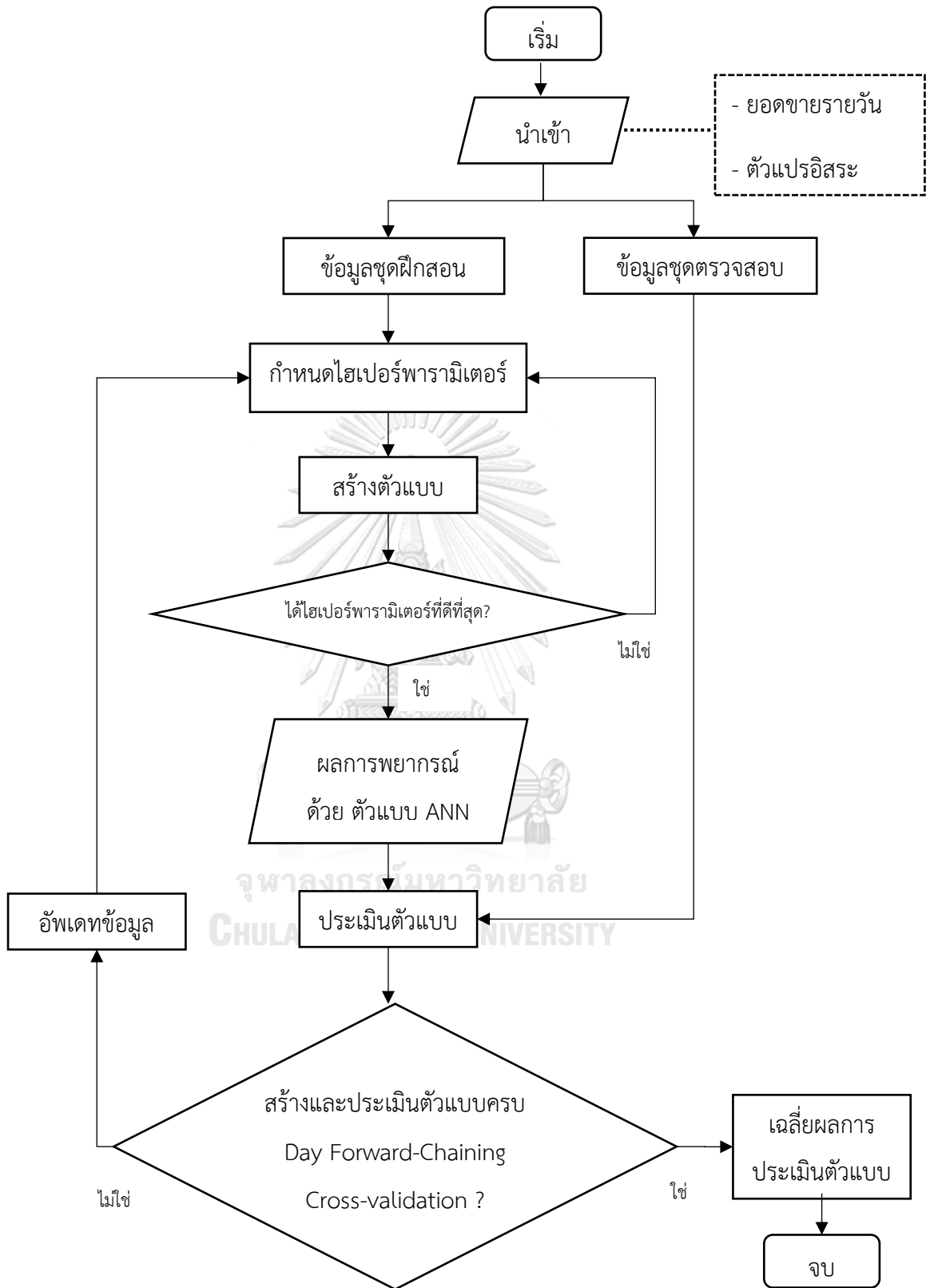
4.6.2 ตัวแบบ Artificial Neural Network (ANN)

ตัวแบบ Artificial Neural Network เป็นตัวแบบที่มีความสามารถในการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระต่างๆกับตัวแปรตามที่มีความซับซ้อนกันได้ดี ซึ่งตัวแบบ ANN นั้นสามารถเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์ได้ ขึ้นอยู่กับการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ ซึ่งหากมีการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์หลายค่าหลายตัวแปร ก็จะทำให้ได้ความแม่นยำมากขึ้น แต่ก็ต้องใช้เวลาในการฝึกสอนและคัดเลือกกลุ่มพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดในเวลาที่ยาวขึ้นเช่นกัน ซึ่งการประมวลผลด้วยตัวแบบ ANN นั้น ใช้ทรัพยากรคอมพิวเตอร์ในการประมวลผลและมีค่าใช้จ่ายมาก ดังนั้น ผู้วิจัยจึงเลือกไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่นำมาปรับจูนไม่มากนัก โดยอ้างอิงจากงานวิจัยที่

เกี่ยวข้องเป็นหลัก ซึ่งกระบวนการในการสร้างตัวแบบ ANN แสดงดังรูปที่ 55 โดยการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์เพื่อหาในการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละตัวแบบผู้วิจัยใช้วิธีการ GridSearch ในการหาไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด แสดงดังตารางที่ 24

ซึ่งตัวแบบ ANN เอง ผู้วิจัยได้แบ่งการพยากรณ์เป็น 2 รูปแบบการพยากรณ์เช่นเดียวกันกับตัวแบบถดถอยเชิงพหุคูณ และ XGBoost คือ การใช้ตัวแบบ ANN พยากรณ์ยอดขายโดยตรงกับตัวแปรอิสระปกติ และการใช้ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ค่าลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายกับตัวแปรอิสระปกติและเพิ่มปัจจัยข้อมูลของตัวเองในอดีต โดยจะใช้ตัวแปรอิสระแต่ละแบบที่คัดเลือกจากการทำตัวแบบถดถอยเชิงพหุคูณแบบขั้นตอน





รูปที่ 55 การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Artificial Neural Network

4.5.2.1 การใช้ตัวแบบ ANN พยากรณ์ยอดขายโดยตรง

เป็นการพยากรณ์ยอดขายรายวันของสินค้า โดยใช้ตัวแปรอิสระที่สนใจ ซึ่งการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบนี้จะใช้ด้วยวิธี GridSearch ของการสร้างตัวแบบ ANN ของผลิตภัณฑ์ น้ำมันปรุงอาหาร ผงซักฟอก ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง นม นมผงเด็ก ซอส และน้ำอัดลม แสดงพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดดังตารางที่ 24 โดยการหาซึ่งให้ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ต่ำที่สุดทุกการรวมกันของแต่ละพารามิเตอร์

ตารางที่ 24 ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
นม	Batch_size	4, 8, 16, 32	32	8	16
	Epoch	10, 20, 30	30	20	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0.25	0	0.5
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	10	20	100
	Unit 2	10, 20, 50, 100	50	100	20
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'
นมผงเด็ก	Batch_size	4, 8, 16, 32	8	16	4
	Epoch	10, 20, 30	30	10	20
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0.5	0
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	10	10	100
	Unit 2	10, 20, 50, 100	50	100	50
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'

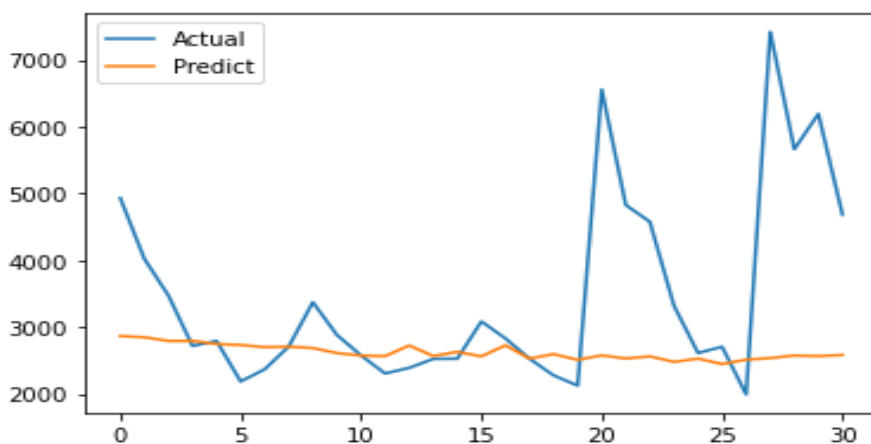
ตารางที่ 24 (ต่อ) ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
ซอส	Batch_size	4, 8, 16, 32	8	32	4
	Epoch	10, 20, 30	30	30	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0.5	0.25
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	100	100	10
	Unit 2	10, 20, 50, 100	100	50	100
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'
ผงซักฟอก	Batch_size	4, 8, 16, 32	4	4	8
	Epoch	10, 20, 30	20	30	20
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0.25	0.5
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.01	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	1
	Unit 1	10, 20, 50, 100	20	100	10
	Unit 2	10, 20, 50, 100	100	50	0
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'
ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง	Batch_size	4, 8, 16, 32	16	16	16
	Epoch	10, 20, 30	30	10	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0.25	0	0
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	20	100	20
	Unit 2	10, 20, 50, 100	100	100	20
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'

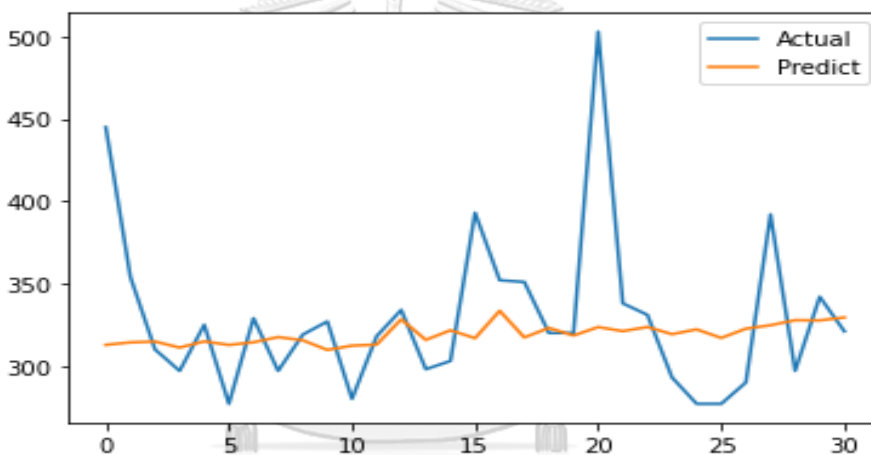
ตารางที่ 24 (ต่อ) ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
น้ำอัดลม	Batch_size	4, 8, 16, 32	16	16	4
	Epoch	10, 20, 30	10	30	10
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0.25	0.5	0
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	20	100	50
	Unit 2	10, 20, 50, 100	50	100	20
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'
น้ำมันปรุงอาหาร	Batch_size	4, 8, 16, 32	16	4	8
	Epoch	10, 20, 30	30	20	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0.25	0.25	0.25
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	50	50	100
	Unit 2	10, 20, 50, 100	20	100	100
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'

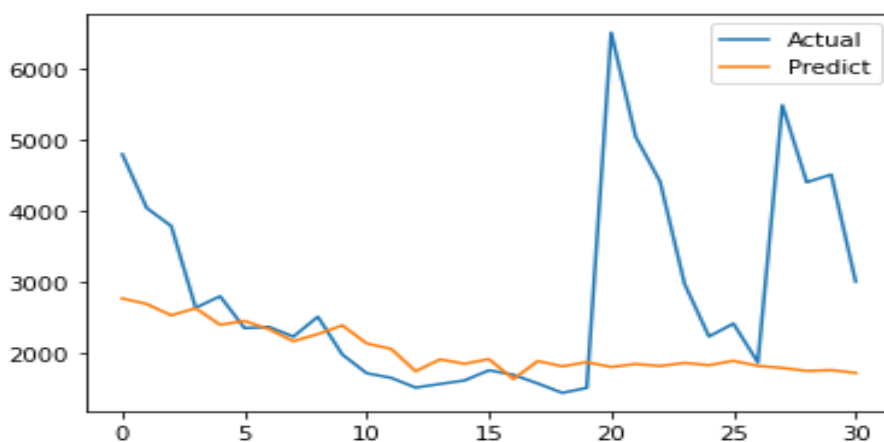
การฝึกสอนและปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบ ANN ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์ของการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง โดยเป็นการหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์แบบ Day Forward-Chaining Cross-validation ซึ่งใน 1 ผลิตภัณฑ์ที่มีการปรับจูน จะมีจำนวนในการปรับจูนค่าพารามิเตอร์จำนวน 3 ครั้ง ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ยอดขายรายวันล่วงหน้า 30 วันในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง แสดงดังรูป 56 ถึง 62



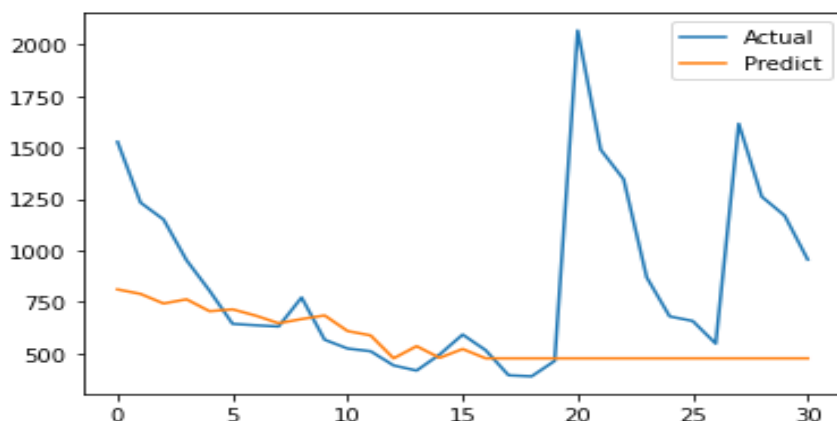
รูปที่ 56 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้านม



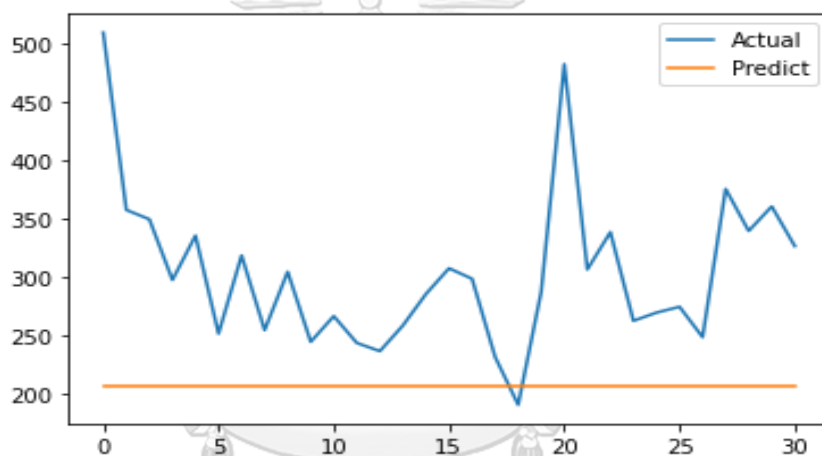
รูปที่ 57 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้านมผงเด็ก



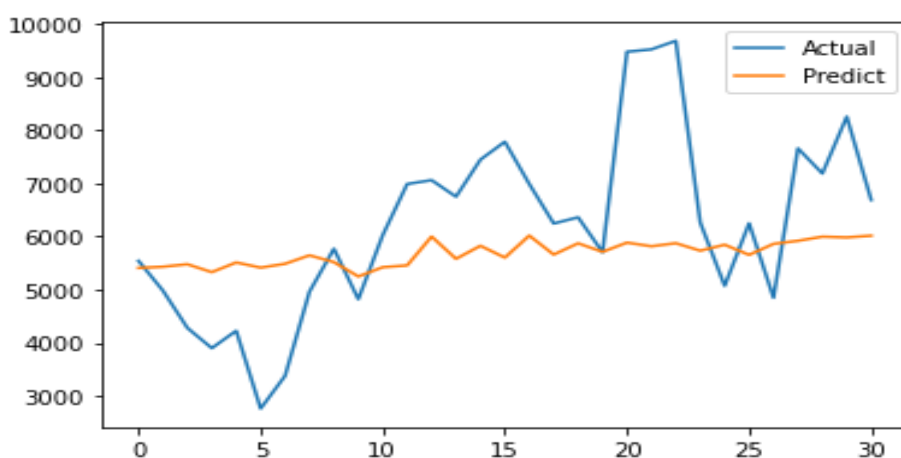
รูปที่ 58 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าซอส



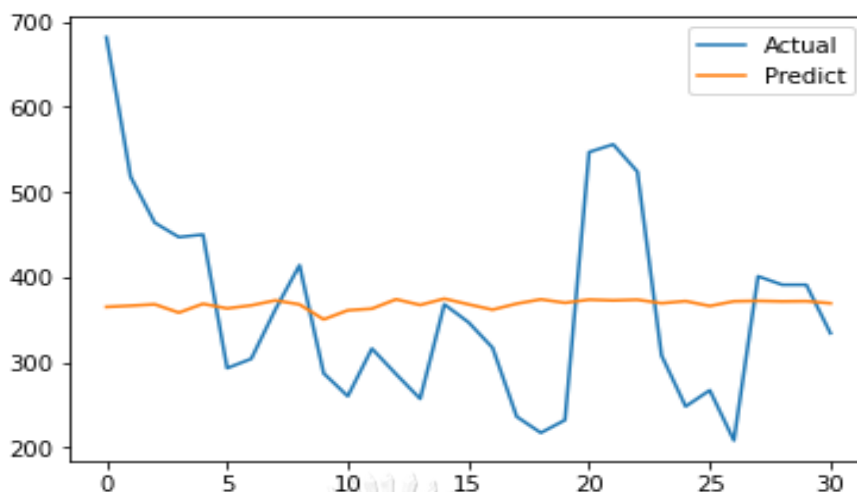
รูปที่ 59 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าผงซักฟอก



รูปที่ 60 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าผ้าอ้อม



รูปที่ 61 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าน้ำอัดลม



รูปที่ 62 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงของสินค้าน้ำมัน

4.5.2.2 การใช้ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ค่าลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย

เป็นการพยากรณ์ยอดขายรายวันของสินค้า โดยใช้ตัวแปรอิสระที่น่าสนใจ ซึ่งการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบนี้จะใช้ด้วยวิธี GridSearch ของการสร้างตัวแบบ ANN ของผลิตภัณฑ์ น้ำมันปรุงอาหาร ผงซักฟอก ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง นม นมผงเด็ก ซอส และน้ำอัดลม แสดงพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดดังตารางที่ 25 ซึ่งให้ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ต่ำที่สุด ทุกการรวมกันของแต่ละพารามิเตอร์

ตารางที่ 25 ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขาย

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
นม	Batch_size	4, 8, 16, 32	8	8	16
	Epoch	10, 20, 30	10	20	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0.25	0	0.5
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.001	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	1	1
	Unit 1	10, 20, 50, 100	50	10	50
	Unit 2	10, 20, 50, 100	50	0	0
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'

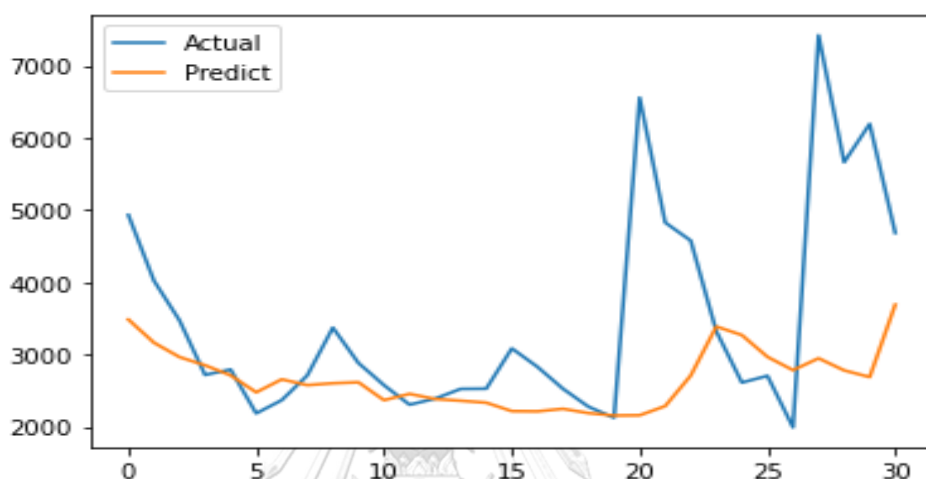
ตารางที่ 25 (ต่อ) ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของ
ยอดขาย

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
นมผงเด็ก	Batch_size	4, 8, 16, 32	4	4	16
	Epoch	10, 20, 30	30	30	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0.25	0.25
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.01	0.001	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	1
	Unit 1	10, 20, 50, 100	50	100	100
	Unit 2	10, 20, 50, 100	20	100	0
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'
ชอส	Batch_size	4, 8, 16, 32	4	4	4
	Epoch	10, 20, 30	30	30	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0	0
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.01	0.001	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	1
	Unit 1	10, 20, 50, 100	50	100	20
	Unit 2	10, 20, 50, 100	50	50	0
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'
ผงซักฟอก	Batch_size	4, 8, 16, 32	8	4	4
	Epoch	10, 20, 30	30	10	20
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0.25	0
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.01	0.01
	numLayer	1, 2	1	1	1
	Unit 1	10, 20, 50, 100	100	100	50
	Unit 2	10, 20, 50, 100	0	0	0
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'

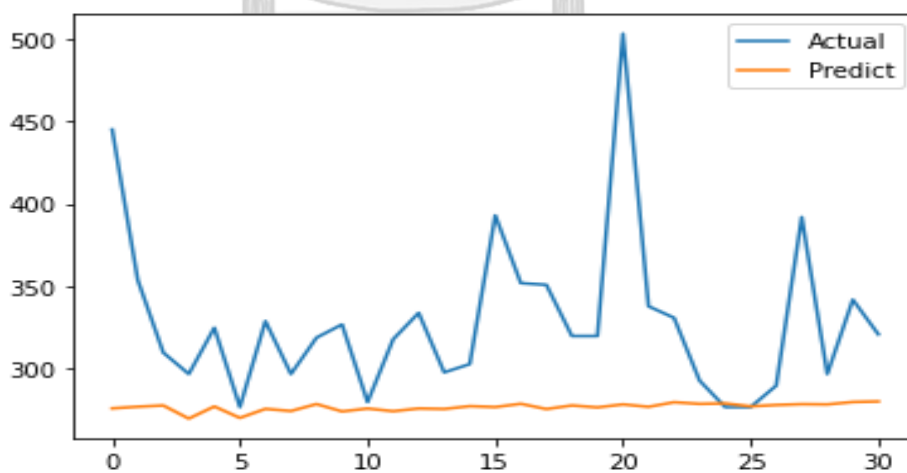
ตารางที่ 25 (ต่อ) ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ล่อการรื้อมีธรรมชาติของ
ยอดขาย

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
ผ้าอ้อมใช้แล้วทิ้ง	Batch_size	4, 8, 16, 32	8	4	16
	Epoch	10, 20, 30	30	30	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0.25	0
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.01	0.001	0.01
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	50	100	50
	Unit 2	10, 20, 50, 100	20	100	20
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'
น้ำอัดลม	Batch_size	4, 8, 16, 32	32	32	4
	Epoch	10, 20, 30	10	20	10
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0	0
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.001	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	100	10	10
	Unit 2	10, 20, 50, 100	100	100	10
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'
น้ำมันปรุงอาหาร	Batch_size	4, 8, 16, 32	4	4	4
	Epoch	10, 20, 30	10	10	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0	0
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.01
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	100	50	50
	Unit 2	10, 20, 50, 100	10	10	100
	activation	'relu', 'switch'	'relu'	'relu'	'relu'

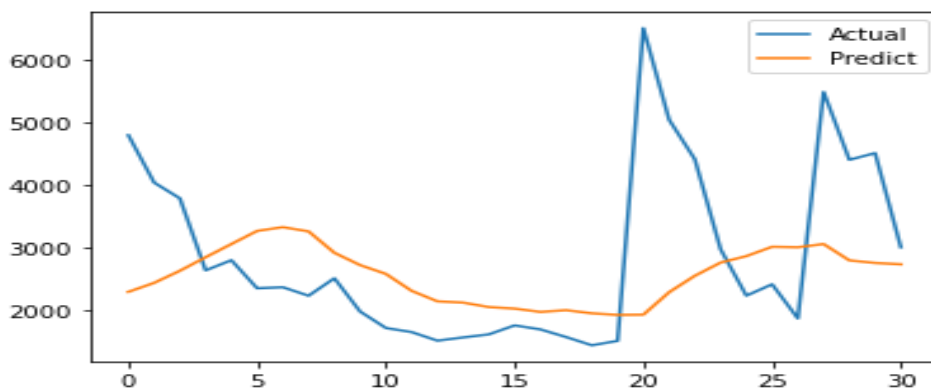
การฝึกสอนและปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบ ANN ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์ของการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายแปลงค่ากลับ โดยเป็นการหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์แบบ Day Forward-Chaining Cross-validation ซึ่งใน 1 ผลิตภัณฑ์ที่มีการปรับจูน จะมีจำนวนในการปรับจูนค่าพารามิเตอร์จำนวน 3 ครั้ง ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ยอดขายรายวันล่วงหน้า 30 วันในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง แสดงดังรูป 63 ถึง 69



รูปที่ 63 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้านม

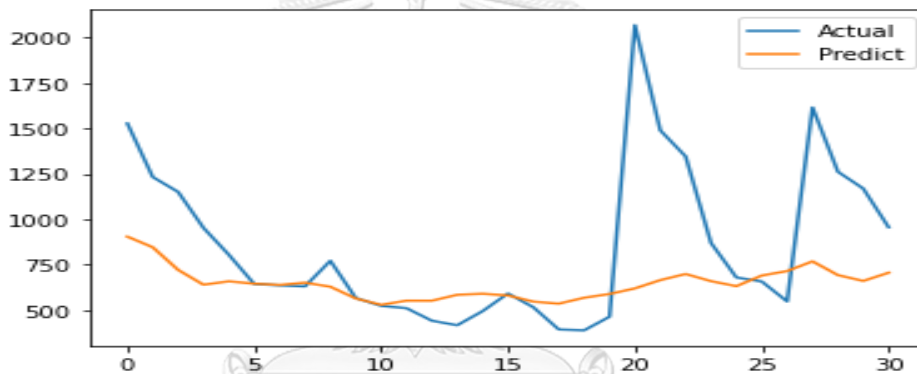


รูปที่ 64 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้านมผงเด็ก



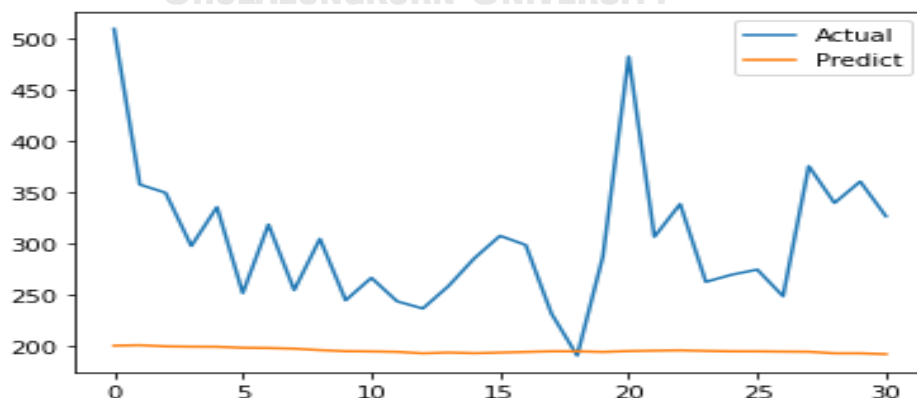
รูปที่ 65 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า

ซอส



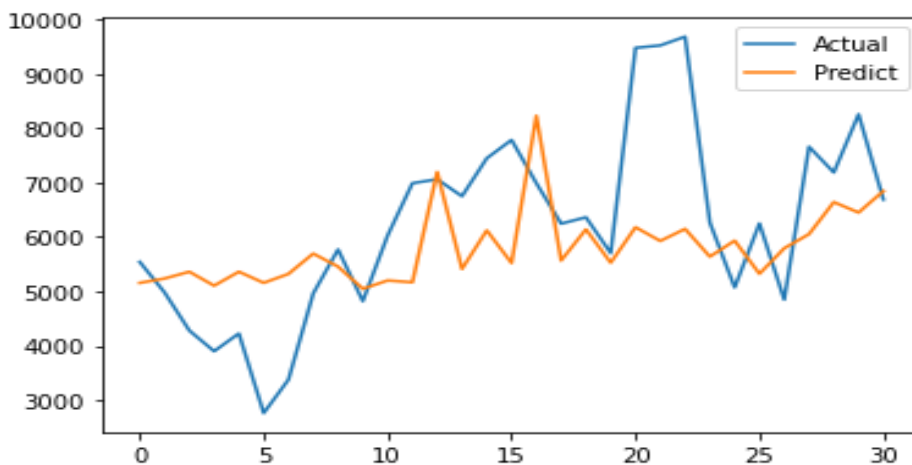
รูปที่ 66 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า

ผงซักฟอก

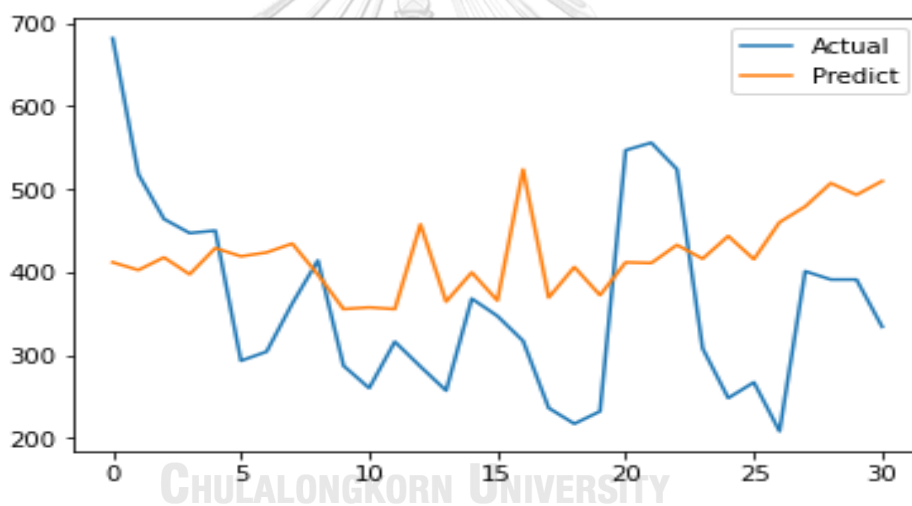


รูปที่ 67 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า

ผ้าอ้อม



รูปที่ 68 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า
น้ำอัดลม



รูปที่ 69 การพยากรณ์ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ลอการิทึมของยอดขายแปลงค่ากลับของสินค้า
น้ำมัน

4.5.2.3 เปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์แต่ละแบบของตัวแบบ ANN

เมื่อนำข้อมูลชุดตรวจสอบ (Cross Validation data) กับผลการพยากรณ์ โดย
ใช้การประเมินผลข้อมูลชุดตรวจสอบด้วยวิธี Day Forward-Chaining Cross-validation ทั้ง 3
ครั้ง ในเดือน พฤษภาคม - กรกฎาคม 2564 สำหรับการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Artificial Neural
Network โดยใช้ตัวแปรอิสระที่คัดเลือกจากเทคนิคการถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้อนมาทำการวัด
ประสิทธิภาพของตัวแบบด้วย MAPE ได้ผลดังตารางที่ 26

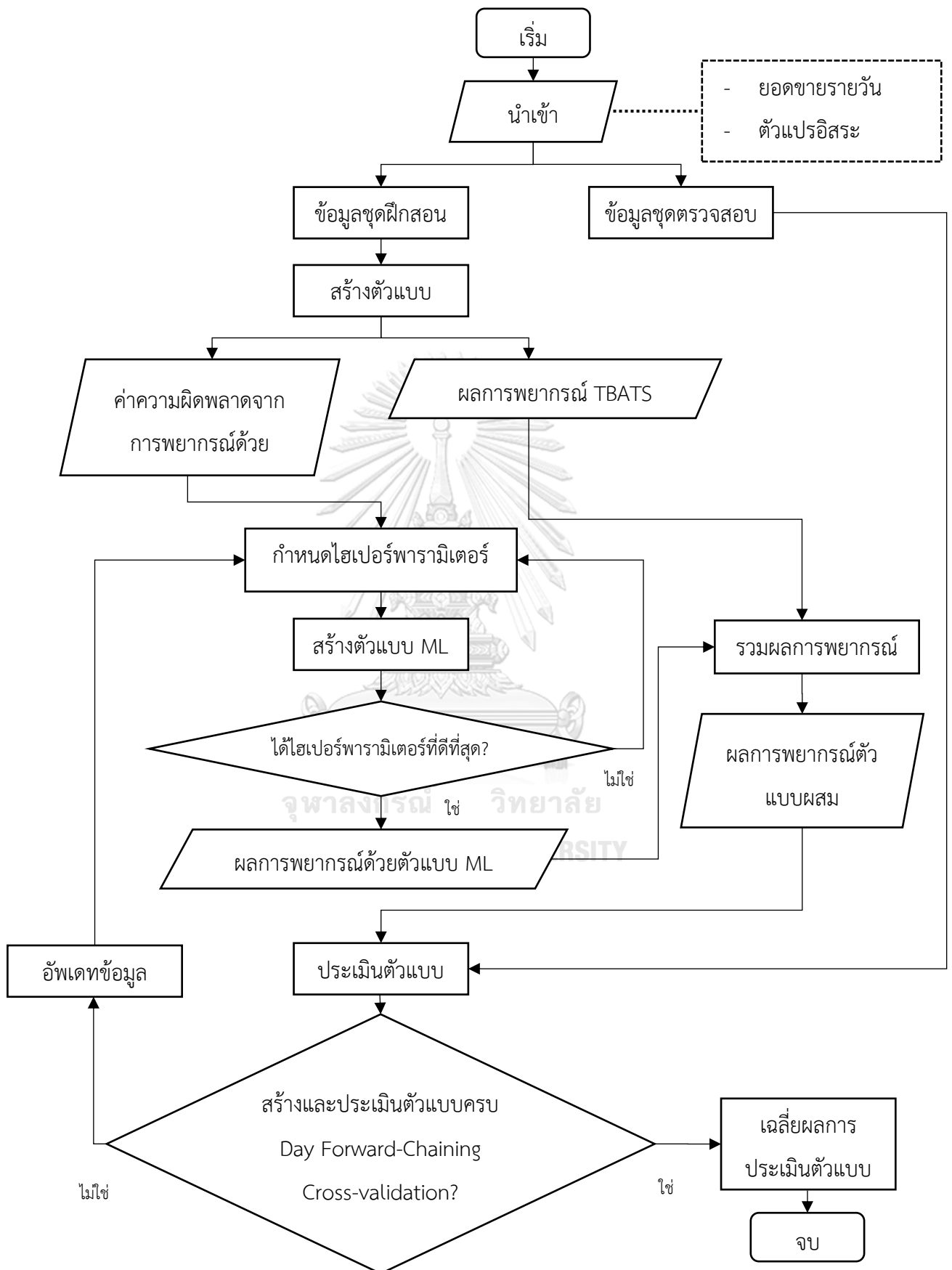
ตารางที่ 26 ผลของค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์
ยอดขายผลิตภัณฑ์ที่สนใจ

ผลิตภัณฑ์	ค่าความผิดพลาด (MAPE) พยากรณ์ยอดขายโดยตรง			ค่าความผิดพลาด (MAPE) การพยากรณ์ลอการิทึม ธรรมชาติของยอดขาย			พยากรณ์ยอดขาย โดยตรง		พยากรณ์ลอการิทึม ธรรมชาติของยอดขาย	
	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย ของความ ผิดพลาด	สัดส่วน ของ CV/Train	ค่าเฉลี่ย ความ ผิดพลาด	สัดส่วน ของ CV/Train
นม	22.23%	20.52%	16.15%	21.22%	17.55%	16.48%	19.63%	1.2316	18.42%	1.1354
นมผงเด็ก	8.77%	8.82%	8.80%	8.75%	8.46%	8.82%	8.80%	2.0222	8.68%	3.4853
ซอส	27.61%	8.46%	17.99%	23.84%	11.09%	13.65%	18.02%	1.4128	16.19%	1.8967
ผงซักฟอก	29.35%	8.07%	25.18%	24.21%	15.39%	21.57%	20.87%	1.2345	20.39%	1.3067
ผ้าอ้อม	29.63%	29.43%	13.10%	14.43%	15.18%	12.38%	24.06%	1.4582	14.00%	1.3932
น้ำอัดลม	22.09%	16.77%	15.02%	21.95%	14.56%	15.22%	17.96%	1.6775	17.24%	1.5482
น้ำมัน	22.71%	14.88%	16.37%	20.37%	16.78%	15.02%	17.99%	1.8239	17.39%	1.8213
							MAPE	18.19%		16.04%

จากตารางที่ 26 พบว่าค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของตัวแบบ
ANN พบว่ารูปแบบที่ 2 คือการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติซึ่งยอดขายแล้วแปลงกลับแล้วใช้ตัวแปร
อิสระที่เพิ่มข้อมูลตัวเองในอดีตนั้น ยังคงมีค่าร้อยละเฉลี่ยความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) ต่ำกว่าการ
พยากรณ์ยอดขายโดยตรงโดยใช้ตัวแปรอิสระปกติ แสดงถึงการพยากรณ์ข้อมูลยอดขายรายวันในชุดที่
2 สามารถปรับปรุงการพยากรณ์ให้ดีขึ้นได้ อีกทั้งค่าของสัดส่วนความผิดพลาดในการพยากรณ์ของ
ข้อมูลชุดตรวจกับชุดฝึกสอนพบว่าไม่ได้มีสัดส่วนที่สูงมาก แสดงถึงไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ผ่านการ
คัดเลือกไม่พบปัญหาการเข้ากันมากเกินไป (Over fitting) ของตัวแบบ

4.7 สร้างตัวแบบผสม (Hybrid model)

หัวข้อนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงความแม่นยำในการพยากรณ์ยอดขายรายวันของผลิตภัณฑ์ที่สนใจ ในหัวข้อที่ผ่านมาจะเป็นการพยากรณ์ด้วยตัวแบบเดี่ยว ดังนั้นในการปรับปรุงตัวแบบผสมในการพยากรณ์เพื่อให้ตัวแบบนั้นสามารถจับรูปแบบข้อมูลทั้งรูปแบบฟังก์ชันเชิงเส้นและรูปแบบฟังก์ชันไม่เชิงเส้น ผู้วิจัยได้ศึกษาตัวแบบผสมจากการทบทวนวรรณกรรมของ Hajirahimi, 2019 ซึ่งจะแบ่งตัวแบบผสมออกเป็น 3 แบบด้วยกัน โดยผู้วิจัยเห็นว่าตัวแบบผสมที่น่าสนใจที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะใช้วิธีการผสมตัวแบบแบบขนาน โดยหลังการของวิธีการผสมตัวแบบแบบขนานคือ จะใช้ตัวแบบอนุกรมเวลาหรือตัวแบบเชิงเส้นก่อน จากนั้นใช้ตัวแบบอื่นๆที่เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นมาใช้ในการพยากรณ์ค่าความผิดพลาด (Residual) ที่ได้จากการพยากรณ์ โดยตัวแบบอนุกรมเวลาเชิงสถิติผู้วิจัยเลือกตัวแบบ TBATS ในการพยากรณ์เนื่องจากเป็นตัวแบบที่สามารถจับข้อมูลที่มีฤดูกาลหลากหลายได้ดีสอดคล้องกับธรรมชาติของข้อมูลกรณีศึกษา อีกทั้ง ยังช่วยเพิ่มความแปลกใหม่ในการพยากรณ์แบบขนาน ส่วนตัวแบบฟังก์ชันไม่เชิงเส้นผู้วิจัยสนใจตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งผู้วิจัยสนใจตัวแบบ ANN และ XGBoost แบบใช้ตัวแปรอิสระที่ถูกคัดเลือกจากการถดถอยแบบขั้นตอน ซึ่งวิธีการสร้างตัวแบบผสมตามขั้นตอนในรูปที่ 70



รูปที่ 70 แผนผังกระบวนการสร้างตัวแบบผสม (Hybrid Model)

4.7.1 ตัวแบบผสม TBATS-XGBoost

การพยากรณ์ยอดขายรายวันของ 7 ผลิตภัณฑ์ที่สนใจด้วยตัวแบบผสม TBATS-XGBoost ที่มีโครงสร้างการผสมแบบอนุกรม มีกระบวนการสร้างตัวแบบดังรูป 70 โดยเริ่มจากการนำตัวแบบ TBATS ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจ ที่ได้ผลลัพธ์จากการสร้างตัวแบบในหัวข้อ 4.4 มาพยากรณ์ข้อมูลส่วนที่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้น จากนั้นนำค่าความผิดพลาด (Residual) ของตัวแบบ TBATS ไปพยากรณ์ข้อมูลส่วนที่เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นด้วยตัวแบบ XGBoost โดยตัวแบบผสม TBATS-XGBoost นี้ยังคงมีการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ด้วยวิธี GridSearch เช่นกัน แต่ตัวแบบผสมมีการเปลี่ยน Activation function ของตัวรับเข้าเป็น 'tanh' และของปัจจัยออกใช้เป็น 'linear' เพื่อให้ตัวแบบ ANN สามารถรองรับค่าได้ทั้งบวกและลบ ผลของการฝึกสอนและหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมด้วยตัวแบบผสม TBATS-ANN ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจได้ข้อมูลดังตาราง 27

ตารางที่ 27 ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ TBATS-XGBoost

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
นม	alpha	0, 0.1, 1, 10	10	10	10
	gamma	0, 1, 10	0	10	10
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	1	10	10
	learn_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.3	0.3
	max_depth	3, 6, 10	10	10	10
	n_estimators	10, 100, 1000	10	1000	1000
	subsample	0.3, 0.7, 1	0.3	0.5	0.5
นมผงเด็ก	alpha	0, 0.1, 1, 10	0.1	0	10
	gamma	0, 1, 10	0	1	10
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	0	10	0
	learn_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.05	0.1	0.05
	max_depth	3, 6, 10	6	3	10
	n_estimators	10, 100, 1000	10	10	10
	subsample	0.3, 0.7, 1	0.7	0.3	0.3

ตารางที่ 27 (ต่อ) ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ TBATS-XGBoost

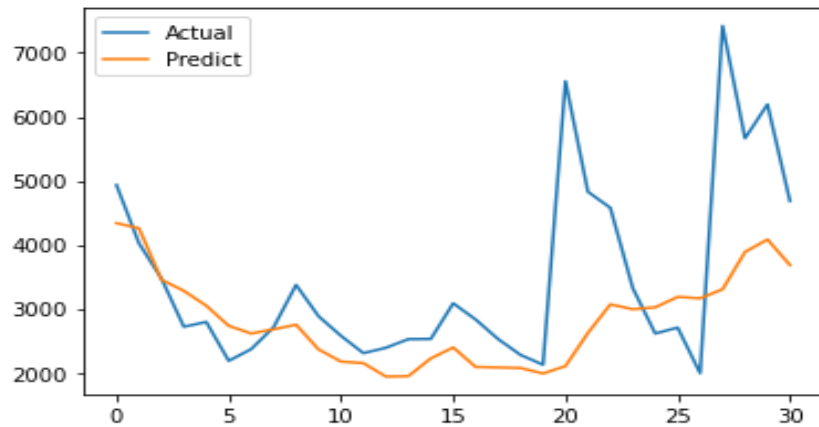
ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
ซอส	alpha	0, 0.1, 1, 10	0.1	0.1	10
	gamma	0, 1, 10	0	10	0
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	0.1	10	0
	learn_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.1	0.3	0.1
	max_depth	3, 6, 10	3	6	6
	n_estimators	10, 100, 1000	1000	100	10
	subsample	0.3, 0.7, 1	0.5	0.3	0.7
ผงซักฟอก	alpha	0, 0.1, 1, 10	0.1	1	0.1
	gamma	0, 1, 10	0	1	1
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	0	0.1	0
	learn_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.1	0.3	0.3
	max_depth	3, 6, 10	6	6	6
	n_estimators	10, 100, 1000	10	1000	10
	subsample	0.3, 0.7, 1	0.5		0.3
ผ้าอ้อม	alpha	0, 0.1, 1, 10	1	0.1	10
	gamma	0, 1, 10	10	1	0
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	1	1	1
	learn_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.3	0.1	0.05
	max_depth	3, 6, 10	3	10	3
	n_estimators	10, 100, 1000	1000	1000	10
	subsample	0.3, 0.7, 1	0.3	0.3	0.5

ตารางที่ 27 (ต่อ) ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ TBATS-XGBoost

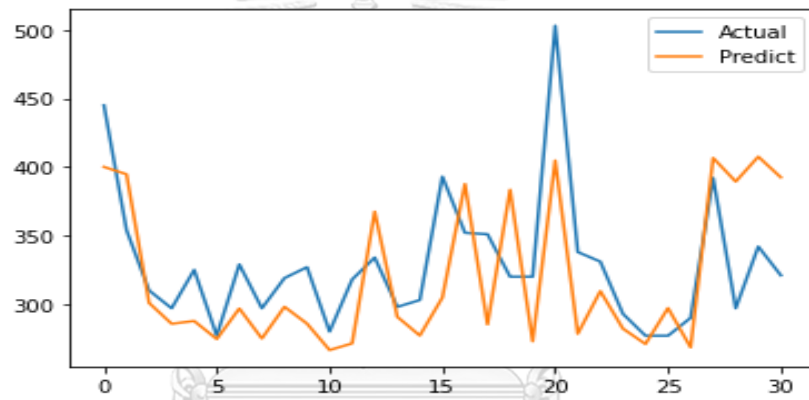
ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
น้ำอัดลม	alpha	0, 0.1, 1, 10	10	1	0.1
	gamma	0, 1, 10	0	0	1
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	1	1	0
	learn_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.3	0.1	0.3
	max_depth	3, 6, 10	3	6	3
	n_estimators	10, 100, 1000	10	100	1000
	subsample	0.3, 0.7, 1	0.3	0.5	1
น้ำมัน	alpha	0, 0.1, 1, 10	0	0.1	10
	gamma	0, 1, 10	1	10	0
	reg_lambda	0, 0.1, 1, 10	0	0.1	1
	learn_rate	0.05, 0.1, 0.3	0.3	0.1	0.3
	max_depth	3, 6, 10	6	10	3
	n_estimators	10, 100, 1000	10	1000	100
	subsample	0.3, 0.7, 1	0.5	0.7	0.3

การฝึกสอนและปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบผสม TBATS-XGBoost ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์

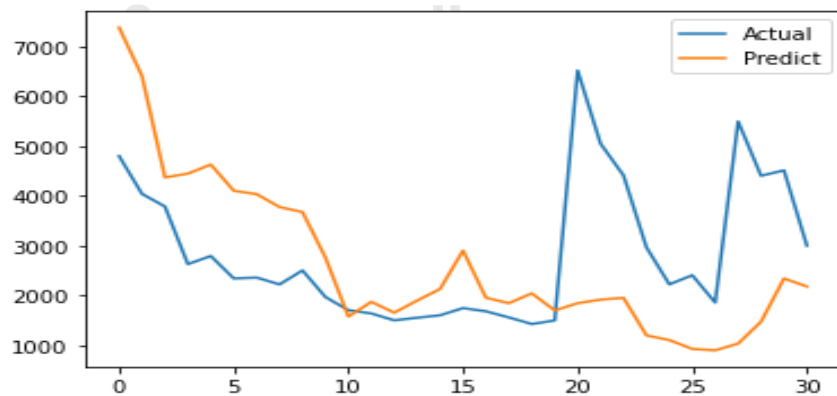
การฝึกสอนและปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบ TBATS-XGBoost ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์ โดยเป็นการหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์แบบ Day Forward-Chaining Cross-validation ซึ่งใน 1 ผลิตภัณฑ์ที่มีการปรับจูน จะมีจำนวนในการปรับจูนค่าพารามิเตอร์จำนวน 3 ครั้ง ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ยอดขายรายวันล่วงหน้า 30 วันในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง แสดงดังรูป 71 ถึง 77



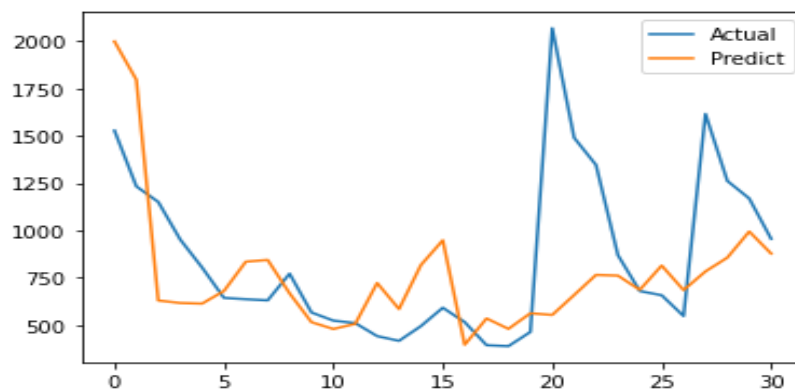
รูปที่ 71 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้านม



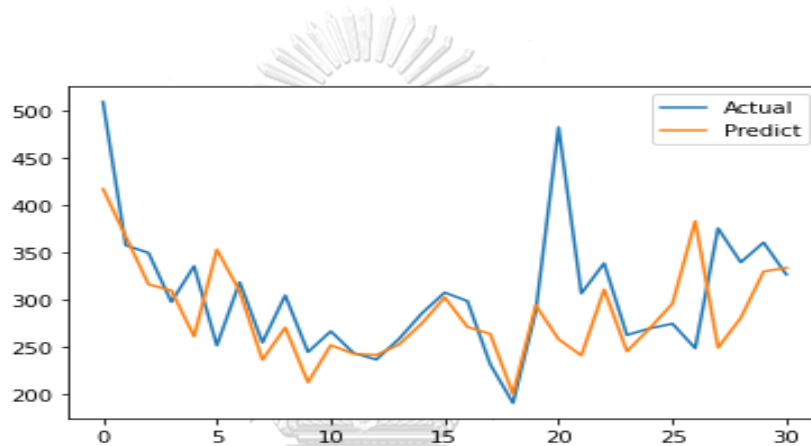
รูปที่ 72 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้านมผงเด็ก



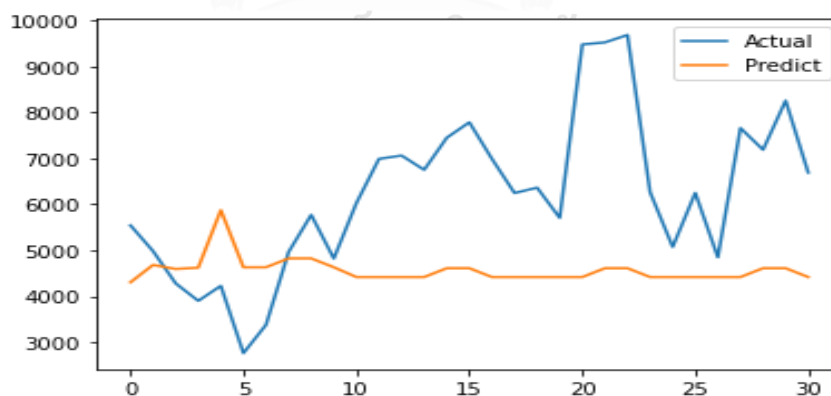
รูปที่ 73 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าซอส



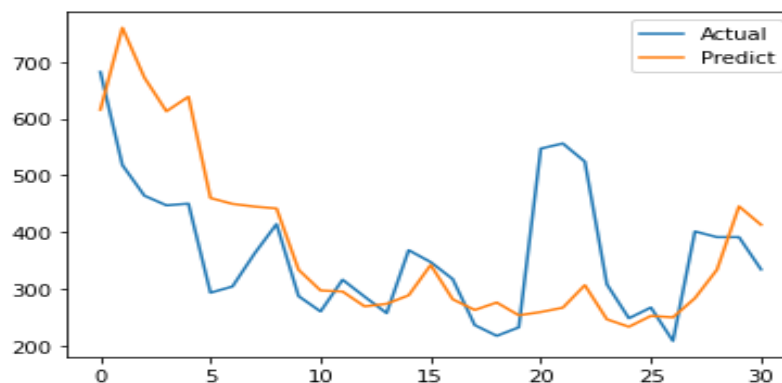
รูปที่ 74 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าผงซักฟอก



รูปที่ 75 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าผ้าอ้อม



รูปที่ 76 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าน้ำอัดลม



รูปที่ 77 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-XGBoost ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าน้ำมัน

4.7.2 ตัวแบบผสม TBATS-ANN

การพยากรณ์ยอดขายรายวันของ 7 ผลิตภัณฑ์ที่สนใจด้วยตัวแบบผสม TBATS-ANN ที่มีโครงสร้างการผสมแบบอนุกรม มีกระบวนการสร้างตัวแบบดังรูป 70 โดยเริ่มจากการนำตัวแบบ TBATS ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจ ที่ได้ผลลัพธ์จากการสร้างตัวแบบในหัวข้อ 4.4 มาพยากรณ์ข้อมูลส่วนที่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้น จากนั้นนำค่าความผิดพลาด (Residual) ของตัวแบบ TBATS ไปพยากรณ์ข้อมูลส่วนที่เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นด้วยตัวแบบ ANN โดยตัวแบบผสม TBATS-ANN นี้ ยังคงมีการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ด้วยวิธี GridSearch เช่นกัน แต่ตัวแบบผสมมีการเปลี่ยน Activation function ของตัวรับเข้าเป็น 'tanh' และของปัจจัยออกใช้เป็น 'linear' เพื่อให้ตัวแบบ ANN สามารถรองรับค่าได้ทั้งบวกและลบ ผลของการฝึกสอนและหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมด้วยตัวแบบผสม TBATS-ANN ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจได้ข้อมูลดังตาราง 28

ตารางที่ 28 ตารางค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ TBATS-ANN

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
นม	Batch_size	4, 8, 16, 32	8	4	4
	Epoch	10, 20, 30	10	30	10
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0.25	0.25	0.5
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	1	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	100	100	10
	Unit 2	10, 20, 50, 100	100	0	50
	activation	'tanh'	'tanh'	'tanh'	'tanh'
นมผงเด็ก	Batch_size	4, 8, 16, 32	4	4	8
	Epoch	10, 20, 30	20	10	20
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0.25	0.5	0.25
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.001	0.1
	numLayer	1, 2	1	1	1
	Unit 1	10, 20, 50, 100	100	10	50
	Unit 2	10, 20, 50, 100	0	0	0
	activation	'tanh'	'tanh'	'tanh'	'tanh'
ชอส	Batch_size	4, 8, 16, 32	4	32	32
	Epoch	10, 20, 30	20	30	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0.25	0	0
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	20	10	20
	Unit 2	10, 20, 50, 100	100	50	100
	activation	'tanh'	'tanh'	'tanh'	'tanh'

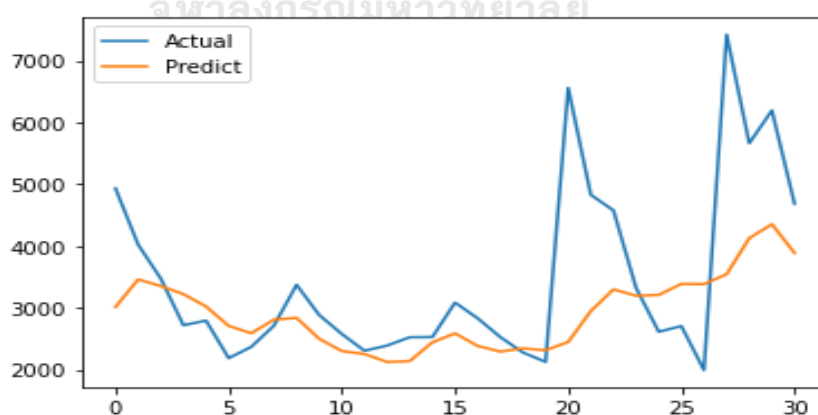
ตารางที่ 28 (ต่อ) ตารางค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ TBATS-ANN

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
ผงซักฟอก	Batch_size	4, 8, 16, 32	4	4	4
	Epoch	10, 20, 30	30	10	10
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0.5	0.5	0.5
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.001
	numLayer	1, 2	1	2	1
	Unit 1	10, 20, 50, 100	100	10	10
	Unit 2	10, 20, 50, 100	0	50	0
	activation	'tanh'	'tanh'	'tanh'	'tanh'
ผ้าอ้อม แบบใช้แล้ว ทิ้ง	Batch_size	4, 8, 16, 32	16	4	4
	Epoch	10, 20, 30	30	10	10
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0.5	0.5
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.001	0.001
	numLayer	1, 2	1	1	1
	Unit 1	10, 20, 50, 100	100	10	10
	Unit 2	10, 20, 50, 100	0	0	0
	activation	'tanh'	'tanh'	'tanh'	'tanh'
น้ำอัดลม	Batch_size	4, 8, 16, 32	16	32	4
	Epoch	10, 20, 30	10	30	20
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0	0.5
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.1	0.1
	numLayer	1, 2	2	2	2
	Unit 1	10, 20, 50, 100	50	20	50
	Unit 2	10, 20, 50, 100	10	10	100
	activation	'tanh'	'tanh'	'tanh'	'tanh'

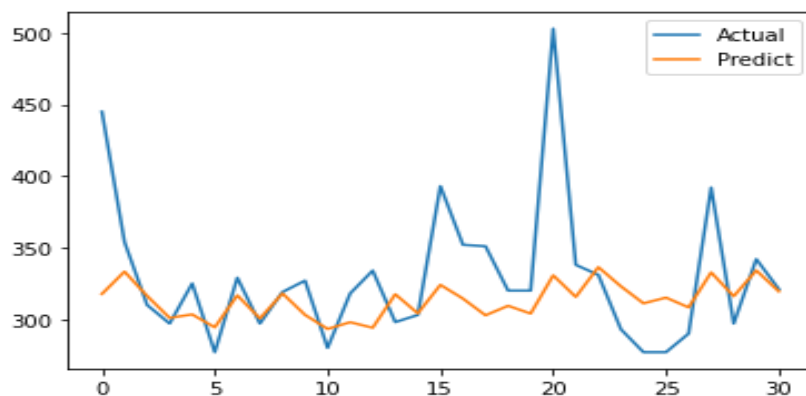
ตารางที่ 28 (ต่อ) ตารางค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบ TBATS-ANN

ผลิตภัณฑ์	ไฮเปอร์พารามิเตอร์	ขอบเขตค่าปรับจูน	ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด		
			ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3
น้ำมันปรุง อาหาร	Batch_size	4, 8, 16, 32	32	32	16
	Epoch	10, 20, 30	30	30	30
	Dropout	0.5, 0.25, 0	0	0.25	0
	Learn_rate	0.001, 0.01, 0.1	0.1	0.01	0.01
	numLayer	1, 2	1	2	1
	Unit 1	10, 20, 50, 100	50	100	20
	Unit 2	10, 20, 50, 100	0	100	0
	activation	'tanh'	'tanh'	'tanh'	'tanh'

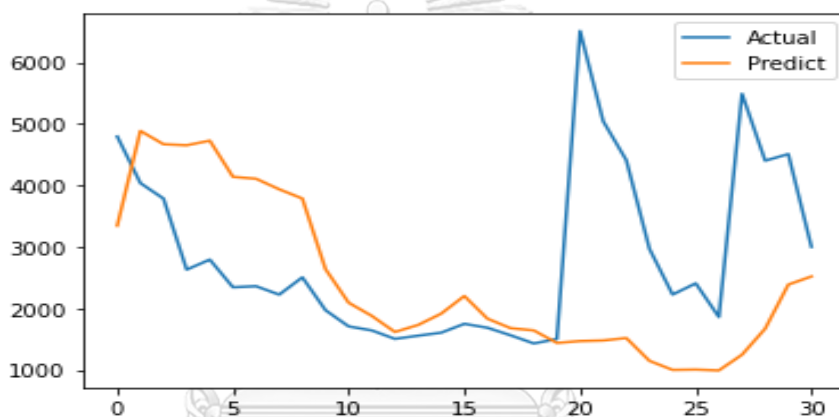
การฝึกสอนและปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบ TBATS-ANN ของผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์ โดยเป็นการหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์แบบ Day Forward-Chaining Cross-validation ซึ่งใน 1 ผลิตภัณฑ์ที่มีการปรับจูน จะมีจำนวนในการปรับจูนค่าพารามิเตอร์จำนวน 3 ครั้ง ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ยอดขายรายวันล่วงหน้า 30 วันในการพยากรณ์ยอดขายโดยตรง แสดงดังรูป 78 ถึง 84



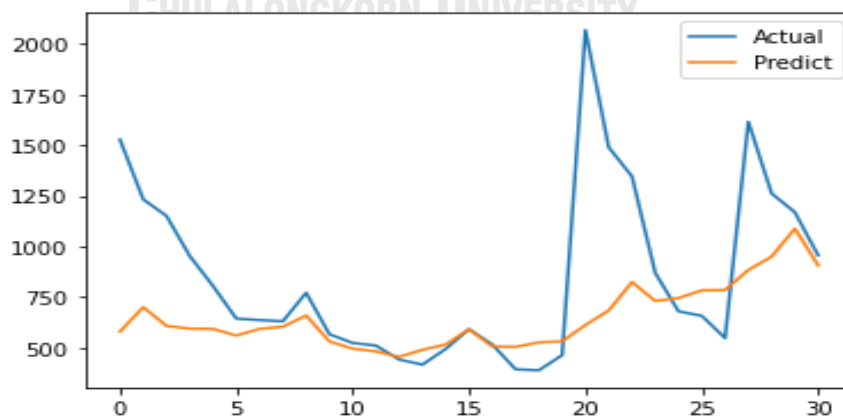
รูปที่ 78 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้านม



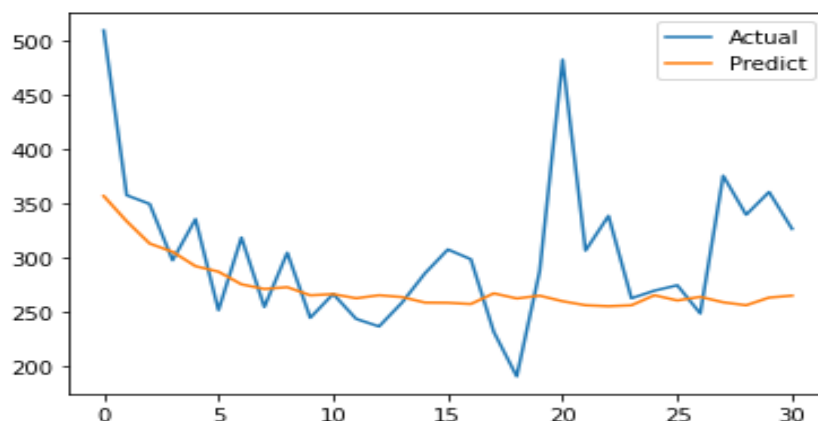
รูปที่ 79 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้านมผงเด็ก



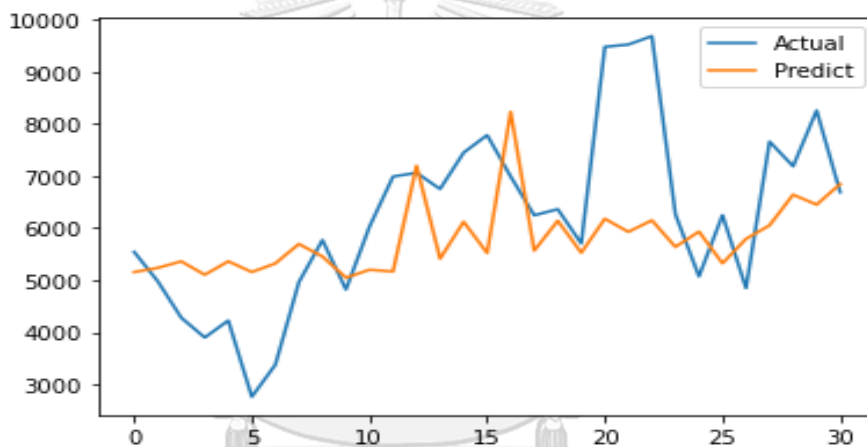
รูปที่ 80 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าซอส



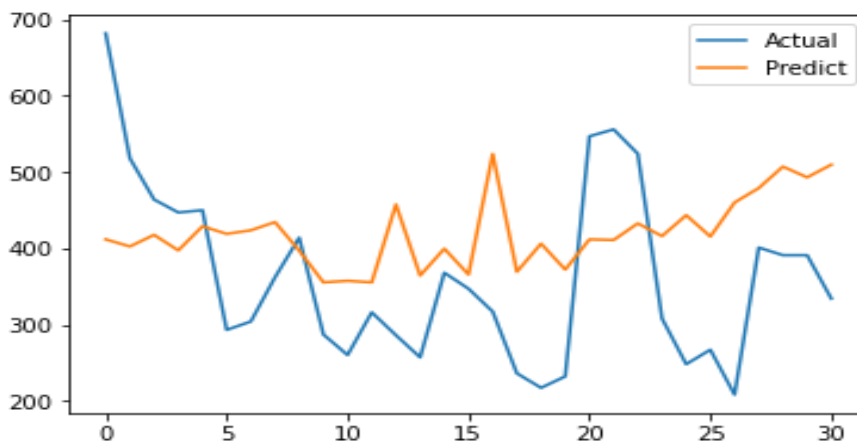
รูปที่ 81 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าผงซักฟอก



รูปที่ 82 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าผ้าอ้อม



รูปที่ 83 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าน้ำอัดลม



รูปที่ 84 การพยากรณ์ตัวแบบ TBATS-ANN ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าน้ำมันปรุงอาหาร

4.7.3 เปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์แต่ละแบบของตัวแบบผสม

เมื่อนำข้อมูลชุดตรวจสอบ (Cross Validation data) กับผลการพยากรณ์ โดยใช้การประเมินผลข้อมูลชุดตรวจสอบด้วยวิธี Day Forward-Chaining Cross-validation ทั้ง 3 ครั้ง ในเดือน พฤษภาคม - กรกฎาคม 2564 สำหรับการพยากรณ์ด้วยตัวแบบผสม โดยใช้ตัวแปรอิสระที่คัดเลือกจากเทคนิคการถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนมาทำการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบด้วย MAPE และ MAPE ได้ผลดังตารางที่ 29

ตารางที่ 29 ผลของค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของตัวแบบผสมในการพยากรณ์ ยอดขายผลิตภัณฑ์ที่สนใจ

ผลิตภัณฑ์	ค่าความผิดพลาด (MAPE) พยากรณ์ยอดขาย TBATS-XGBoost			ค่าความผิดพลาด (MAPE) พยากรณ์ยอดขาย TBATS-ANN			ค่าเฉลี่ย พยากรณ์ ยอดขาย TBATS-XGBoost	ค่าเฉลี่ย พยากรณ์ ยอดขาย TBATS-XGBoost
	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3		
นม	25.34%	30.29%	20.75%	28.34%	33.18%	31.03%	25.46%	30.85%
นมผงเด็ก	8.50%	8.57%	6.13%	9.38%	8.58%	8.04%	7.73%	8.66%
ซอส	17.13%	11.72%	12.68%	76.39%	49.94%	24.94%	13.84%	50.43%
ผงซักฟอก	27.47%	33.08%	27.40%	18.47%	18.96%	15.66%	29.32%	17.70%
ผ้าอ้อม	16.04%	14.04%	14.41%	17.35%	14.66%	11.22%	14.83%	14.41%
น้ำอัดลม	44.84%	11.15%	14.11%	48.76%	18.44%	20.98%	23.36%	29.39%
น้ำมัน	21.55%	17.76%	13.75%	24.03%	20.10%	23.74%	17.69%	22.62%
						MAPE	18.89%	25.87%

4.8 คัดเลือกตัวแบบการพยากรณ์

การคัดเลือกหาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมนั้น ผู้วิจัยคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมด้วยวิธีการเปรียบเทียบผลลัพธ์ค่าเฉลี่ยทั้ง 3 ครั้ง ของการทำ Day Forward-Chaining Cross-validation โดยจะเลือกตัวแบบที่ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด ซึ่งวัดจากค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) โดยตารางที่ 30

ตารางที่ 30 ผลของการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดของการพยากรณ์ในทุกตัวแบบ

กลุ่ม	ผลิตภัณฑ์	วิธี ปัจจุบัน	TBATS	MLR		XGB		ANN		TBATS- XGBoost	TBATS- ANN
				แบบที่ 1	แบบที่ 2	แบบที่ 1	แบบที่ 2	แบบที่ 1	แบบที่ 2		
มีฤดูกาลและ แนวโน้ม	นม	58.95%	29.58%	57.63%	20.82%	25.11%	22.74%	20.28%	18.42%	25.46%	32.10%
	นมผงเด็ก	45.23%	10.38%	36.15%	10.83%	13.60%	11.57%	8.80%	8.68%	7.73%	8.66%
มีฤดูกาลแต่ไม่ มีแนวโน้ม	ชอส	52.36%	41.71%	69.31%	24.37%	24.92%	21.84%	18.02%	16.19%	13.84%	50.43%
	ผงซักฟอก	64.51%	42.85%	73.32%	26.08%	35.07%	38.35%	20.87%	20.39%	29.32%	17.70%
ไม่มีฤดูกาล และแนวโน้ม	ผ้าอ้อม	58.93%	16.51%	22.28%	24.58%	16.74%	14.91%	24.06%	14.00%	14.83%	14.41%
	น้ำอัดลม	41.48%	30.30%	82.76%	21.96%	39.88%	38.61%	17.96%	17.24%	23.36%	29.39%
	น้ำมัน	53.63%	31.05%	103.36%	41.45%	32.77%	23.99%	17.99%	17.39%	17.69%	22.62%
MAPE		53.58%	28.91%	63.54%	24.30%	26.87%	24.57%	18.28%	16.04%	18.89%	25.04%

ซึ่งตารางนี้จะคัดเลือกตัวแบบที่ดีที่สุดของแต่ละวิธีทั้งวิธีการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา วิธีถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ วิธีการเรียนรู้ของเครื่อง และวิธีแบบผสม จากผลพบว่าตัวแบบที่ดีที่สุดในทุกกลุ่มผลิตภัณฑ์ คือตัวแบบ ANN รูปแบบการพยากรณ์แบบที่ 2 ที่ใช้การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายรายวันแปลงกลับและเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับยอดขายตัวเองในอดีต เนื่องจากมีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุดทั้งในมุมมองความผิดพลาดในรูปแบบของ MAPE เมื่อนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับลักษณะของข้อมูลที่สำรวจในหัวข้อที่ 3.3 พบว่า

ข้อมูลที่มีทั้งฤดูกาลและแนวโน้ม การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ANN แบบใช้การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายรายวันแปลงกลับและเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับยอดขายตัวเองในอดีตสามารถพยากรณ์ผลิตภัณฑ์นมได้ดี และตัวแบบผสม TBATS-XGBoost สามารถพยากรณ์ผลิตภัณฑ์นมผงเด็กได้ดี ซึ่งทั้งสองผลิตภัณฑ์เป็นตัวแบบที่ทำการพยากรณ์ได้ดีกับผลิตภัณฑ์ในกลุ่มที่มีทั้งฤดูกาลและแนวโน้ม โดยทั้งสองตัวแบบสุดมีค่า Validation MAPE ของผลิตภัณฑ์ในกลุ่มมีฤดูกาลและแนวโน้มได้เท่ากับ 18.42% และ 7.73% โดยจะเห็นได้ว่าตัวแบบ TBATS-XGBoost สามารถพยากรณ์ผลิตภัณฑ์นมผงเด็กได้ต่ำที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับทุกตัวแบบและทุกผลิตภัณฑ์แต่ตัวแบบการพยากรณ์ ANN รูปแบบที่ 2 ในผลิตภัณฑ์นมผงเด็กก็มีค่า MAPE ไม่ต่างจาก TBATS-XGBoost มาก ดังนั้นเมื่อเลือกตัวแบบที่ดีที่สุดกับข้อมูลกลุ่มที่มีฤดูกาลและแนวโน้มตัวคือตัวแบบ ANN รูปแบบที่ 2

ข้อมูลที่มีฤดูกาลแต่ไม่มีแนวโน้ม การพยากรณ์ด้วยวิธีที่มีพื้นฐานมาจากการพยากรณ์ตัวแบบผสมสามารถพยากรณ์ผลิตภัณฑ์ในกลุ่มที่มีฤดูกาลแต่ไม่มีแนวโน้มได้ดีที่สุด ซึ่งตัวแบบผสม TBATS-XGBoost สามารถพยากรณ์ผลิตภัณฑ์ซอสได้ดีที่สุด และตัวแบบผสม TBATS-ANN สามารถพยากรณ์ผลิตภัณฑ์ผงซักฟอกได้ดีที่สุด ซึ่งทั้งสองตัวแบบมีค่า Validation MAPE ของผลิตภัณฑ์ในกลุ่มมีฤดูกาลและแต่ไม่มีแนวโน้มได้เท่ากับ 13.84% และ 17.70%

ข้อมูลที่ไม่มีทั้งฤดูกาลและแนวโน้ม การพยากรณ์ด้วยแบบ ANN แบบใช้การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายรายวันแปลงกลับและเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับยอดขายตัวเองในอดีตเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ในกลุ่มที่ไม่มีทั้งฤดูกาลและแนวโน้ม โดยตัวแบบการพยากรณ์นี้สามารถพยากรณ์ได้ดีทั้ง 3 ผลิตภัณฑ์ คือ ผ้าอ้อม น้ำอัดลม และน้ำมัน ซึ่งมีค่า Validation MAPE เท่ากับ 14.00%, 17.24% และ 17.39%

4.9 การทดสอบตัวแบบการพยากรณ์ (Model testing)

จะเห็นได้ว่าตัวแบบ ANN แบบใช้การพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายรายวันแปลงกลับและเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับยอดขายตัวเองในอดีต ให้การพยากรณ์โดยรวมได้ดีที่สุด สามารถให้การพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูง มีค่าสัดส่วนความผิดพลาดระหว่างข้อมูลชุดตรวจสอบและชุดฝึกสอนไม่ต่างกันมาก จึงทำการพยากรณ์ตัวแบบที่ดีที่สุดในแต่ละผลิตภัณฑ์ที่สนใจกับข้อมูลชุดตรวจสอบ ได้ผลดังตารางที่ 31 และเมื่อพยากรณ์กับตัวแบบที่พยากรณ์โดยรวมได้ดีที่สุดคือตัวแบบ ANN รูปแบบที่ 2 แสดงดังตาราง 32

ตารางที่ 31 ค่า MAPE ตัวแบบตรวจสอบของตัวแบบที่ถูกคัดเลือกของแต่ละผลิตภัณฑ์ที่สนใจ

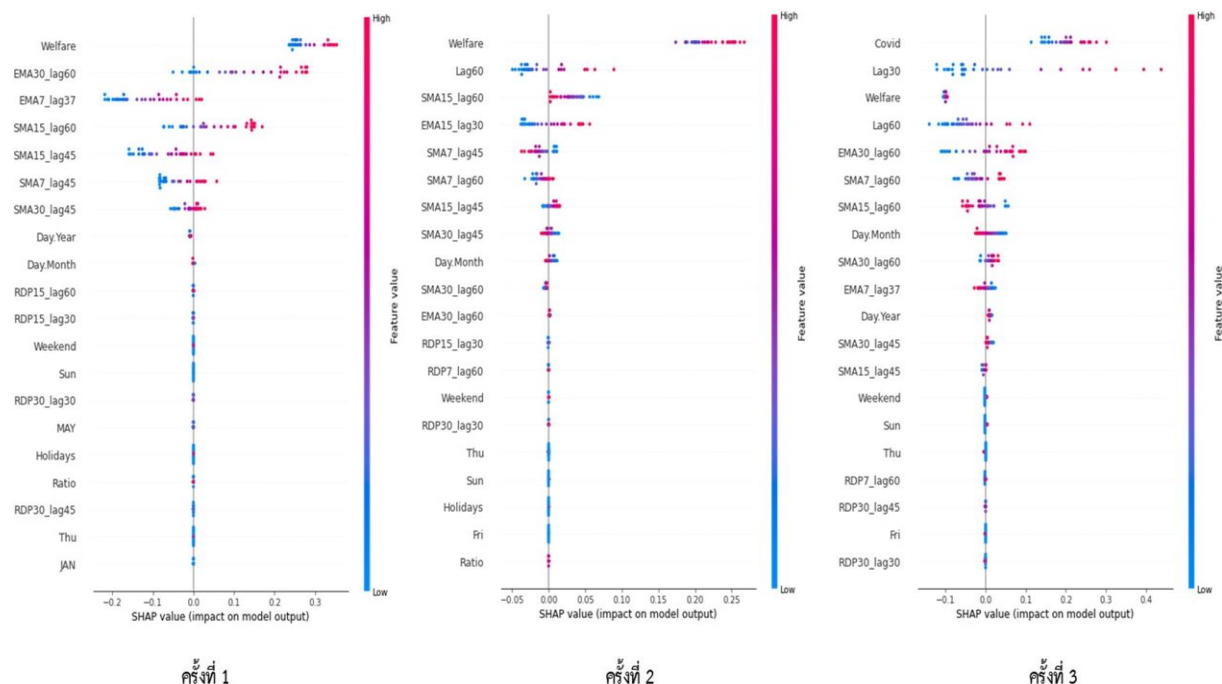
ผลิตภัณฑ์	ตัวแบบที่คัดเลือก	การทดสอบ			
		ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย
นม	ANN รูปแบบที่ 2	33.66%	21.32%	32.99%	29.32%
นมผงเด็ก	TBATS-XGBoost	12.34%	10.64%	9.96%	10.98%
ซอส	TBATS-XGBoost	14.16%	21.85%	19.83%	18.61%
ผงซักฟอก	TBATS-ANN	17.02%	13.41%	24.27%	18.23%
ผ้าอ้อม	ANN รูปแบบที่ 2	16.69%	12.70%	14.01%	14.47%
น้ำอัดลม	ANN รูปแบบที่ 2	23.49%	31.18%	12.77%	22.48%
น้ำมัน	ANN รูปแบบที่ 2	27.26%	38.77%	27.09%	31.04%
				MAPE	20.73%

ตารางที่ 32 ค่า MAPE ตัวแบบตรวจสอบของตัวแบบที่ ANN รูปแบบที่ 2 ของแต่ละผลิตภัณฑ์ที่สนใจ

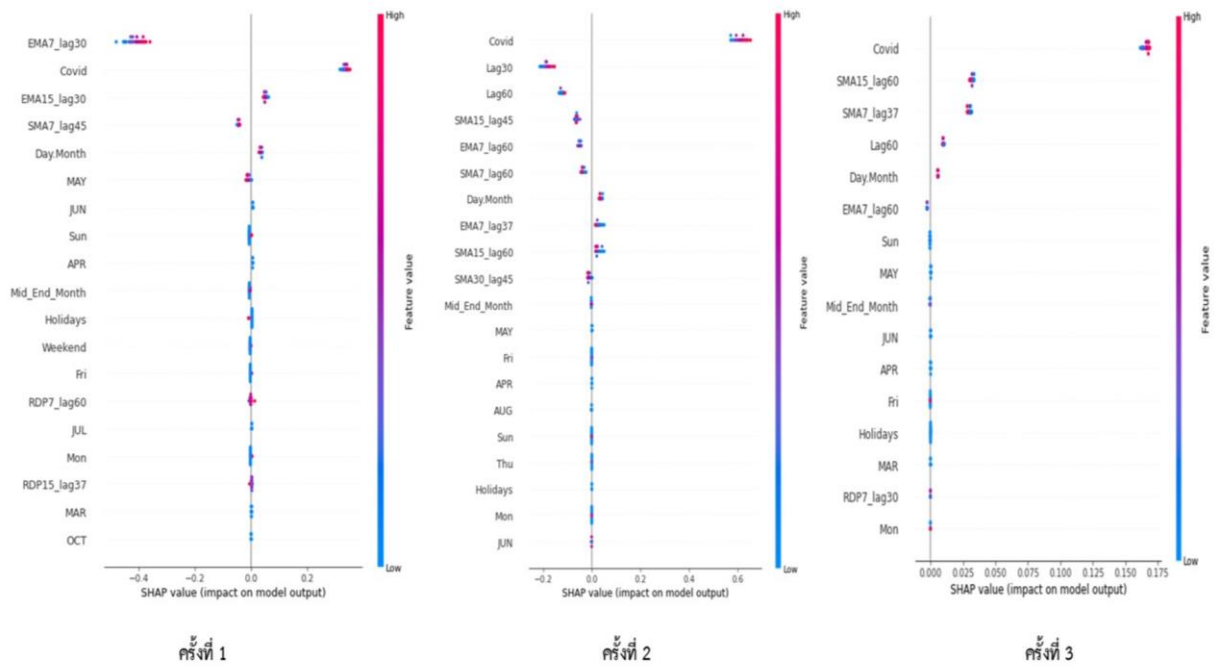
ผลิตภัณฑ์	ตัวแบบที่คัดเลือก	การทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบ			
		ครั้งที่ 1	ครั้งที่ 2	ครั้งที่ 3	ค่าเฉลี่ย
นม	ANN รูปแบบที่ 2	33.66%	21.32%	32.99%	29.32%
นมผงเด็ก	ANN รูปแบบที่ 2	15.67%	13.84%	11.45%	13.65%
ซอส	ANN รูปแบบที่ 2	16.58%	23.34%	21.54%	20.49%
ผงซักฟอก	ANN รูปแบบที่ 2	20.02%	14.83%	25.76%	20.20%
ผ้าอ้อม	ANN รูปแบบที่ 2	16.69%	12.70%	14.01%	14.47%
น้ำอัดลม	ANN รูปแบบที่ 2	23.49%	31.18%	12.77%	22.48%
น้ำมัน	ANN รูปแบบที่ 2	27.26%	38.77%	27.09%	31.04%
MAPE					21.66%

4.10 การวัดการส่งผลต่อตัวแบบของตัวแปรอิสระ (SHAP Value)

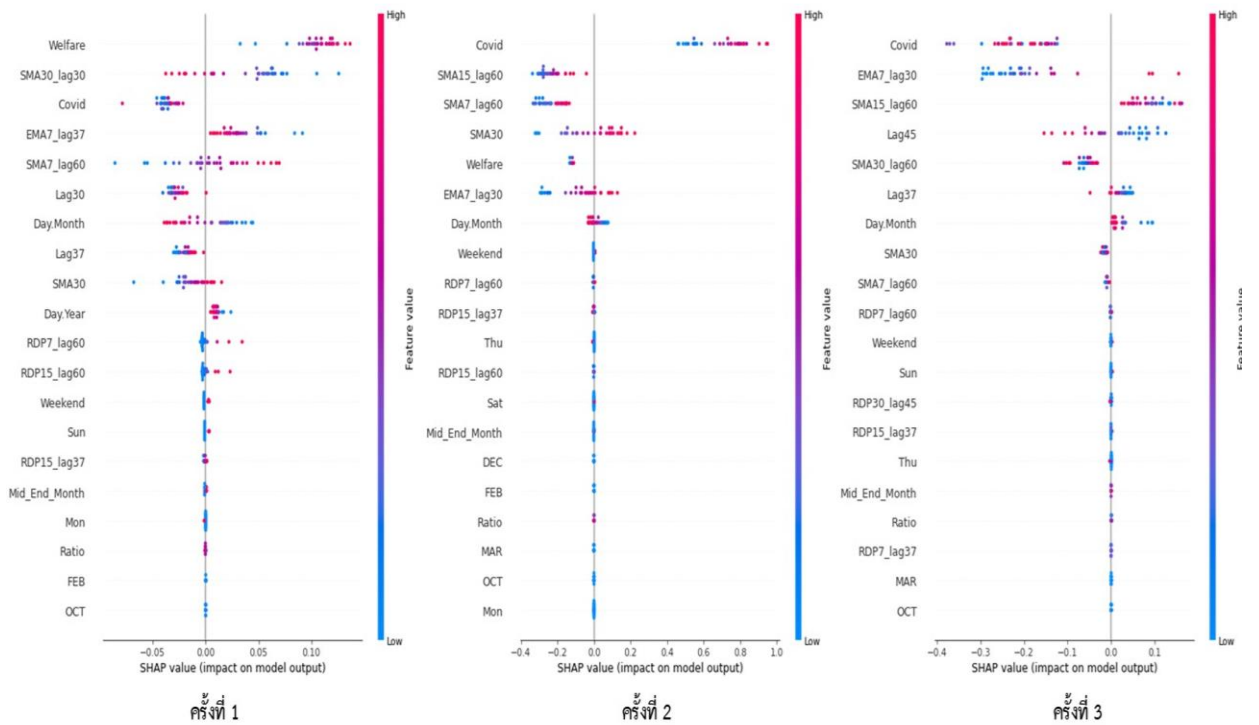
จากผลการการสร้างตัวแบบทั้งหมดพบว่าตัวแบบ ANN โดยการใช้การพยากรณ์ในรูปแบบที่ 2 ให้ผลการประเมินตัวแบบที่ดีที่สุด ดังนั้นจึงทำการหา SHAP Value ของตัวแปรอิสระที่ส่งผลมากที่สุด 20 อันดับแรกของตัวแบบนี้กับแต่ละผลิตภัณฑ์ที่สนใจทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์ ให้ผลดังรูปที่ 85 ถึง 91



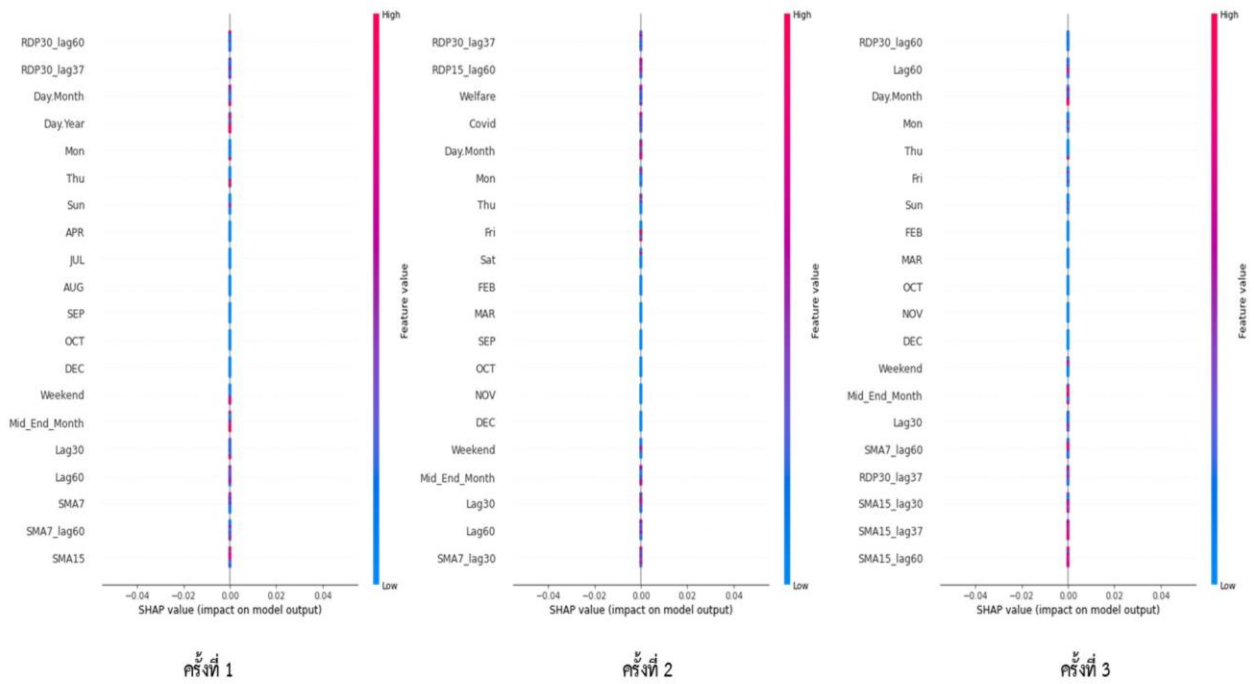
รูปที่ 85 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์นม



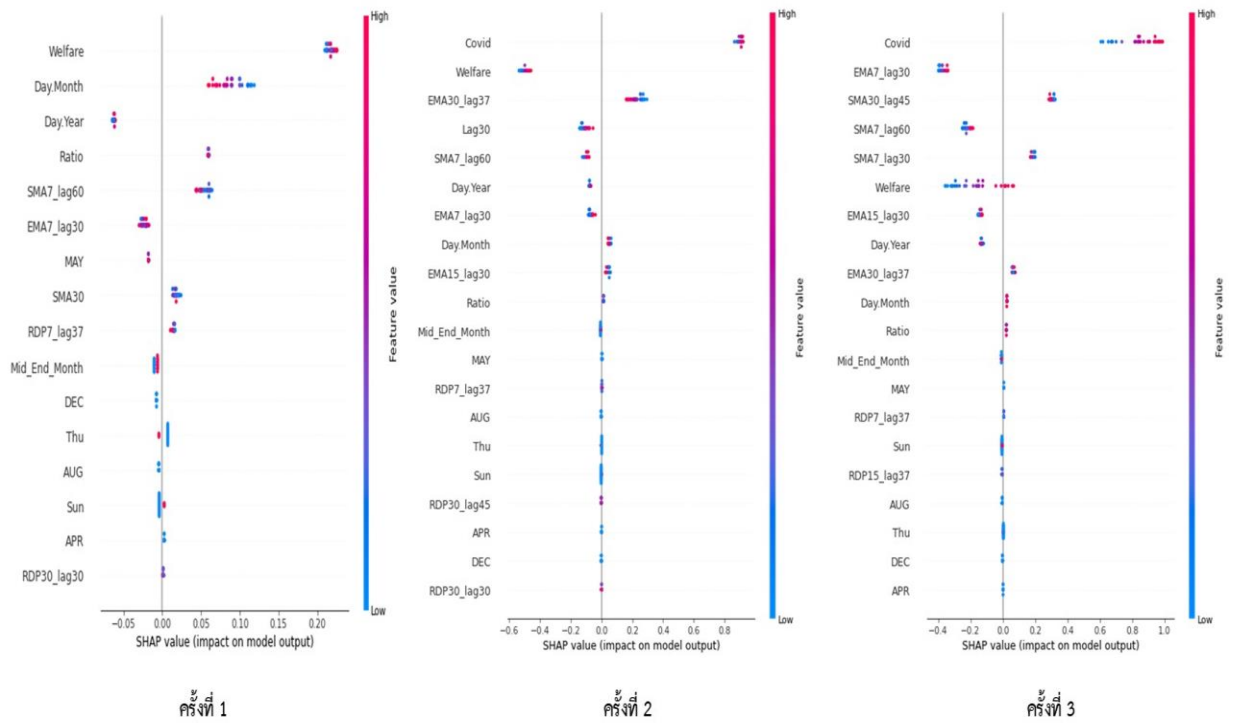
รูปที่ 86 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก



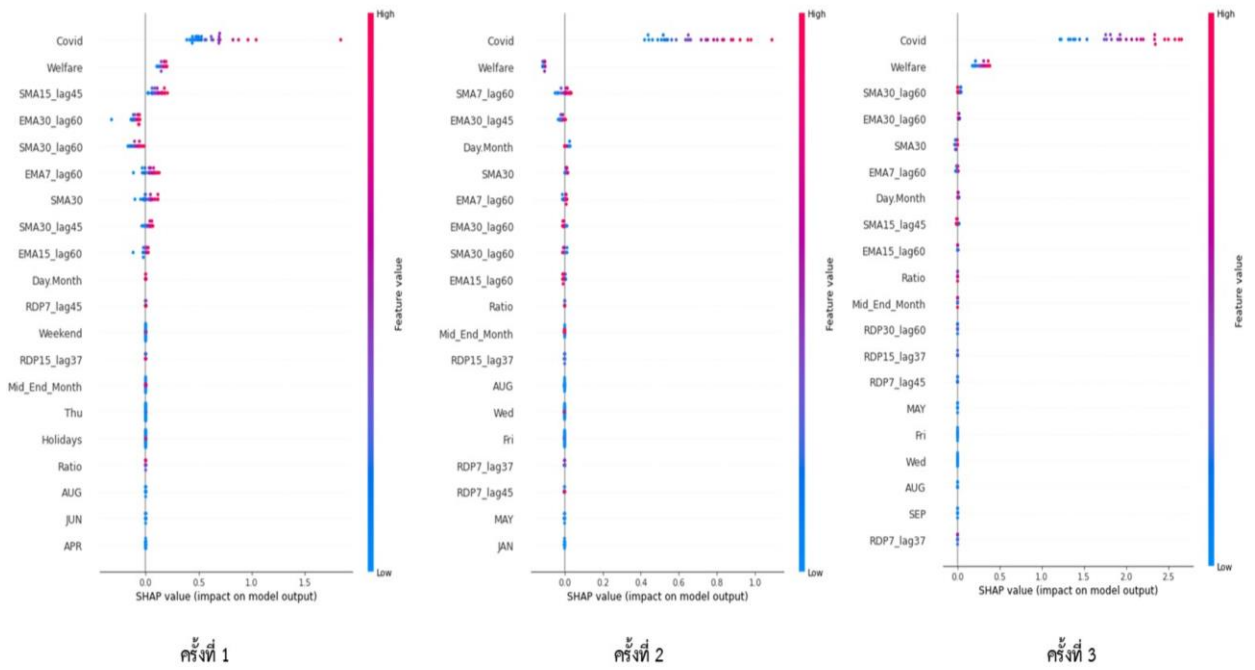
รูปที่ 87 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์ช็อค



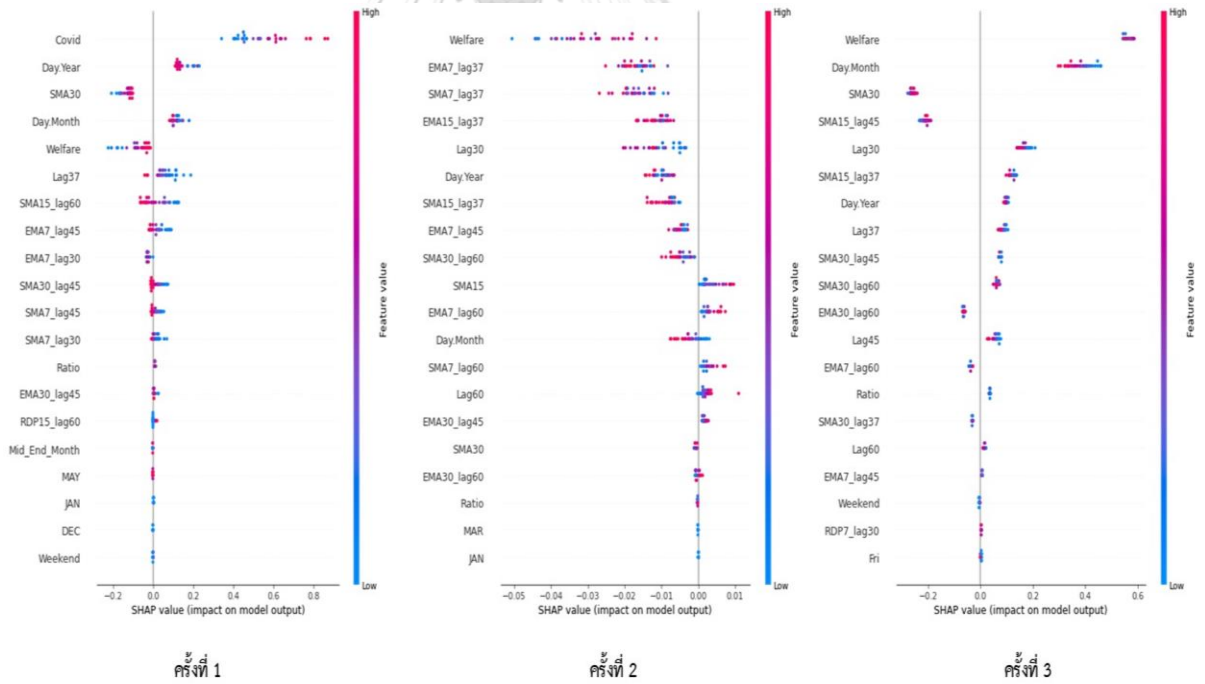
รูปที่ 88 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก



รูปที่ 89 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม



รูปที่ 90 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม



รูปที่ 91 ผล SHAP Value ของผลิตภัณฑ์น้ำมันปรุงอาหาร

บทที่ 5

สรุปผลและข้อเสนอแนะ

การศึกษาการพยากรณ์ยอดขายรายวันของผลิตภัณฑ์ที่สนใจโดยใช้ข้อมูลตัวแปรตามและตัวแปรอิสระที่ใช้เป็น 4 รูปแบบ ซึ่งงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและเลือกตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ยอดขายรายวันโดยการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ของตัวแบบอนุกรมเวลา ตัวแบบการพยากรณ์เชิงสาเหตุ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง และตัวแบบผสม โดยจากการสร้างตัวแบบโดยใช้วิธีสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณพบว่า การพยากรณ์ในรูปแบบที่ 2 ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุด ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเน้นการเปรียบเทียบการพยากรณ์ในรูปแบบที่ 1 และรูปแบบที่ 2 โดยผลิตภัณฑ์ที่สนใจที่ทำการพยากรณ์ทั้งหมด 7 ผลิตภัณฑ์ คือ นม นมผงเด็ก ซอส ผงซักฟอก ผ่าอ้อม น้ำอัดลม และน้ำมัน

ผู้วิจัยได้ศึกษาตัวแบบการพยากรณ์โดยแบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม ประกอบไปด้วยตัวแบบอนุกรมเวลา 1 ตัวแบบคือตัวแบบ TBATS ตัวแบบการพยากรณ์เชิงสาเหตุ 4 ตัวแบบได้แก่ (1) การพยากรณ์เชิงพหุคูณแบบขั้นตอนกับยอดขายรายวันด้วยตัวแปรอิสระรูปแบบที่ 1 (2) การพยากรณ์เชิงพหุคูณแบบขั้นตอนกับลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายด้วยตัวแปรอิสระรูปแบบที่ 2 (3) การพยากรณ์เชิงพหุคูณแบบขั้นตอนกับลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายด้วยตัวแปรอิสระรูปแบบที่ 3 (4) การพยากรณ์เชิงพหุคูณแบบขั้นตอนกับยอดขายรายวันด้วยตัวแปรอิสระรูปแบบที่ 4 ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง 4 ตัวแบบได้แก่ (1) ตัวแบบ XGBoost กับการพยากรณ์ยอดขายรายวันและตัวแปรอิสระรูปแบบที่ 1 (2) ตัวแบบ XGBoost กับการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายและตัวแปรอิสระรูปแบบที่ 2 (3) ตัวแบบ ANN กับการพยากรณ์ยอดขายรายวันและตัวแปรอิสระรูปแบบที่ 1 (4) ตัวแบบ ANN กับการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายและตัวแปรอิสระรูปแบบที่ 2 และตัวแบบผสม 2 ตัวแบบได้แก่ TBATS-XGBoost และ TBATS-ANN โดยแต่ละตัวแบบตัวประเมินผลแบบ Day Forward-Chaining Cross-validation จำนวน 3 ครั้ง และสร้างการพยากรณ์ 7 ผลิตภัณฑ์ที่สนใจ ทำให้งานวิจัยนี้ได้สร้างการพยากรณ์ตัวแบบรวม 195 ครั้ง จากนั้นจึงนำผลการพยากรณ์ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบด้วยวิธีร้อยละค่าเฉลี่ยความผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) เมื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในทุกตัวแบบ พบว่าการพยากรณ์ตัวแบบ ANN กับการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายและตัวแปรอิสระรูปแบบที่ 2 สามารถให้ผลการพยากรณ์โดยรวมกับกลุ่มผลิตภัณฑ์ที่สนใจได้ดีที่สุด ซึ่งให้ผล MAPE โดยรวมเท่ากับ 16.04% โดยหากแบ่งตามชนิดของตัวแบบการพยากรณ์สามารถสรุปผลวิจัยได้ดังนี้

5.1 สรุปผลการดำเนินการ

5.1.1 ตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์

จากผลการพยากรณ์ทำให้แบ่งตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์เป็น 2 แบบด้วยกันคือ การพยากรณ์โดยรวมกับทุกผลิตภัณฑ์และการพยากรณ์โดยแบ่งตามลักษณะของข้อมูล ซึ่งได้ข้อสรุปดังต่อไปนี้

การพยากรณ์โดยรวมกับทุกผลิตภัณฑ์ ใช้วิธีการพยากรณ์ ANN ในรูปแบบที่ 2

การพยากรณ์โดยแบ่งตามลักษณะของข้อมูล

- (1) ข้อมูลที่มีลักษณะฤดูกาลและแนวโน้ม ใช้การพยากรณ์ด้วยวิธี ANN รูปแบบที่ 2
- (2) ข้อมูลที่มีลักษณะฤดูกาลแต่ไม่มีแนวโน้ม ใช้การพยากรณ์ด้วยรูปแบบผสม
- (3) ข้อมูลที่มีลักษณะไม่มีฤดูกาลและแนวโน้ม ใช้การพยากรณ์ด้วยวิธี ANN รูปแบบที่ 2

5.1.2 รูปแบบการพยากรณ์และตัวแปรอิสระ

เมื่อเปรียบเทียบรูปแบบการพยากรณ์ทั้ง 4 รูปแบบในตัวแบบถดถอยเชิงเส้นพหุคูณแบบขั้นตอนสามารถให้ข้อสรุปดังนี้ การพยากรณ์โดยใช้เทคนิคการแปลงค่าลอการิทึมของยอดขายสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของการพยากรณ์ได้ การเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลตัวเองในอดีตคือ ความล่าช้าของยอดขาย ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ล่าช้า ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในรูปแบบเอกซ์โพเนนเชียลล่าช้า ความแตกต่างระหว่างช่วงเวลาที่น่าสนใจล่าช้า สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของการพยากรณ์ได้ อีกทั้งจากการพิจารณาค่า SHAP Value ของตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อตัวแบบการพยากรณ์ของทั้ง 7 ผลิตภัณฑ์ พบว่าตัวแปรอิสระในกลุ่มข้อมูลตัวเองในอดีตต่างๆ และตัวแปรอิสระจำนวนผู้ติดเชื้อโควิด 19 รายวัน และเงินช่วยเหลือจากรัฐบาล อยู่ในกลุ่มตัวแปรอิสระที่ส่งผลกระทบต่อตัวแบบอย่างมาก และการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคการแปลงค่าลอการิทึมของยอดขายและเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลตัวเองในอดีตสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของการพยากรณ์ได้และเป็นรูปแบบการพยากรณ์ที่ดีที่สุด

5.1.3 การพยากรณ์ของแต่ละตัวแบบ

(1) ตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลา

จากการสร้างตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาในงานวิจัยนี้ใช้ตัวแบบ TBATS ซึ่งเป็นตัวแบบที่มีจุดเด่นคือสามารถคำนวณการพยากรณ์ที่มีฤดูกาลที่หลากหลาย ให้เข้ากับแนวโน้มของข้อมูล อีกทั้งยังคำนวณ ARMA error มีการแปลงข้อมูล Box-Cox transformation และอีกทั้งยังสามารถปรับเรียบข้อมูลเพื่อออกเป็นค่าการพยากรณ์ได้ โดยจากการสำรวจและแยกองค์ประกอบข้อมูลกลับ

ผลิตภัณฑ์ที่สนใจพบว่า ข้อมูลมีทั้งผลิตภัณฑ์ที่มีความหลากหลายด้านฤดูกาล ไม่มีฤดูกาล มีแนวโน้ม และไม่มีแนวโน้ม ซึ่งองค์ประกอบของการใช้ตัวแบบ TBATS ในการพยากรณ์นั้นพบว่ามีองค์ประกอบทั้งหมดและสอดคล้องกับลักษณะข้อมูลของผลิตภัณฑ์ที่สนใจซึ่งจากการประเมินผลด้วยวิธี MAPE แล้วพบว่า ตัวแบบ TBATS สามารถให้ความผิดพลาดในการพยากรณ์ที่น้อยกว่าวิธีการพยากรณ์ปัจจุบัน อีกทั้งการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ TBATS นั้น สามารถสร้างตัวแบบและคำนวณพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของแต่ละผลิตภัณฑ์แล้วสามารถตั้งช่วงเวลาในการพยากรณ์ได้เลยทำให้ตัวแบบ TBATS นั้นใช้งานง่ายและสะดวกในการใช้งาน

(2) ตัวแบบการพยากรณ์เชิงสาเหตุ

การสร้างตัวแบบการพยากรณ์เชิงสาเหตุในการพยากรณ์ยอดขายรายวันล่วงหน้า 30 วัน ด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณโดยใช้เทคนิคการถดถอยแบบขั้นตอนในหารคัดเลือกตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับยอดขายรายวันของผลิตภัณฑ์ที่สนใจ โดยแบ่งการทดสอบออกเป็น 4 รูปแบบคือ รูปแบบที่ 1 การพยากรณ์ยอดขายโดยตรงที่ใช้ตัวแปรอิสระปกติในการพยากรณ์ เช่น ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับการขาย ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับเวลา ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับสิ่งแวดล้อม รูปแบบที่ 2 คือ พยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายแล้วแปลงกลับเป็นยอดขายรายวันโดยใช้ตัวแปรอิสระปกติตั้งที่อธิบายก่อนหน้าและใช้ตัวแปรอิสระจากค่ายอดขายของตัวเองในอดีต เช่น ค่าล่าหลัง (lag) ของยอดขาย ค่าล่าหลังของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ปรับเรียบ (SMA with lag) ค่าล่าหลังของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (EMA with lag) และค่าร้อยละความแตกต่างสัมพัทธ์ (RDP with lag) ซึ่งเป็นตัวแปรที่นิยมใช้ในทางการตลาด รูปแบบที่ 3 คือ พยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายแล้วแปลงกลับเป็นยอดขายรายวันโดยใช้ตัวแปรอิสระปกติตั้งที่อธิบายก่อนหน้า รูปแบบที่ 4 การพยากรณ์ยอดขายโดยตรงที่ใช้ตัวแปรอิสระปกติตั้งที่อธิบายก่อนหน้าและใช้ตัวแปรอิสระจากค่ายอดขายของตัวเองในอดีต โดยตัวแปรอิสระที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีทั้งตัวแปรอิสระที่เป็นตัวแปรหุ่น (Dummy variable) และตัวแปรอิสระที่เป็นตัวเลข (Numeric variable) ซึ่งการคัดเลือกตัวแปรอิสระโดยวิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณแบบขั้นตอนนั้นสามารถสังเกตการคัดเลือกตัวแปรอิสระได้ดังต่อไปนี้

ในผลิตภัณฑ์เดียวและการพยากรณ์รูปแบบเดียวกันเมื่อทำการประเมินตัวแบบด้วยวิธี Day Forward-Chaining Cross-validation เป็นจำนวน 3 ครั้งพบว่า ตัวแปรอิสระที่ถูกเลือกในแต่ละครั้งของการฝึกสอนของตัวแบบถดถอยเชิงพหุคูณ พบว่าจะมีตัวแปรอิสระที่ถูกคัดเลือกได้ใกล้เคียงกันอาจมีการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของตัวแปรอิสระเล็กน้อยขึ้นอยู่กับธรรมชาติข้อมูลแต่ละผลิตภัณฑ์ที่ทำการฝึกสอนว่าการอัปเดตข้อมูลเพิ่มเติมจากการทำ Day Forward-Chaining Cross-validation นั้น ตัว

แปรอิสระบางตัวพบความสัมพันธ์กับตัวแปรตามมากขึ้นหรือลดลง ทำให้เมื่อสร้างสมการด้วยตัวแบบถดถอยเชิงเส้นพหุคูณแบบขั้นตอนมีพบการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของตัวตัวอิสระที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

การเปรียบเทียบผล MAPE ของรูปแบบการพยากรณ์ทั้ง 4 แบบ พบว่า เมื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์รูปแบบที่ 1 และ 3 ให้ข้อสรุปว่า การพยากรณ์โดยแปลงค่าลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายแล้วแปลงกลับสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ได้ เมื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์รูปแบบที่ 1 และ 4 ให้ข้อสรุปว่าการเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลตัวเองในอดีตสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ได้ และเมื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์รูปแบบที่ 1 และ 2 ให้ข้อสรุปว่าการพยากรณ์โดยแปลงค่าลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายแล้วแปลงกลับและการเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลตัวเองในอดีตสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ได้ดีขึ้นกว่าทุกรูปแบบการพยากรณ์

นอกจากนี้ยังพบว่ารูปแบบของการพยากรณ์ในแบบที่ 1 และแบบที่ 2 ผลที่ได้จากการสร้างสมการมีความแตกต่างกันในมุมของค่าความผันแปรของตัวแปรตอบสนองที่สามารถอธิบายได้ (R^2) โดยการพยากรณ์รูปแบบที่ 2 คือพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติแล้วแปลงกลับเป็นยอดขายรายวันโดยใช้ตัวแปรอิสระปกติตั้งที่อธิบายก่อนหน้าและใช้ตัวแปรอิสระจากค่ายอดขายของตัวเองในอดีตนั้นมีการปรับปรุงให้ค่า R^2 สูงขึ้นในทุกผลิตภัณฑ์ที่สนใจเนื่องจากการเพิ่มตัวแปรอิสระในการสร้างสมการถดถอยตัวแปรสามารถอธิบายการเกิดขึ้นของตัวแปรตามและสมการถดถอยได้ดีขึ้น อีกทั้งการเปลี่ยนแปลงข้อมูลยอดขายรายวันด้วยค่าลอการิทึมธรรมชาติทำให้ข้อมูลถูกเปลี่ยนจากข้อมูลเชิงเส้นเป็นไม่เชิงเส้นมากขึ้นนอกจากนี้เมื่อทำการแปลงข้อมูลทำให้ค่าโดนบีบอัดมากขึ้น ซึ่งส่งผลให้การฝึกสอนและสร้างตัวแบบพหุคูณแบบขั้นตอนสามารถสร้างสมการได้ดีขึ้นทำให้เมื่อวัดค่า MAPE ของรูปแบบที่ 2 มีความผิดพลาดน้อยกว่ารูปแบบที่ 1

(3) ตัวแบบการพยากรณ์ในกลุ่มตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง

ผู้วิจัยได้ศึกษาตัวแบบ XGBoost และตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ยอดขายรายวันของผลิตภัณฑ์ที่สนใจโดยใช้รูปแบบการพยากรณ์ทั้ง 2 รูปแบบซึ่งใช้ตัวแปรอิสระที่ผ่านการคัดเลือกจากการสร้างสมการถดถอยเชิงพหุคูณแบบขั้นตอน โดยพบว่าตัวแบบ ANN ที่ใช้พยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติแล้วแปลงกลับเป็นยอดขายรายวันโดยใช้ตัวแปรอิสระปกติตั้งที่อธิบายก่อนหน้าและใช้ตัวแปรอิสระจากค่ายอดขายของตัวเองในอดีต ให้ความแม่นยำที่สุดในการพยากรณ์โดยเฉพาะอย่างยิ่งการพยากรณ์ในกลุ่มไม่มีทั้งฤดูกาลและแนวโน้ม ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ANN นั้นสามารถเรียนรู้และหาหน้าหนักการพยากรณ์จากตัวแปรอิสระได้ดีทำให้ได้ค่าผิดพลาดจากการพยากรณ์ค่อนข้างต่ำแต่ก็ใช้เวลาในการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ค่อนข้างนาน ส่วนตัวแบบ

XGBoost นั้นเป็นการพยากรณ์โดยใช้ต้นไม้ตัดสินใจหลายๆต้นมาเรียนรู้ ถึงแม้ว่าให้ผลการพยากรณ์ไม่ดีนักแต่ผลการพยากรณ์ดีกว่าวิธีการปัจจุบัน ซึ่งการพยากรณ์ XGBoost ด้วยรูปแบบที่ 2 มีความแม่นยำมากกว่ารูปแบบที่ 1 แต่ตัวแบบ XGBoost สามารถสร้างตัวแบบได้เร็วกว่าตัวแบบ ANN

ซึ่งเมื่อพิจารณาในแง่ของการนำตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 2 ตัวแบบไปใช้งานกับข้อมูลชุดอื่นที่ไม่เคยเห็นมาก่อนพบว่าตัวแบบที่เลือกกับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ปรับจนนั้น ไม่พบการเกิดปัญหาการเข้ากันได้มากเกินไปของตัวแบบ

(4) การพยากรณ์ในกลุ่มตัวแบบผสม

ผู้วิจัยเลือกตัวแบบผสมที่มีพื้นฐานจากการผสมผสานส่วนประกอบของตัวแบบตามโครงสร้างแบบอนุกรมซึ่งมีข้อดีคือสามารถช่วยปรับปรุงความแม่นยำของการพยากรณ์ให้ดีขึ้นได้ เนื่องจากโครงสร้างตัวแบบผสมแบบอนุกรมนั้นสามารถรูปแบบการมีฤดูกาลและแนวโน้มของข้อมูล ซึ่งเป็นจุดเด่นของตัวแบบอนุกรมเวลาและการสร้างตัวแบบจากการเรียนรู้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ทำให้ตัวแบบผสมที่สร้างขึ้นมีความครอบคลุมของค่าการพยากรณ์ โดยการเลือกตัวแบบเดี่ยวที่นำมาผสมตัวแบบนั้นมีจุดมุ่งหมายเพื่อให้ตัวแบบผสมมีความสามารถตรวจจับข้อมูลทั้งรูปแบบฟังก์ชันเชิงเส้นและรูปแบบฟังก์ชันไม่เชิงเส้น ผู้วิจัยเลือกตัวแบบการพยากรณ์จากกลุ่มตัวแบบอนุกรมเวลาเชิงสถิติเป็นตัวแบบ TBATS เนื่องจากเป็นตัวแบบที่เหมาะสมกับธรรมชาติของข้อมูลของยอดขายของผลิตภัณฑ์ที่สนใจจากการวิเคราะห์และแยกองค์ประกอบข้อมูล และตัวแบบที่ฟังก์ชันไม่เชิงเส้นผู้วิจัยเลือกตัวแบบ XGBoost หรือตัวแบบ ANN จากการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของตัวแบบการพยากรณ์ทั้งหมดกับผลิตภัณฑ์ที่สนใจพบว่าการพยากรณ์ด้วยการผสมผสานด้วยโครงสร้างอนุกรมสามารถเพิ่มความแม่นยำของตัวแบบการพยากรณ์ได้ดี โดยเฉพาะเมื่อนำการพยากรณ์กับสินค้ากลุ่มที่มีฤดูกาลแต่มีแนวโน้มสามารถพยากรณ์ในกลุ่มนี้ได้ดีที่สุด อีกทั้งการพยากรณ์ด้วยตัวแบบผสมสามารถพยากรณ์ได้ดีเมื่อมีลักษณะข้อมูลที่มีความเป็นฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องจากความสัมพันธ์กับการใช้ตัวแบบอนุกรมเวลาในการพยากรณ์

จากการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ดีที่สุดของตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบผสมนั้นพบว่า การพยากรณ์ในครั้งที่ 3 ของการประเมินตัวแบบโดยใช้วิธี Day Forward-Chaining Cross-validation พบว่าให้ผลค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ได้ดีที่สุด ดังนั้น ในการนำตัวแบบไปใช้จริงกับบริษัทกรณีศึกษาควรใช้ค่าการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ในครั้งที่ 3 เพื่อนำมาพยากรณ์ในครั้งต่อไปจนครบกำหนดรอบในการพยากรณ์ใหม่จึงจะปรับจูนใหม่อีกครั้ง

5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 การแปลงค่าของข้อมูล (Data Transformation) กับยอดขาย หรือค่าความผิดพลาด (Residual) ของตัวแบบผสม ควรลองใช้รูปแบบอื่น เช่น เอกซ์โพเนนเชียล ลอการิทึม รากที่สอง กำลังสอง หรือวิธีอื่นๆอาจปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ให้ดีขึ้นได้

5.2.2 ทดลองใช้ตัวแบบผสมโครงสร้างแบบอื่น เช่น ขนาน ขนาน-อนุกรม สำหรับงานวิจัยในอนาคต

5.2.3 ใช้ตัวแปรอิสระอื่นๆเพิ่มเติมที่สะท้อนสภาพเศรษฐกิจในช่วงเวลาต่างๆของไทย เช่น เงินเพื่อหนี้ครัวเรือน ราคาน้ำมัน ก็อาจปรับปรุงตัวแบบให้สามารถพยากรณ์ยอดขายได้ อีกทั้งหาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อภายในของสินค้า เช่น ความทดแทนกันได้ของสินค้าในกลุ่มเดียวกัน ความจงรักภักดีต่อตราสินค้า หรือลักษณะที่ตั้งของแต่ละสาขา สำหรับงานวิจัยในอนาคต



ภาคผนวก



ผลการสร้างสมการถดถอยพหุคูณรูปแบบที่ 1 โดยการพยากรณ์ยอดขายโดยตรงและใช้ตัวแปรอิสระ

ปกติ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
941.901	58.37%	57.80%	56.74%

Regression Equation

Sale = 22268 - 396.4 Price + 0.5391 Welfare + 0.394 Covid - 75.41 Day.Month + 0.953 Day.Year
- 269.5 พท. + 486.2 ฉ. - 303 SEP + 434.5 Mid_End_Month + 368 Holidays

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	10	922805738	92280574	104.02	0.000
Price	1	149760723	149760723	168.81	0.000
Welfare	1	154811974	154811974	174.50	0.000
Covid	1	9839403	9839403	11.09	0.001
Day.Month	1	304501888	304501888	343.23	0.000
Day.Year	1	6257835	6257835	7.05	0.008
พท.	1	6509382	6509382	7.34	0.007
ฉ.	1	21031796	21031796	23.71	0.000
SEP	1	4701227	4701227	5.30	0.022
Mid_End_Month	1	28186092	28186092	31.77	0.000
Holidays	1	5078296	5078296	5.72	0.017
Error	742	658286271	887178		
Total	752	1581092008			

รูปภาพผนวกที่ 1 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และ
วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
1003.33	53.27%	52.78%	51.58%

Regression Equation

Sale = 20335 - 355.5 Price + 0.4898 Welfare + 0.1345 Covid - 69.79 Day.Month - 307 พท.
+ 481 ฉ. + 270 DEC + 502.2 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	8	889205129	111150641	110.41	0.000
Price	1	131906003	131906003	131.03	0.000
Welfare	1	142538723	142538723	141.59	0.000
Covid	1	6427308	6427308	6.38	0.012
Day.Month	1	280735347	280735347	278.87	0.000
พท.	1	8793250	8793250	8.73	0.003
ฉ.	1	21604645	21604645	21.46	0.000
DEC	1	4119896	4119896	4.09	0.043
Mid_End_Month	1	40482051	40482051	40.21	0.000
Error	775	780172540	1006674		
Total	783	1669377669			

รูปภาพผนวกที่ 2 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการ
วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
991.473	53.95%	53.43%	52.23%

Regression Equation

Sale = 20030 - 349.1 Price + 0.4797 Welfare + 0.1997 Covid - 68.68 Day.Month - 288 พท.
+ 494 ฉ. - 290 MAY + 507.3 Mid_End_Month + 341 Holidays

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	925862136	102873571	104.65	0.000
Price	1	130950768	130950768	133.21	0.000
Welfare	1	147758322	147758322	150.31	0.000
Covid	1	24903577	24903577	25.33	0.000
Day.Month	1	276006646	276006646	280.77	0.000
พท.	1	8000996	8000996	8.14	0.004
ฉ.	1	23568043	23568043	23.98	0.000
MAY	1	6299934	6299934	6.41	0.012
Mid_End_Month	1	42031527	42031527	42.76	0.000
Holidays	1	4750213	4750213	4.83	0.028
Error	804	790346675	983018		
Total	813	1716208811			

รูปภาพผนวกที่ 3 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และ
วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
40.2622	30.80%	29.58%	27.78%

Regression Equation

Sale = 266.98 + 0.00843 Welfare + 0.04370 Covid - 0.851 Day.Month + 10.02 ฉ. + 21.33 ศ.
+ 21.98 ฉ. - 16.17 MAR - 41.04 APR - 45.85 MAY - 25.15 JUN - 19.24 JUL + 12.54 DEC
+ 12.58 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	13	533151	41012	25.30	0.000
Welfare	1	30958	30958	19.10	0.000
Covid	1	101528	101528	62.63	0.000
Day.Month	1	40168	40168	24.78	0.000
ฉ.	1	8611	8611	5.31	0.021
ศ.	1	39289	39289	24.24	0.000
ฉ.	1	41394	41394	25.54	0.000
MAR	1	11596	11596	7.15	0.008
APR	1	90184	90184	55.63	0.000
MAY	1	109319	109319	67.44	0.000
JUN	1	32008	32008	19.75	0.000
JUL	1	19257	19257	11.88	0.001
DEC	1	8308	8308	5.13	0.024
Mid_End_Month	1	28663	28663	17.68	0.000
Error	739	1197950	1621		
Total	752	1731101			

รูปภาพผนวกที่ 4 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการ
วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
41.3015	31.77%	30.70%	28.39%

Regression Equation

Sale = 269.10 + 0.01005 Welfare + 0.02557 Covid - 0.872 Day.Month + 21.33 ศ. + 20.93 ฉ.
- 17.67 MAR - 33.19 APR - 44.07 MAY - 25.40 JUN - 19.53 JUL + 12.67 DEC
+ 11.93 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	12	612276	51023	29.91	0.000
Welfare	1	46270	46270	27.13	0.000
Covid	1	181095	181095	106.16	0.000
Day.Month	1	43985	43985	25.79	0.000
ศ.	1	42424	42424	24.87	0.000
ฉ.	1	40878	40878	23.96	0.000
MAR	1	13955	13955	8.18	0.004
APR	1	68081	68081	39.91	0.000
MAY	1	117966	117966	69.16	0.000
JUN	1	32736	32736	19.19	0.000
JUL	1	19891	19891	11.66	0.001
DEC	1	8484	8484	4.97	0.026
Mid_End_Month	1	26876	26876	15.76	0.000
Error	771	1315182	1706		
Total	783	1927458			

รูปภาพผนวกที่ 5 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และ
วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
41.1754	32.85%	31.84%	30.11%

Regression Equation

Sale = 268.53 + 0.01075 Welfare + 0.02311 Covid - 0.824 Day.Month + 20.72 ศ. + 21.12 ฉ.
- 18.53 MAR - 32.01 APR - 41.90 MAY - 27.97 JUN - 19.39 JUL + 12.73 DEC
+ 11.07 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	12	664320	55360	32.65	0.000
Welfare	1	56511	56511	33.33	0.000
Covid	1	274070	274070	161.65	0.000
Day.Month	1	40744	40744	24.03	0.000
ศ.	1	41485	41485	24.47	0.000
ฉ.	1	43138	43138	25.44	0.000
MAR	1	15497	15497	9.14	0.003
APR	1	65062	65062	38.38	0.000
MAY	1	115716	115716	68.25	0.000
JUN	1	46643	46643	27.51	0.000
JUL	1	19623	19623	11.57	0.001
DEC	1	8558	8558	5.05	0.025
Mid_End_Month	1	24030	24030	14.17	0.000
Error	801	1358025	1695		
Total	813	2022344			

รูปภาพผนวกที่ 6 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการ
วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
1458.63	43.58%	42.82%	41.88%

Regression Equation

Sale = 6132 - 52.2 Price + 0.2145 Welfare + 0.675 Covid - 114.89 Day.Month - 697 APR
- 594 JUL - 488 AUG - 427 SEP + 495 Weekend + 894 Mid End Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	10	1219511938	121951194	57.32	0.000
Price	1	20837030	20837030	9.79	0.002
Welfare	1	23652332	23652332	11.12	0.001
Covid	1	23992485	23992485	11.28	0.001
Day.Month	1	730524951	730524951	343.36	0.000
APR	1	26687931	26687931	12.54	0.000
JUL	1	18827234	18827234	8.85	0.003
AUG	1	11742545	11742545	5.52	0.019
SEP	1	9282376	9282376	4.36	0.037
Weekend	1	37554252	37554252	17.65	0.000
Mid_End_Month	1	142811829	142811829	67.12	0.000
Error	742	1578671363	2127589		
Total	752	2798183301			

รูปภาพผนวกที่ 7 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ซอส

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
1490.00	39.75%	39.20%	38.26%

Regression Equation

Sale = 5054 - 35.8 Price + 0.2927 Welfare - 107.48 Day.Month - 414 JUL + 412 DEC
+ 515 Weekend + 913 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	7	1136462735	162351819	73.13	0.000
Price	1	10453333	10453333	4.71	0.030
Welfare	1	54024164	54024164	24.33	0.000
Day.Month	1	672640950	672640950	302.98	0.000
JUL	1	9496552	9496552	4.28	0.039
DEC	1	8976657	8976657	4.04	0.045
Weekend	1	42444606	42444606	19.12	0.000
Mid_End_Month	1	155590503	155590503	70.08	0.000
Error	776	1722792195	2220093		
Total	783	2859254930			

รูปภาพผนวกที่ 8 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ซอส

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
1468.72	39.61%	39.09%	38.03%

Regression Equation

Sale = 5178 - 41.1 Price + 0.3231 Welfare - 105.45 Day.Month + 420 OCT + 480 DEC
+ 511 Weekend + 888 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	7	1140448223	162921175	75.53	0.000
Price	1	13793953	13793953	6.39	0.012
Welfare	1	67301784	67301784	31.20	0.000
Day.Month	1	671633341	671633341	311.36	0.000
OCT	1	9873765	9873765	4.58	0.033
DEC	1	12291024	12291024	5.70	0.017
Weekend	1	43360682	43360682	20.10	0.000
Mid_End_Month	1	152889822	152889822	70.88	0.000
Error	806	1738642990	2157125		
Total	813	2879091213			

รูปภาพผนวกที่ 9 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ซอส

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
281.272	57.04%	56.52%	55.79%

Regression Equation

Sale = 887.2 + 0.1154 Welfare + 0.0846 Covid - 28.25 Day.Month + 95.1 อภ. - 117.8 APR
+ 91.2 OCT + 88.6 DEC + 60.4 Weekend + 241.7 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	78041781	8671309	109.61	0.000
Welfare	1	7399408	7399408	93.53	0.000
Covid	1	381483	381483	4.82	0.028
Day.Month	1	44299485	44299485	559.95	0.000
อภ.	1	483897	483897	6.12	0.014
APR	1	776900	776900	9.82	0.002
OCT	1	460988	460988	5.83	0.016
DEC	1	436216	436216	5.51	0.019
Weekend	1	325723	325723	4.12	0.043
Mid_End_Month	1	10587892	10587892	133.83	0.000
Error	743	58781487	79114		
Total	752	136823269			

รูปภาพผนวกที่ 10 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
294.603	53.03%	52.54%	51.83%

Regression Equation

Sale = 858.8 + 0.1179 Welfare - 26.51 Day.Month + 90.1 ฉ. - 81.7 APR + 89.1 OCT + 90.3 DEC
+ 69.3 Weekend + 241.4 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	8	75934887	9491861	109.36	0.000
Welfare	1	8984690	8984690	103.52	0.000
Day.Month	1	41068358	41068358	473.19	0.000
ฉ.	1	454903	454903	5.24	0.022
APR	1	466291	466291	5.37	0.021
OCT	1	441916	441916	5.09	0.024
DEC	1	453814	453814	5.23	0.022
Weekend	1	448491	448491	5.17	0.023
Mid_End_Month	1	11007343	11007343	126.83	0.000
Error	775	67263164	86791		
Total	783	143198051			

รูปภาพผนวกที่ 11 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
290.992	53.06%	52.59%	51.90%

Regression Equation

Sale = 849.5 + 0.1200 Welfare - 26.18 Day.Month + 67.3 ส. + 157.9 ฉ. - 76.4 APR + 94.3 OCT
+ 95.5 DEC + 238.2 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	8	77049717	9631215	113.74	0.000
Welfare	1	9414647	9414647	111.18	0.000
Day.Month	1	41539433	41539433	490.57	0.000
ส.	1	438467	438467	5.18	0.023
ฉ.	1	2411640	2411640	28.48	0.000
APR	1	411021	411021	4.85	0.028
OCT	1	497929	497929	5.88	0.016
DEC	1	510514	510514	6.03	0.014
Mid_End_Month	1	11117481	11117481	131.29	0.000
Error	805	68164226	84676		
Total	813	145213944			

รูปภาพผนวกที่ 12 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
106.964	32.40%	31.94%	31.25%

Regression Equation

Sale = 832.1 - 1.759 Price + 63.1 ฉา. - 28.8 MAY - 30.7 NOV + 40.53 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	5	4095539	819108	71.59	0.000
Price	1	3097609	3097609	270.74	0.000
ฉา.	1	365654	365654	31.96	0.000
MAY	1	45751	45751	4.00	0.046
NOV	1	51211	51211	4.48	0.035
Mid_End_Month	1	307005	307005	26.83	0.000
Error	747	8546682	11441		
Total	752	12642221			

รูปภาพผนวกที่ 13 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และ
วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
104.368	34.84%	34.44%	33.83%

Regression Equation

Sale = 835.8 - 1.777 Price + 0.00829 Covid + 61.4 ฉา. - 28.0 NOV + 41.66 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	5	4706598	941320	86.42	0.000
Price	1	3194433	3194433	293.26	0.000
Covid	1	42758	42758	3.93	0.048
ฉา.	1	375050	375050	34.43	0.000
NOV	1	42777	42777	3.93	0.048
Mid_End_Month	1	350854	350854	32.21	0.000
Error	808	8801320	10893		
Total	813	13507918			

รูปภาพผนวกที่ 14 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการ
วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
105.919	33.86%	33.52%	32.86%

Regression Equation

Sale = 858.2 - 1.829 Price + 61.9 α . - 30.1 NOV + 39.87 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	4	4474300	1118575	99.70	0.000
Price	1	3705466	3705466	330.29	0.000
α .	1	368358	368358	32.83	0.000
NOV	1	49972	49972	4.45	0.035
Mid_End_Month	1	309427	309427	27.58	0.000
Error	779	8739542	11219		
Total	783	13213841			

รูปภาพผนวกที่ 15 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 1 และวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
3750.82	20.83%	19.98%	18.26%

Regression Equation

Sale = 31794 - 1123.3 Price + 0.698 Welfare + 1.312 Covid + 1715 π . - 1244 FEB + 855 Weekend + 848 Mid End Month + 1215 Holidays

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	8	2754001558	344250195	24.47	0.000
Price	1	2052688042	2052688042	145.90	0.000
Welfare	1	231424727	231424727	16.45	0.000
Covid	1	115425010	115425010	8.20	0.004
π .	1	253259882	253259882	18.00	0.000
FEB	1	67121690	67121690	4.77	0.029
Weekend	1	104355877	104355877	7.42	0.007
Mid_End_Month	1	133944614	133944614	9.52	0.002
Holidays	1	56726943	56726943	4.03	0.045
Error	744	10467088277	14068667		
Total	752	13221089835			

รูปภาพผนวกที่ 16 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 1 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
3696.04	21.68%	20.87%	19.19%

Regression Equation

Sale = 31518 - 1109.1 Price + 0.675 Welfare + 0.568 Covid + 1694 พ. - 1163 FEB + 884 Weekend + 769 Mid_End_Month + 1148 Holidays

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	8	2930189213	366273652	26.81	0.000
Price	1	2043544908	2043544908	149.59	0.000
Welfare	1	227247379	227247379	16.64	0.000
Covid	1	113786054	113786054	8.33	0.004
พ.	1	256500186	256500186	18.78	0.000
FEB	1	59858801	59858801	4.38	0.037
Weekend	1	116349328	116349328	8.52	0.004
Mid_End_Month	1	114363036	114363036	8.37	0.004
Holidays	1	55478281	55478281	4.06	0.044
Error	775	10587050671	13660711		
Total	783	13517239884			

รูปภาพผนวกที่ 17 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
3637.76	22.49%	21.72%	20.10%

Regression Equation

Sale = 31584 - 1111.0 Price + 0.660 Welfare + 0.606 Covid + 1633 พ. - 1151 FEB + 900 Weekend + 769 Mid_End_Month + 1137 Holidays

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	8	3091063417	386382927	29.20	0.000
Price	1	2052288737	2052288737	155.08	0.000
Welfare	1	236589555	236589555	17.88	0.000
Covid	1	244146308	244146308	18.45	0.000
พ.	1	248576518	248576518	18.78	0.000
FEB	1	59230915	59230915	4.48	0.035
Weekend	1	125199101	125199101	9.46	0.002
Mid_End_Month	1	118911157	118911157	8.99	0.003
Holidays	1	54660477	54660477	4.13	0.042
Error	805	10652821546	13233319		
Total	813	13743884963			

รูปภาพผนวกที่ 18 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
97.1454	59.98%	59.50%	58.04%

Regression Equation

Sale = 418.1 - 6.125 Price + 0.07932 Welfare + 0.0872 Covid - 2.795 Day.Month + 89.7 JAN + 228.7 MAR + 49.8 APR + 34.86 Weekend + 33.06 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	10508975	1167664	123.73	0.000
Price	1	977647	977647	103.59	0.000
Welfare	1	2808388	2808388	297.59	0.000
Covid	1	393168	393168	41.66	0.000
Day.Month	1	430436	430436	45.61	0.000
JAN	1	425641	425641	45.10	0.000
MAR	1	2239760	2239760	237.33	0.000
APR	1	129252	129252	13.70	0.000
Weekend	1	186088	186088	19.72	0.000
Mid_End_Month	1	195618	195618	20.73	0.000
Error	743	7011866	9437		
Total	752	17520841			

รูปภาพผนวกที่ 19 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และ

วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
98.5893	60.37%	59.90%	58.33%

Regression Equation

Sale = 415.6 - 6.138 Price + 0.08187 Welfare + 0.03504 Covid - 2.761 Day.Month + 99.0 JAN + 228.3 MAR + 73.8 APR + 39.35 Weekend + 34.35 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	11457983	1273109	130.98	0.000
Price	1	988147	988147	101.66	0.000
Welfare	1	3115953	3115953	320.58	0.000
Covid	1	409933	409933	42.17	0.000
Day.Month	1	438877	438877	45.15	0.000
JAN	1	536931	536931	55.24	0.000
MAR	1	2271524	2271524	233.70	0.000
APR	1	348740	348740	35.88	0.000
Weekend	1	247599	247599	25.47	0.000
Mid_End_Month	1	220513	220513	22.69	0.000
Error	774	7523169	9720		
Total	783	18981152			

รูปภาพผนวกที่ 20 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการ

วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
97.6406	60.35%	59.91%	58.47%

Regression Equation

Sale = 415.5 - 6.028 Price + 0.07760 Welfare + 0.04533 Covid - 2.886 Day.Month + 96.1 JAN
+ 232.3 MAR + 66.9 APR + 40.18 Weekend + 32.93 Mid_End_Month

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	11668744	1296527	135.99	0.000
Price	1	961284	961284	100.83	0.000
Welfare	1	3136145	3136145	328.95	0.000
Covid	1	1306719	1306719	137.06	0.000
Day.Month	1	496965	496965	52.13	0.000
JAN	1	509194	509194	53.41	0.000
MAR	1	2376135	2376135	249.24	0.000
APR	1	297905	297905	31.25	0.000
Weekend	1	267743	267743	28.08	0.000
Mid_End_Month	1	210619	210619	22.09	0.000
Error	804	7665082	9534		
Total	813	19333825			

รูปภาพผนวกที่ 21 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 1 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน



ผลการสร้างสมการถดถอยพหุคูณรูปแบบที่ 2 โดยการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายแล้ว
 แปลงค่ากลับโดยที่เพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับยอดขายของตัวเองในอดีต

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.206435	79.77%	79.27%	78.31%

Regression Equation

$$\begin{aligned} \ln(\text{Sale}) = & 14.697 - 16.120 \text{ Ratio} + 0.000113 \text{ Welfare} - 0.03198 \text{ Day.Month} - 0.0789 \text{ พท.} \\ & + 0.2026 \text{ ฉ.} - 0.0970 \text{ JAN} + 0.0959 \text{ MAR} - 0.0795 \text{ SEP} + 0.1008 \text{ OCT} \\ & + 0.0682 \text{ Mid_End_Month} + 0.1440 \text{ Holidays} - 0.000069 \text{ SMA7_lag45} \\ & - 0.000043 \text{ SMA15_lag30} + 0.000185 \text{ SMA15_lag45} + 0.000123 \text{ SMA15_lag60} \\ & + 0.0452 \text{ RDP7_lag30} + 0.0547 \text{ RDP7_lag60} - 0.0427 \text{ RDP30_lag60} \end{aligned}$$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	18	123.345	6.8525	160.80	0.000
Ratio	1	19.401	19.4006	455.25	0.000
Welfare	1	4.819	4.8191	113.08	0.000
Day.Month	1	27.360	27.3603	642.03	0.000
พท.	1	0.519	0.5192	12.18	0.001
ฉ.	1	3.639	3.6386	85.38	0.000
JAN	1	0.505	0.5049	11.85	0.001
MAR	1	0.396	0.3963	9.30	0.002
SEP	1	0.324	0.3243	7.61	0.006
OCT	1	0.532	0.5317	12.48	0.000
Mid_End_Month	1	0.300	0.2996	7.03	0.008
Holidays	1	0.760	0.7596	17.82	0.000
SMA7_lag45	1	0.804	0.8042	18.87	0.000
SMA15_lag30	1	0.362	0.3618	8.49	0.004
SMA15_lag45	1	2.574	2.5741	60.40	0.000
SMA15_lag60	1	1.502	1.5022	35.25	0.000
RDP7_lag30	1	0.684	0.6843	16.06	0.000
RDP7_lag60	1	0.827	0.8267	19.40	0.000
RDP30_lag60	1	0.254	0.2539	5.96	0.015
Error	734	31.280	0.0426		
Total	752	154.625			

รูปภาพผนวกที่ 22 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.227053	75.76%	75.16%	74.02%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 13.950 - 14.800 \text{ Ratio} + 0.000075 \text{ Welfare} - 0.02831 \text{ Day.Month} - 0.0667 \text{ พท.}$
 $+ 0.0536 \text{ ศ.} + 0.1563 \text{ ฉ.} - 0.1078 \text{ JAN} - 0.0653 \text{ SEP} + 0.0939 \text{ OCT} + 0.0681 \text{ Weekend}$
 $+ 0.1481 \text{ Holidays} - 0.000027 \text{ Lag60} - 0.000049 \text{ SMA7_lag45} + 0.000141 \text{ SMA15_lag45}$
 $+ 0.000184 \text{ SMA30} + 0.000120 \text{ SMA30_lag60} + 0.000245 \text{ EMA7_lag30}$
 $- 0.000360 \text{ EMA15_lag30} + 0.0778 \text{ RDP7_lag60}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	19	123.093	6.4786	125.67	0.000
Ratio	1	19.208	19.2084	372.60	0.000
Welfare	1	1.615	1.6146	31.32	0.000
Day.Month	1	18.515	18.5155	359.15	0.000
พท.	1	0.350	0.3499	6.79	0.009
ศ.	1	0.239	0.2391	4.64	0.032
ฉ.	1	1.367	1.3666	26.51	0.000
JAN	1	0.631	0.6315	12.25	0.000
SEP	1	0.217	0.2168	4.21	0.041
OCT	1	0.468	0.4679	9.08	0.003
Weekend	1	0.386	0.3860	7.49	0.006
Holidays	1	0.866	0.8658	16.79	0.000
Lag60	1	0.255	0.2546	4.94	0.027
SMA7_lag45	1	0.541	0.5412	10.50	0.001
SMA15_lag45	1	1.550	1.5505	30.08	0.000
SMA30	1	1.770	1.7702	34.34	0.000
SMA30_lag60	1	0.986	0.9855	19.12	0.000
EMA7_lag30	1	2.609	2.6094	50.62	0.000
EMA15_lag30	1	2.993	2.9926	58.05	0.000
RDP7_lag60	1	0.876	0.8763	17.00	0.000
Error	764	39.386	0.0516		
Total	783	162.480			

รูปภาพผนวกที่ 23 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.227446	75.48%	74.89%	73.76%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 13.890 - 14.393 \text{ Ratio} + 0.000076 \text{ Welfare} + 0.000039 \text{ Covid} - 0.02682 \text{ Day.Month}$
 $- 0.000221 \text{ Day.Year} - 0.0783 \text{ พฤ.} + 0.0492 \text{ ศ.} + 0.0696 \text{ ส.} + 0.2242 \text{ อภ.} - 0.1373 \text{ JAN}$
 $- 0.1033 \text{ APR} + 0.1198 \text{ OCT} + 0.1449 \text{ Holidays} - 0.000045 \text{ SMA7_lag45}$
 $+ 0.000163 \text{ SMA15_lag45} + 0.000174 \text{ SMA30} + 0.000223 \text{ EMA7_lag30}$
 $- 0.000305 \text{ EMA15_lag30} + 0.0454 \text{ RDP7_lag60}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	19	126.442	6.6549	128.64	0.000
Ratio	1	19.064	19.0635	368.51	0.000
Welfare	1	1.984	1.9845	38.36	0.000
Covid	1	0.828	0.8282	16.01	0.000
Day.Month	1	19.759	19.7588	381.95	0.000
Day.Year	1	0.203	0.2034	3.93	0.048
พฤ.	1	0.530	0.5304	10.25	0.001
ศ.	1	0.209	0.2090	4.04	0.045
ส.	1	0.417	0.4168	8.06	0.005
อภ.	1	4.330	4.3304	83.71	0.000
JAN	1	0.698	0.6977	13.49	0.000
APR	1	0.566	0.5658	10.94	0.001
OCT	1	0.699	0.6993	13.52	0.000
Holidays	1	0.832	0.8317	16.08	0.000
SMA7_lag45	1	0.495	0.4947	9.56	0.002
SMA15_lag45	1	2.646	2.6457	51.14	0.000
SMA30	1	2.427	2.4272	46.92	0.000
EMA7_lag30	1	2.554	2.5536	49.36	0.000
EMA15_lag30	1	2.646	2.6455	51.14	0.000
RDP7_lag60	1	0.745	0.7453	14.41	0.000
Error	794	41.075	0.0517		
Total	813	167.518			

รูปภาพผนวกที่ 24 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.127771	41.42%	40.23%	38.29%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 4.9999 + 0.000101 \text{ Covid} - 0.003814 \text{ Day.Month} + 0.0380 \text{ จ.} + 0.0703 \text{ ศ.} + 0.0711 \text{ ฉ.}$
 $- 0.0380 \text{ MAR} - 0.0791 \text{ APR} - 0.0846 \text{ MAY} + 0.04405 \text{ Mid_End_Month} - 0.0546 \text{ Holidays}$
 $+ 0.000534 \text{ Lag30} + 0.000734 \text{ SMA15_lag45} + 0.002024 \text{ SMA30} - 0.001052 \text{ EMA7_lag37}$
 $+ 0.0888 \text{ RDP7_lag60}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	15	8.5079	0.56719	34.74	0.000
Covid	1	0.4592	0.45920	28.13	0.000
Day.Month	1	0.6779	0.67786	41.52	0.000
จ.	1	0.1230	0.12300	7.53	0.006
ศ.	1	0.4255	0.42550	26.06	0.000
ฉ.	1	0.4265	0.42647	26.12	0.000
MAR	1	0.0695	0.06946	4.25	0.039
APR	1	0.2660	0.26604	16.30	0.000
MAY	1	0.2915	0.29146	17.85	0.000
Mid_End_Month	1	0.3357	0.33570	20.56	0.000
Holidays	1	0.1077	0.10771	6.60	0.010
Lag30	1	0.3315	0.33153	20.31	0.000
SMA15_lag45	1	0.1247	0.12468	7.64	0.006
SMA30	1	0.4660	0.46598	28.54	0.000
EMA7_lag37	1	0.3118	0.31183	19.10	0.000
RDP7_lag60	1	0.1755	0.17553	10.75	0.001
Error	737	12.0318	0.01633		
Total	752	20.5397			

รูปภาพผนวกที่ 25 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.127674	44.52%	43.44%	41.64%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 4.9701 + 0.000052 \text{ Covid} - 0.003243 \text{ Day.Month} - 0.0321 \text{ อ.} - 0.0355 \text{ พท.} + 0.0459 \text{ ศ.}$
 $+ 0.0530 \text{ ฉ.} - 0.0609 \text{ APR} - 0.0777 \text{ MAY} + 0.03748 \text{ Mid_End_Month} - 0.0519 \text{ Holidays}$
 $- 0.002027 \text{ SMA7_lag60} + 0.002503 \text{ SMA30} - 0.001198 \text{ EMA7_lag37} + 0.003127 \text{ EMA7_lag60}$
 $+ 0.1182 \text{ RDP30_lag30}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	15	10.0469	0.66979	41.09	0.000
Covid	1	0.5379	0.53791	33.00	0.000
Day.Month	1	0.5414	0.54143	33.22	0.000
อ.	1	0.0862	0.08620	5.29	0.022
พท.	1	0.1022	0.10215	6.27	0.013
ศ.	1	0.1740	0.17401	10.68	0.001
ฉ.	1	0.2317	0.23169	14.21	0.000
APR	1	0.1807	0.18074	11.09	0.001
MAY	1	0.3034	0.30342	18.61	0.000
Mid_End_Month	1	0.2434	0.24339	14.93	0.000
Holidays	1	0.1049	0.10494	6.44	0.011
SMA7_lag60	1	0.4891	0.48909	30.00	0.000
SMA30	1	0.8997	0.89966	55.19	0.000
EMA7_lag37	1	0.5001	0.50009	30.68	0.000
EMA7_lag60	1	1.0350	1.03499	63.49	0.000
RDP30_lag30	1	0.2635	0.26347	16.16	0.000
Error	768	12.5189	0.01630		
Total	783	22.5658			

รูปภาพผนวกที่ 26 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.128056	44.99%	43.82%	42.10%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 5.0381 + 0.000047 \text{ Covid} - 0.002973 \text{ Day.Month} - 0.0289 \text{ ฉ.} - 0.0329 \text{ พท.} + 0.0433 \text{ ศ.}$
 $+ 0.0541 \text{ ฉา.} - 0.0700 \text{ APR} - 0.0806 \text{ MAY} - 0.0472 \text{ JUN} + 0.03367 \text{ Mid_End_Month}$
 $- 0.0529 \text{ Holidays} - 0.001717 \text{ SMA7_lag60} + 0.002257 \text{ SMA30} - 0.001226 \text{ EMA7_lag37}$
 $+ 0.002835 \text{ EMA7_lag60} + 0.1110 \text{ RDP15_lag30} + 0.0925 \text{ RDP15_lag45}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	17	10.6772	0.62807	38.30	0.000
Covid	1	0.5977	0.59774	36.45	0.000
Day.Month	1	0.4726	0.47259	28.82	0.000
ฉ.	1	0.0697	0.06967	4.25	0.040
พท.	1	0.0900	0.09002	5.49	0.019
ศ.	1	0.1578	0.15778	9.62	0.002
ฉา.	1	0.2392	0.23918	14.59	0.000
APR	1	0.2326	0.23261	14.19	0.000
MAY	1	0.3162	0.31620	19.28	0.000
JUN	1	0.1151	0.11514	7.02	0.008
Mid_End_Month	1	0.1930	0.19301	11.77	0.001
Holidays	1	0.1093	0.10933	6.67	0.010
SMA7_lag60	1	0.3458	0.34583	21.09	0.000
SMA30	1	0.7758	0.77584	47.31	0.000
EMA7_lag37	1	0.5263	0.52634	32.10	0.000
EMA7_lag60	1	0.8095	0.80952	49.37	0.000
RDP15_lag30	1	0.2596	0.25957	15.83	0.000
RDP15_lag45	1	0.1347	0.13474	8.22	0.004
Error	796	13.0530	0.01640		

รูปภาพผนวกที่ 27 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.349894	61.01%	60.05%	58.10%

Regression Equation

$$\begin{aligned} \ln(\text{Sale}) = & 8.902 - 1.506 \text{ Ratio} + 0.000316 \text{ Covid} - 0.03964 \text{ Day.Month} + 0.0923 \text{ จ.} + 0.1633 \text{ ฉ.} \\ & + 0.1158 \text{ MAR} - 0.1090 \text{ APR} + 0.1860 \text{ OCT} + 0.0985 \text{ DEC} + 0.1525 \text{ Weekend} \\ & + 0.2720 \text{ Mid_End_Month} + 0.000036 \text{ Lag37} + 0.000060 \text{ SMA7_lag30} \\ & - 0.000050 \text{ SMA7_lag60} + 0.000188 \text{ SMA30} + 0.1371 \text{ RDP7_lag60} - 0.1093 \text{ RDP15_lag37} \\ & - 0.1150 \text{ RDP15_lag60} \end{aligned}$$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	18	140.601	7.8112	63.80	0.000
Ratio	1	6.940	6.9399	56.69	0.000
Covid	1	4.690	4.6903	38.31	0.000
Day.Month	1	42.488	42.4882	347.05	0.000
จ.	1	0.719	0.7195	5.88	0.016
ฉ.	1	1.415	1.4147	11.56	0.001
MAR	1	0.709	0.7087	5.79	0.016
APR	1	0.668	0.6676	5.45	0.020
OCT	1	1.822	1.8219	14.88	0.000
DEC	1	0.481	0.4806	3.93	0.048
Weekend	1	1.959	1.9589	16.00	0.000
Mid_End_Month	1	9.254	9.2543	75.59	0.000
Lag37	1	0.728	0.7277	5.94	0.015
SMA7_lag30	1	1.807	1.8074	14.76	0.000
SMA7_lag60	1	1.507	1.5067	12.31	0.000
SMA30	1	8.564	8.5641	69.95	0.000
RDP7_lag60	1	5.986	5.9858	48.89	0.000
RDP15_lag37	1	3.983	3.9827	32.53	0.000
RDP15_lag60	1	3.588	3.5883	29.31	0.000
Error	734	89.860	0.1224		
Total	752	230.461			

รูปภาพผนวกที่ 28 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ซอส

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.362828	57.58%	56.64%	54.60%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 8.751 - 1.390 \text{ Ratio} + 0.000151 \text{ Covid} - 0.03830 \text{ Day.Month} - 0.1203 \text{ พท.} - 0.1461 \text{ ส.}$
 $+ 0.1516 \text{ MAR} + 0.1663 \text{ OCT} + 0.2540 \text{ Weekend} + 0.3359 \text{ Mid_End_Month}$
 $+ 0.000102 \text{ SMA15_lag60} + 0.000204 \text{ SMA30} + 0.000301 \text{ SMA30_lag30}$
 $- 0.000271 \text{ SMA30_lag37} - 0.000095 \text{ SMA30_lag60} + 0.0465 \text{ RDP7_lag60}$
 $- 0.0749 \text{ RDP15_lag37} - 0.0628 \text{ RDP30_lag45}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	17	136.879	8.0517	61.16	0.000
Ratio	1	5.993	5.9926	45.52	0.000
Covid	1	7.180	7.1799	54.54	0.000
Day.Month	1	62.324	62.3244	473.43	0.000
พท.	1	1.279	1.2788	9.71	0.002
ส.	1	1.190	1.1900	9.04	0.003
MAR	1	1.203	1.2029	9.14	0.003
OCT	1	1.429	1.4290	10.86	0.001
Weekend	1	5.717	5.7167	43.43	0.000
Mid_End_Month	1	9.966	9.9665	75.71	0.000
SMA15_lag60	1	1.819	1.8192	13.82	0.000
SMA30	1	9.218	9.2179	70.02	0.000
SMA30_lag30	1	3.815	3.8147	28.98	0.000
SMA30_lag37	1	3.258	3.2575	24.74	0.000
SMA30_lag60	1	0.822	0.8216	6.24	0.013
RDP7_lag60	1	2.321	2.3209	17.63	0.000
RDP15_lag37	1	5.877	5.8770	44.64	0.000
RDP30_lag45	1	1.094	1.0943	8.31	0.004
Error	766	100.839	0.1316		
Total	783	237.718			

รูปภาพผนวกที่ 29 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ซอส

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.362935	56.33%	55.39%	53.44%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 8.733 - 1.485 \text{ Ratio} + 0.000086 \text{ Covid} - 0.03403 \text{ Day.Month} - 0.0932 \text{ พท.} + 0.1466 \text{ ฉา.}$
 $+ 0.1119 \text{ MAR} - 0.1034 \text{ JUN} + 0.1768 \text{ OCT} + 0.1235 \text{ Weekend} + 0.2937 \text{ Mid_End_Month}$
 $+ 0.000088 \text{ SMA15_lag60} + 0.000184 \text{ SMA30} + 0.000070 \text{ EMA7_lag30}$
 $- 0.000040 \text{ EMA30_lag60} + 0.0730 \text{ RDP7_lag60} - 0.0517 \text{ RDP15_lag37}$
 $- 0.0438 \text{ RDP15_lag60}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	17	135.225	7.9544	60.39	0.000
Ratio	1	7.625	7.6254	57.89	0.000
Covid	1	4.245	4.2454	32.23	0.000
Day.Month	1	36.098	36.0977	274.04	0.000
พท.	1	0.799	0.7994	6.07	0.014
ฉา.	1	1.240	1.2402	9.42	0.002
MAR	1	0.668	0.6677	5.07	0.025
JUN	1	0.708	0.7081	5.38	0.021
OCT	1	1.654	1.6538	12.56	0.000
Weekend	1	1.409	1.4094	10.70	0.001
Mid_End_Month	1	10.243	10.2433	77.76	0.000
SMA15_lag60	1	1.906	1.9065	14.47	0.000
SMA30	1	8.119	8.1195	61.64	0.000
EMA7_lag30	1	2.934	2.9336	22.27	0.000
EMA30_lag60	1	0.837	0.8369	6.35	0.012
RDP7_lag60	1	2.714	2.7137	20.60	0.000
RDP15_lag37	1	3.027	3.0271	22.98	0.000
RDP15_lag60	1	0.768	0.7678	5.83	0.016
Error	796	104.851	0.1317		
Total	813	240.076			

รูปภาพผนวกที่ 30 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ซอส

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.204974	81.11%	80.48%	79.06%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 6.8593 + 0.000155 \text{ Welfare} - 0.03853 \text{ Day.Month} + 0.0706 \text{ จ.} + 0.0795 \text{ ศ.} + 0.1286 \text{ อ.}$
 $+ 0.0727 \text{ MAR} - 0.0770 \text{ APR} + 0.1689 \text{ OCT} + 0.0751 \text{ NOV} + 0.1611 \text{ DEC} + 0.1307 \text{ Weekend}$
 $+ 0.1266 \text{ Mid_End_Month} - 0.000326 \text{ SMA7_lag30} - 0.000254 \text{ SMA7_lag60}$
 $- 0.000232 \text{ SMA15} + 0.000714 \text{ SMA15_lag45} - 0.001206 \text{ SMA30_lag45}$
 $+ 0.000392 \text{ EMA7_lag30} - 0.000197 \text{ EMA7_lag37} - 0.000307 \text{ EMA15_lag45}$
 $+ 0.000649 \text{ EMA30_lag60} + 0.01941 \text{ RDP7_lag30} - 0.04334 \text{ RDP15_lag30}$
 $+ 0.02444 \text{ RDP15_lag60}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	24	131.306	5.4711	130.22	0.000
Welfare	1	6.309	6.3090	150.16	0.000
Day.Month	1	24.271	24.2711	577.68	0.000
จ.	1	0.395	0.3949	9.40	0.002
ศ.	1	0.503	0.5029	11.97	0.001
อ.	1	0.881	0.8812	20.97	0.000
MAR	1	0.226	0.2255	5.37	0.021
APR	1	0.322	0.3218	7.66	0.006
OCT	1	1.419	1.4190	33.77	0.000
NOV	1	0.269	0.2686	6.39	0.012
DEC	1	1.150	1.1502	27.38	0.000
Weekend	1	1.342	1.3421	31.94	0.000
Mid_End_Month	1	1.055	1.0547	25.10	0.000
SMA7_lag30	1	0.810	0.8101	19.28	0.000
SMA7_lag60	1	0.478	0.4783	11.38	0.001
SMA15	1	0.391	0.3910	9.31	0.002
SMA15_lag45	1	1.038	1.0377	24.70	0.000
SMA30_lag45	1	0.830	0.8300	19.76	0.000
EMA7_lag30	1	0.926	0.9258	22.04	0.000
EMA7_lag37	1	0.723	0.7228	17.20	0.000
EMA15_lag45	1	0.499	0.4985	11.87	0.001
EMA30_lag60	1	1.545	1.5451	36.77	0.000
RDP7_lag30	1	0.488	0.4878	11.61	0.001
RDP15_lag30	1	1.326	1.3258	31.56	0.000
RDP15_lag60	1	0.513	0.5131	12.21	0.001
Error	728	30.587	0.0420		
Total	752	161.893			

รูปภาพผนวกที่ 31 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.222298	77.90%	77.26%	75.59%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 6.7100 + 0.000140 \text{ Welfare} - 0.03339 \text{ Day.Month} + 0.0835 \text{ จ.} + 0.1171 \text{ ศ.} - 0.1202 \text{ ส.}$
 $- 0.0588 \text{ APR} + 0.1300 \text{ OCT} + 0.1503 \text{ DEC} + 0.2782 \text{ Weekend} + 0.1523 \text{ Mid_End_Month}$
 $+ 0.000129 \text{ Lag30} - 0.000078 \text{ Lag45} + 0.000252 \text{ SMA15_lag60} + 0.002089 \text{ SMA30_lag30}$
 $- 0.001985 \text{ SMA30_lag45} + 0.001889 \text{ EMA7_lag30} - 0.003348 \text{ EMA15_lag30}$
 $+ 0.000508 \text{ EMA30_lag60} + 0.01823 \text{ RDP7_lag30} - 0.05022 \text{ RDP15_lag30}$
 $+ 0.02435 \text{ RDP15_lag60} - 0.0289 \text{ RDP30_lag37}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	22	132.541	6.0246	121.91	0.000
Welfare	1	8.835	8.8346	178.78	0.000
Day.Month	1	20.756	20.7558	420.02	0.000
จ.	1	0.575	0.5748	11.63	0.001
ศ.	1	1.130	1.1304	22.88	0.000
ส.	1	0.802	0.8017	16.22	0.000
APR	1	0.204	0.2044	4.14	0.042
OCT	1	0.920	0.9195	18.61	0.000
DEC	1	1.107	1.1068	22.40	0.000
Weekend	1	6.320	6.3199	127.89	0.000
Mid_End_Month	1	1.511	1.5114	30.58	0.000
Lag30	1	0.395	0.3950	7.99	0.005
Lag45	1	0.484	0.4840	9.79	0.002
SMA15_lag60	1	0.470	0.4699	9.51	0.002
SMA30_lag30	1	2.707	2.7072	54.78	0.000
SMA30_lag45	1	2.411	2.4115	48.80	0.000
EMA7_lag30	1	4.683	4.6829	94.76	0.000
EMA15_lag30	1	6.310	6.3099	127.69	0.000
EMA30_lag60	1	1.368	1.3684	27.69	0.000
RDP7_lag30	1	0.426	0.4263	8.63	0.003
RDP15_lag30	1	1.546	1.5456	31.28	0.000
RDP15_lag60	1	0.468	0.4679	9.47	0.002
RDP30_lag37	1	0.278	0.2777	5.62	0.018
Error	761	37.606	0.0494		
Total	783	170.147			

รูปภาพผนวกที่ 32 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.222397	77.60%	76.94%	75.30%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 6.7341 + 0.000145 \text{ Welfare} - 0.03301 \text{ Day.Month} + 0.0867 \text{ จ.} + 0.1206 \text{ ศ.} + 0.1232 \text{ อ.}$
 $- 0.0757 \text{ APR} - 0.0698 \text{ JUN} + 0.1236 \text{ OCT} + 0.1392 \text{ DEC} + 0.1627 \text{ Weekend}$
 $+ 0.1570 \text{ Mid_End_Month} + 0.000107 \text{ Lag30} + 0.000234 \text{ SMA15_lag60}$
 $+ 0.001695 \text{ SMA30_lag30} - 0.001538 \text{ SMA30_lag45} + 0.001809 \text{ EMA7_lag30}$
 $- 0.003070 \text{ EMA15_lag30} + 0.000333 \text{ EMA30_lag60} + 0.01662 \text{ RDP7_lag30}$
 $- 0.04780 \text{ RDP15_lag30} - 0.01843 \text{ RDP15_lag45} + 0.03218 \text{ RDP15_lag60}$
 $- 0.0268 \text{ RDP30_lag37}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	23	135.338	5.8843	118.97	0.000
Welfare	1	9.399	9.3989	190.03	0.000
Day.Month	1	22.367	22.3667	452.21	0.000
จ.	1	0.644	0.6439	13.02	0.000
ศ.	1	1.249	1.2489	25.25	0.000
อ.	1	0.868	0.8683	17.56	0.000
APR	1	0.335	0.3355	6.78	0.009
JUN	1	0.336	0.3360	6.79	0.009
OCT	1	0.812	0.8121	16.42	0.000
DEC	1	0.945	0.9446	19.10	0.000
Weekend	1	2.274	2.2744	45.98	0.000
Mid_End_Month	1	1.760	1.7598	35.58	0.000
Lag30	1	0.289	0.2891	5.84	0.016
SMA15_lag60	1	0.422	0.4224	8.54	0.004
SMA30_lag30	1	2.038	2.0376	41.20	0.000
SMA30_lag45	1	1.685	1.6854	34.08	0.000
EMA7_lag30	1	4.483	4.4828	90.64	0.000
EMA15_lag30	1	5.579	5.5794	112.80	0.000
EMA30_lag60	1	0.652	0.6516	13.17	0.000
RDP7_lag30	1	0.356	0.3564	7.21	0.007
RDP15_lag30	1	1.432	1.4320	28.95	0.000
RDP15_lag45	1	0.319	0.3194	6.46	0.011
RDP15_lag60	1	0.808	0.8078	16.33	0.000
RDP30_lag37	1	0.252	0.2523	5.10	0.024
Error	790	39.074	0.0495		
Total	813	174.412			

รูปภาพผนวกที่ 33 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.349208	68.04%	67.39%	66.47%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 9.436 - 5.226 \text{ Ratio} - 0.0952 \text{ พณ.} + 0.2265 \text{ ฉา.} - 0.1330 \text{ APR} - 0.1447 \text{ MAY}$
 $- 0.1165 \text{ NOV} + 0.2012 \text{ Mid_End_Month} + 0.000331 \text{ Lag37} - 0.001172 \text{ SMA7_lag30}$
 $- 0.000648 \text{ SMA7_lag37} + 0.000749 \text{ SMA7_lag60} - 0.001004 \text{ SMA30_lag60}$
 $+ 0.002325 \text{ EMA7_lag30} - 0.0403 \text{ RDP7_lag37} - 0.0583 \text{ RDP30_lag30}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	15	191.344	12.756	104.61	0.000
Ratio	1	121.051	121.051	992.66	0.000
พณ.	1	0.806	0.806	6.61	0.010
ฉา.	1	4.536	4.536	37.20	0.000
APR	1	1.240	1.240	10.17	0.001
MAY	1	1.049	1.049	8.60	0.003
NOV	1	0.704	0.704	5.77	0.017
Mid_End_Month	1	6.189	6.189	50.76	0.000
Lag37	1	0.524	0.524	4.30	0.038
SMA7_lag30	1	1.083	1.083	8.88	0.003
SMA7_lag37	1	1.309	1.309	10.74	0.001
SMA7_lag60	1	1.620	1.620	13.29	0.000
SMA30_lag60	1	1.068	1.068	8.76	0.003
EMA7_lag30	1	4.069	4.069	33.36	0.000
RDP7_lag37	1	1.527	1.527	12.52	0.000
RDP30_lag30	1	3.167	3.167	25.97	0.000
Error	737	89.874	0.122		
Total	752	281.219			

รูปภาพผนวกที่ 34 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.344765	69.09%	68.53%	67.86%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 9.414 - 5.243 \text{ Ratio} - 0.0965 \text{ พณ.} + 0.2174 \text{ ฉา.} - 0.1314 \text{ APR} - 0.1125 \text{ MAY}$
 $- 0.1068 \text{ NOV} + 0.2015 \text{ Mid_End_Month} + 0.000690 \text{ SMA7_lag60} - 0.001312 \text{ SMA30_lag60}$
 $+ 0.003421 \text{ EMA7_lag30} - 0.003173 \text{ EMA15_lag30} + 0.000569 \text{ EMA30_lag45}$
 $- 0.02382 \text{ RDP7_lag37} - 0.0507 \text{ RDP30_lag30}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	14	204.342	14.596	122.80	0.000
Ratio	1	125.031	125.031	1051.89	0.000
พณ.	1	0.861	0.861	7.24	0.007
ฉา.	1	4.395	4.395	36.97	0.000
APR	1	1.213	1.213	10.20	0.001
MAY	1	0.956	0.956	8.04	0.005
NOV	1	0.563	0.563	4.73	0.030
Mid_End_Month	1	5.837	5.837	49.11	0.000
SMA7_lag60	1	1.342	1.342	11.29	0.001
SMA30_lag60	1	1.216	1.216	10.23	0.001
EMA7_lag30	1	3.888	3.888	32.71	0.000
EMA15_lag30	1	1.838	1.838	15.46	0.000
EMA30_lag45	1	0.715	0.715	6.02	0.014
RDP7_lag37	1	0.909	0.909	7.65	0.006
RDP30_lag30	1	2.679	2.679	22.54	0.000
Error	769	91.406	0.119		
Total	783	295.748			

รูปภาพผนวกที่ 35 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.341576	69.46%	68.92%	68.25%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 9.388 - 5.216 \text{ Ratio} - 0.0911 \text{ พณ.} + 0.2166 \text{ ฉา.} - 0.1353 \text{ APR} - 0.1212 \text{ MAY}$
 $- 0.1261 \text{ NOV} + 0.1907 \text{ Mid_End_Month} - 0.000780 \text{ SMA7_lag30} - 0.000443 \text{ SMA7_lag37}$
 $+ 0.000777 \text{ SMA7_lag60} - 0.000814 \text{ SMA30_lag60} + 0.002073 \text{ EMA7_lag30}$
 $- 0.02652 \text{ RDP7_lag37} - 0.0542 \text{ RDP30_lag30}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	14	212.017	15.144	129.80	0.000
Ratio	1	123.781	123.781	1060.91	0.000
พณ.	1	0.793	0.793	6.80	0.009
ฉา.	1	4.514	4.514	38.69	0.000
APR	1	1.298	1.298	11.13	0.001
MAY	1	1.127	1.127	9.66	0.002
NOV	1	0.835	0.835	7.15	0.008
Mid_End_Month	1	6.033	6.033	51.71	0.000
SMA7_lag30	1	0.596	0.596	5.11	0.024
SMA7_lag37	1	0.744	0.744	6.38	0.012
SMA7_lag60	1	1.769	1.769	15.16	0.000
SMA30_lag60	1	0.774	0.774	6.63	0.010
EMA7_lag30	1	3.606	3.606	30.91	0.000
RDP7_lag37	1	1.011	1.011	8.67	0.003
RDP30_lag30	1	2.858	2.858	24.50	0.000
Error	799	93.223	0.117		
Total	813	305.240			

รูปภาพผนวกที่ 36 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.354610	72.97%	72.19%	70.98%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 13.590 - 7.014 \text{ Ratio} + 0.000087 \text{ Welfare} + 0.000150 \text{ Covid} - 0.00738 \text{ Day.Month}$
 $- 0.1151 \text{ อ.} - 0.0962 \text{ พท.} + 0.2291 \text{ MAR} + 0.2017 \text{ APR} - 0.1282 \text{ JUN} - 0.1386 \text{ JUL}$
 $- 0.1473 \text{ AUG} + 0.1930 \text{ Weekend} + 0.1540 \text{ Mid_End_Month} + 0.2018 \text{ Holidays}$
 $+ 0.000015 \text{ Lag45} + 0.000105 \text{ SMA15_lag45} + 0.000111 \text{ SMA30} - 0.000157 \text{ SMA30_lag45}$
 $- 0.000113 \text{ EMA15_lag60} + 0.000153 \text{ EMA30_lag60} + 0.01586 \text{ RDP7_lag37}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	21	248.164	11.8173	93.98	0.000
Ratio	1	94.088	94.0880	748.22	0.000
Welfare	1	2.794	2.7942	22.22	0.000
Covid	1	1.089	1.0889	8.66	0.003
Day.Month	1	2.699	2.6992	21.47	0.000
อ.	1	1.064	1.0643	8.46	0.004
พท.	1	0.744	0.7438	5.92	0.015
MAR	1	2.089	2.0894	16.62	0.000
APR	1	2.036	2.0360	16.19	0.000
JUN	1	0.714	0.7135	5.67	0.017
JUL	1	0.868	0.8677	6.90	0.009
AUG	1	1.106	1.1063	8.80	0.003
Weekend	1	4.738	4.7382	37.68	0.000
Mid_End_Month	1	4.053	4.0527	32.23	0.000
Holidays	1	1.489	1.4895	11.85	0.001
Lag45	1	2.531	2.5306	20.12	0.000
SMA15_lag45	1	3.181	3.1807	25.29	0.000
SMA30	1	9.058	9.0585	72.04	0.000
SMA30_lag45	1	1.786	1.7863	14.21	0.000
EMA15_lag60	1	1.841	1.8413	14.64	0.000
EMA30_lag60	1	5.383	5.3826	42.80	0.000
RDP7_lag37	1	0.522	0.5220	4.15	0.042
Error	731	91.922	0.1257		
Total	752	340.086			

รูปภาพผนวกที่ 37 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.347794	74.50%	73.76%	72.53%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 13.303 - 6.875 \text{ Ratio} + 0.000078 \text{ Welfare} + 0.000072 \text{ Covid} - 0.00743 \text{ Day.Month}$
 $+ 0.1324 \text{ พ.} + 0.1190 \text{ ศ.} + 0.1329 \text{ FEB} + 0.2900 \text{ MAR} + 0.3243 \text{ APR} + 0.1414 \text{ MAY}$
 $- 0.1378 \text{ AUG} + 0.1234 \text{ DEC} + 0.2885 \text{ Weekend} + 0.1557 \text{ Mid_End_Month}$
 $+ 0.1666 \text{ Holidays} + 0.000014 \text{ Lag45} + 0.000038 \text{ SMA7_lag60} + 0.000112 \text{ SMA30}$
 $- 0.000130 \text{ SMA30_lag60} + 0.000275 \text{ EMA7_lag60} - 0.001034 \text{ EMA15_lag60}$
 $+ 0.000511 \text{ EMA30_lag60}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	22	268.924	12.2238	101.06	0.000
Ratio	1	96.273	96.2726	795.90	0.000
Welfare	1	1.881	1.8810	15.55	0.000
Covid	1	1.345	1.3445	11.12	0.001
Day.Month	1	2.899	2.8985	23.96	0.000
พ.	1	1.465	1.4651	12.11	0.001
ศ.	1	1.181	1.1814	9.77	0.002
FEB	1	0.612	0.6121	5.06	0.025
MAR	1	3.023	3.0233	24.99	0.000
APR	1	5.659	5.6586	46.78	0.000
MAY	1	0.863	0.8626	7.13	0.008
AUG	1	0.918	0.9178	7.59	0.006
DEC	1	0.762	0.7617	6.30	0.012
Weekend	1	11.107	11.1071	91.82	0.000
Mid_End_Month	1	4.151	4.1507	34.31	0.000
Holidays	1	1.090	1.0900	9.01	0.003
Lag45	1	2.367	2.3673	19.57	0.000
SMA7_lag60	1	0.732	0.7324	6.06	0.014
SMA30	1	8.069	8.0688	66.71	0.000
SMA30_lag60	1	1.318	1.3182	10.90	0.001
EMA7_lag60	1	4.408	4.4080	36.44	0.000
EMA15_lag60	1	4.826	4.8263	39.90	0.000
EMA30_lag60	1	4.709	4.7092	38.93	0.000
Error	761	92.051	0.1210		
Total	783	360.975			

รูปภาพผนวกที่ 38 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.344699	75.20%	74.48%	72.77%

Regression Equation

$$\begin{aligned} \ln(\text{Sale}) = & 13.234 - 6.787 \text{ Ratio} + 0.000083 \text{ Welfare} + 0.000082 \text{ Covid} - 0.00712 \text{ Day.Month} \\ & + 0.1369 \text{ พ.} + 0.0988 \text{ ศ.} + 0.1239 \text{ FEB} + 0.2920 \text{ MAR} + 0.2473 \text{ APR} - 0.1337 \text{ JUN} \\ & - 0.1068 \text{ AUG} + 0.1335 \text{ DEC} + 0.2860 \text{ Weekend} + 0.1275 \text{ Mid_End_Month} \\ & + 0.1757 \text{ Holidays} - 0.000012 \text{ Lag60} + 0.000131 \text{ SMA15_lag45} + 0.000126 \text{ SMA30} \\ & - 0.000191 \text{ SMA30_lag45} + 0.000015 \text{ EMA30_lag30} + 0.000090 \text{ EMA30_lag60} \\ & + 0.01561 \text{ RDP7_lag37} + 0.03452 \text{ RDP7_lag45} \end{aligned}$$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	23	284.656	12.3763	104.16	0.000
Ratio	1	93.719	93.7193	788.77	0.000
Welfare	1	2.303	2.3032	19.38	0.000
Covid	1	3.135	3.1353	26.39	0.000
Day.Month	1	2.670	2.6696	22.47	0.000
พ.	1	1.634	1.6341	13.75	0.000
ศ.	1	0.836	0.8362	7.04	0.008
FEB	1	0.572	0.5721	4.82	0.029
MAR	1	3.122	3.1224	26.28	0.000
APR	1	3.761	3.7607	31.65	0.000
JUN	1	1.005	1.0047	8.46	0.004
AUG	1	0.583	0.5830	4.91	0.027
DEC	1	0.904	0.9039	7.61	0.006
Weekend	1	11.278	11.2783	94.92	0.000
Mid_End_Month	1	3.033	3.0328	25.52	0.000
Holidays	1	1.229	1.2290	10.34	0.001
Lag60	1	1.058	1.0583	8.91	0.003
SMA15_lag45	1	3.296	3.2960	27.74	0.000
SMA30	1	12.005	12.0052	101.04	0.000
SMA30_lag45	1	2.047	2.0468	17.23	0.000
EMA30_lag30	1	0.508	0.5080	4.28	0.039
EMA30_lag60	1	3.465	3.4647	29.16	0.000
RDP7_lag37	1	0.491	0.4913	4.13	0.042
RDP7_lag45	1	2.399	2.3990	20.19	0.000
Error	790	93.866	0.1188		
Total	813	378.522			

รูปภาพผนวกที่ 39 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.284899	81.68%	81.12%	80.11%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 5.598 - 1.869 \text{ Ratio} - 0.000148 \text{ Welfare} - 0.01584 \text{ Day.Month} + 0.000809 \text{ Day.Year}$
 $+ 0.1320 \text{ อ.} + 0.3979 \text{ JAN} + 0.4752 \text{ FEB} + 0.7152 \text{ MAR} + 0.0904 \text{ JUL} + 0.1196 \text{ Weekend}$
 $+ 0.1160 \text{ Mid_End_Month} + 0.1613 \text{ Holidays} + 0.002173 \text{ SMA7} - 0.001633 \text{ SMA7_lag30}$
 $+ 0.004087 \text{ SMA15_lag45} + 0.001064 \text{ SMA15_lag60} - 0.003671 \text{ SMA30_lag37}$
 $+ 0.001428 \text{ SMA30_lag60} + 0.002896 \text{ EMA7_lag30} - 0.0397 \text{ RDP7_lag30}$
 $- 0.0529 \text{ RDP7_lag37} - 0.02051 \text{ RDP30_lag37}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	22	264.096	12.0044	147.90	0.000
Ratio	1	21.167	21.1670	260.78	0.000
Welfare	1	4.172	4.1718	51.40	0.000
Day.Month	1	10.697	10.6971	131.79	0.000
Day.Year	1	1.665	1.6647	20.51	0.000
อ.	1	0.929	0.9294	11.45	0.001
JAN	1	4.207	4.2066	51.83	0.000
FEB	1	5.143	5.1432	63.37	0.000
MAR	1	10.558	10.5584	130.08	0.000
JUL	1	0.421	0.4213	5.19	0.023
Weekend	1	1.259	1.2586	15.51	0.000
Mid_End_Month	1	1.834	1.8338	22.59	0.000
Holidays	1	0.943	0.9427	11.61	0.001
SMA7	1	18.490	18.4898	227.80	0.000
SMA7_lag30	1	0.952	0.9522	11.73	0.001
SMA15_lag45	1	7.130	7.1300	87.84	0.000
SMA15_lag60	1	0.577	0.5772	7.11	0.008
SMA30_lag37	1	2.861	2.8612	35.25	0.000
SMA30_lag60	1	0.645	0.6446	7.94	0.005
EMA7_lag30	1	3.043	3.0433	37.49	0.000
RDP7_lag30	1	0.863	0.8631	10.63	0.001
RDP7_lag37	1	1.686	1.6859	20.77	0.000
RDP30_lag37	1	0.450	0.4505	5.55	0.019
Error	730	59.252	0.0812		
Total	752	323.348			

รูปภาพผนวกที่ 40 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.287573	82.07%	81.60%	80.83%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 5.692 - 1.850 \text{ Ratio} - 0.000140 \text{ Welfare} - 0.01563 \text{ Day.Month} + 0.000576 \text{ Day.Year}$
 $- 0.1195 \text{ ส.} + 0.3311 \text{ JAN} + 0.4144 \text{ FEB} + 0.6597 \text{ MAR} - 0.1122 \text{ MAY} + 0.2480 \text{ Weekend}$
 $+ 0.0914 \text{ Mid_End_Month} + 0.1669 \text{ Holidays} + 0.000917 \text{ Lag30} + 0.002184 \text{ SMA7}$
 $- 0.000677 \text{ SMA7_lag60} + 0.002235 \text{ SMA15_lag45} + 0.002086 \text{ SMA30_lag60}$
 $- 0.000708 \text{ EMA7_lag37} - 0.01946 \text{ RDP15_lag30} - 0.02538 \text{ RDP30_lag37}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	20	288.788	14.4394	174.60	0.000
Ratio	1	21.291	21.2913	257.46	0.000
Welfare	1	4.008	4.0077	48.46	0.000
Day.Month	1	10.767	10.7671	130.20	0.000
Day.Year	1	0.785	0.7845	9.49	0.002
ส.	1	0.796	0.7960	9.63	0.002
JAN	1	2.810	2.8104	33.98	0.000
FEB	1	3.793	3.7935	45.87	0.000
MAR	1	8.929	8.9288	107.97	0.000
MAY	1	0.558	0.5583	6.75	0.010
Weekend	1	5.706	5.7062	69.00	0.000
Mid_End_Month	1	1.347	1.3469	16.29	0.000
Holidays	1	1.081	1.0805	13.07	0.000
Lag30	1	4.070	4.0703	49.22	0.000
SMA7	1	18.586	18.5863	224.75	0.000
SMA7_lag60	1	1.400	1.4001	16.93	0.000
SMA15_lag45	1	17.243	17.2431	208.51	0.000
SMA30_lag60	1	10.057	10.0568	121.61	0.000
EMA7_lag37	1	2.126	2.1257	25.70	0.000
RDP15_lag30	1	0.951	0.9511	11.50	0.001
RDP30_lag37	1	0.624	0.6240	7.55	0.006
Error	763	63.099	0.0827		
Total	783	351.887			

รูปภาพผนวกที่ 41 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 2 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.276248	83.66%	83.03%	81.80%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 5.595 - 1.812 \text{ Ratio} - 0.000091 \text{ Welfare} - 0.01509 \text{ Day.Month} + 0.000794 \text{ Day.Year}$
 $+ 0.0645 \text{ พ.} - 0.1353 \text{ ส.} + 0.4222 \text{ JAN} + 0.4606 \text{ FEB} + 0.7183 \text{ MAR} + 0.1366 \text{ APR}$
 $+ 0.2380 \text{ Weekend} + 0.1713 \text{ Mid_End_Month} + 0.1803 \text{ Holidays} + 0.000863 \text{ Lag30}$
 $- 0.000707 \text{ Lag37} + 0.000708 \text{ Lag45} - 0.001382 \text{ Lag60} + 0.002255 \text{ SMA7}$
 $+ 0.003540 \text{ SMA7_lag45} - 0.005508 \text{ SMA7_lag60} + 0.007473 \text{ SMA15_lag45}$
 $- 0.01267 \text{ SMA30_lag45} - 0.003317 \text{ SMA30_lag60} - 0.004163 \text{ EMA7_lag45}$
 $+ 0.00741 \text{ EMA15_lag60} + 0.00561 \text{ EMA30_lag60} - 0.0431 \text{ RDP7_lag30}$
 $- 0.0299 \text{ RDP7_lag37} + 0.0499 \text{ RDP7_lag45} - 0.0404 \text{ RDP7_lag60}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	30	305.838	10.1946	133.59	0.000
Ratio	1	20.161	20.1608	264.19	0.000
Welfare	1	1.735	1.7352	22.74	0.000
Day.Month	1	9.400	9.3998	123.17	0.000
Day.Year	1	1.282	1.2822	16.80	0.000
พ.	1	0.361	0.3614	4.74	0.030
ส.	1	1.038	1.0380	13.60	0.000
JAN	1	3.660	3.6601	47.96	0.000
FEB	1	4.353	4.3530	57.04	0.000
MAR	1	9.208	9.2080	120.66	0.000
APR	1	0.557	0.5572	7.30	0.007
Weekend	1	5.168	5.1685	67.73	0.000
Mid_End_Month	1	3.584	3.5839	46.96	0.000
Holidays	1	1.262	1.2620	16.54	0.000
Lag30	1	3.285	3.2854	43.05	0.000
Lag37	1	1.925	1.9246	25.22	0.000
Lag45	1	0.367	0.3668	4.81	0.029
Lag60	1	1.540	1.5403	20.18	0.000
SMA7	1	18.799	18.7992	246.34	0.000
SMA7_lag45	1	1.791	1.7913	23.47	0.000
SMA7_lag60	1	3.755	3.7550	49.20	0.000
SMA15_lag45	1	5.535	5.5351	72.53	0.000
SMA30_lag45	1	4.400	4.3996	57.65	0.000
SMA30_lag60	1	1.611	1.6108	21.11	0.000
EMA7_lag45	1	1.525	1.5249	19.98	0.000
EMA15_lag60	1	0.731	0.7310	9.58	0.002
EMA30_lag60	1	1.556	1.5559	20.39	0.000
RDP7_lag30	1	0.983	0.9834	12.89	0.000
RDP7_lag37	1	0.533	0.5325	6.98	0.008
RDP7_lag45	1	1.465	1.4653	19.20	0.000
RDP7_lag60	1	0.944	0.9437	12.37	0.000
Error	783	59.753	0.0763		
Total	813	365.591			

รูปภาพผนวกที่ 42 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 2 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

ผลการสร้างสมการถดถอยพหุคูณรูปแบบที่ 3 โดยการพยากรณ์ลอการิทึมธรรมชาติของยอดขายแล้ว
แปลงค่ากลับโดยใช้ตัวแปรอิสระปกติ

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.247999	70.53%	70.09%	69.26%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 15.058 - 0.14717 \text{ Price} + 0.000149 \text{ Welfare} + 0.000156 \text{ Covid} - 0.02480 \text{ Day.Month}$
 $- 0.0860 \text{ พท.} + 0.2002 \text{ ฉา.} + 0.0931 \text{ MAR} + 0.1266 \text{ OCT} + 0.0789 \text{ DEC}$
 $+ 0.1526 \text{ Mid_End_Month} + 0.1325 \text{ Holidays}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	11	109.051	9.9137	161.19	0.000
Price	1	20.108	20.1084	326.95	0.000
Welfare	1	10.194	10.1944	165.75	0.000
Covid	1	1.594	1.5940	25.92	0.000
Day.Month	1	33.246	33.2457	540.55	0.000
พท.	1	0.663	0.6634	10.79	0.001
ฉา.	1	3.565	3.5647	57.96	0.000
MAR	1	0.386	0.3855	6.27	0.013
OCT	1	0.854	0.8540	13.88	0.000
DEC	1	0.344	0.3440	5.59	0.018
Mid_End_Month	1	3.456	3.4555	56.18	0.000
Holidays	1	0.656	0.6559	10.66	0.001
Error	741	45.574	0.0615		
Total	752	154.625			

รูปภาพผนวกที่ 43 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.246153	70.78%	70.37%	69.57%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 14.948 - 0.14495 \text{ Price} + 0.000151 \text{ Welfare} + 0.000113 \text{ Covid} - 0.02455 \text{ Day.Month}$
 $- 0.0818 \text{ พท.} + 0.1998 \text{ ฉ.} + 0.0907 \text{ MAR} + 0.1222 \text{ OCT} + 0.0774 \text{ DEC}$
 $+ 0.1501 \text{ Mid_End_Month} + 0.1383 \text{ Holidays}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	11	113.172	10.2883	169.80	0.000
Price	1	20.101	20.1010	331.75	0.000
Welfare	1	10.672	10.6724	176.14	0.000
Covid	1	4.796	4.7957	79.15	0.000
Day.Month	1	34.150	34.1504	563.62	0.000
พท.	1	0.622	0.6218	10.26	0.001
ฉ.	1	3.686	3.6863	60.84	0.000
MAR	1	0.367	0.3673	6.06	0.014
OCT	1	0.799	0.7985	13.18	0.000
DEC	1	0.332	0.3318	5.48	0.020
Mid_End_Month	1	3.398	3.3982	56.08	0.000
Holidays	1	0.718	0.7180	11.85	0.001
Error	771	46.716	0.0606		
Total	782	159.888			



รูปภาพผนวกที่ 44 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.244013	71.09%	70.69%	69.92%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 14.830 - 0.14254 \text{ Price} + 0.000151 \text{ Welfare} + 0.000109 \text{ Covid} - 0.02445 \text{ Day.Month}$
 $- 0.0780 \text{ พท.} + 0.1991 \text{ ฉก.} + 0.0910 \text{ MAR} + 0.1203 \text{ OCT} + 0.0770 \text{ DEC}$
 $+ 0.1485 \text{ Mid_End_Month} + 0.1404 \text{ Holidays}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	11	117.284	10.6622	179.07	0.000
Price	1	19.965	19.9652	335.31	0.000
Welfare	1	10.698	10.6984	179.68	0.000
Covid	1	7.826	7.8263	131.44	0.000
Day.Month	1	35.156	35.1559	590.43	0.000
พท.	1	0.586	0.5865	9.85	0.002
ฉก.	1	3.794	3.7938	63.72	0.000
MAR	1	0.369	0.3692	6.20	0.013
OCT	1	0.775	0.7750	13.02	0.000
DEC	1	0.328	0.3283	5.51	0.019
Mid_End_Month	1	3.370	3.3697	56.59	0.000
Holidays	1	0.742	0.7420	12.46	0.000
Error	801	47.694	0.0595		
Lack-of-Fit	771	47.694	0.0619	*	*
Pure Error	30	0.000	0.0000		
Total	812	164.978			

CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปภาพผนวกที่ 45 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.138880	34.19%	33.07%	30.68%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 5.6024 + 0.000025 \text{ Welfare} + 0.000097 \text{ Covid} - 0.002538 \text{ Day.Month} + 0.0692 \text{ ศ.}$
 $+ 0.0752 \text{ อ.} - 0.0740 \text{ MAR} - 0.1549 \text{ APR} - 0.1948 \text{ MAY} - 0.1210 \text{ JUN} - 0.0910 \text{ JUL}$
 $- 0.0396 \text{ AUG} - 0.0528 \text{ OCT} + 0.0426 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	13	7.7143	0.59340	30.77	0.000
Welfare	1	0.2714	0.27141	14.07	0.000
Covid	1	2.5844	2.58443	133.99	0.000
Day.Month	1	0.3728	0.37280	19.33	0.000
ศ.	1	0.4468	0.44677	23.16	0.000
อ.	1	0.5282	0.52816	27.38	0.000
MAR	1	0.2419	0.24189	12.54	0.000
APR	1	1.4199	1.41992	73.62	0.000
MAY	1	2.2350	2.23502	115.88	0.000
JUN	1	0.7176	0.71756	37.20	0.000
JUL	1	0.4167	0.41667	21.60	0.000
AUG	1	0.0788	0.07883	4.09	0.044
OCT	1	0.1425	0.14248	7.39	0.007
Mid_End_Month	1	0.3429	0.34287	17.78	0.000
Error	770	14.8516	0.01929		
Total	783	22.5658			

รูปภาพผนวกที่ 46 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.136064	33.39%	32.22%	30.69%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 5.5814 + 0.000167 \text{ Covid} - 0.002681 \text{ Day.Month} + 0.0375 \text{ จ.} + 0.0710 \text{ ศ.} + 0.0784 \text{ ฉ.}$
 $+ 0.0550 \text{ FEB} - 0.1559 \text{ APR} - 0.1764 \text{ MAY} - 0.0975 \text{ JUN} - 0.0640 \text{ JUL} + 0.0558 \text{ DEC}$
 $+ 0.0439 \text{ Mid_End_Month} - 0.0508 \text{ Holidays}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	13	6.8583	0.52756	28.50	0.000
Covid	1	1.5136	1.51361	81.76	0.000
Day.Month	1	0.3899	0.38989	21.06	0.000
จ.	1	0.1198	0.11977	6.47	0.011
ศ.	1	0.4345	0.43452	23.47	0.000
ฉ.	1	0.5259	0.52587	28.41	0.000
FEB	1	0.1477	0.14773	7.98	0.005
APR	1	1.3183	1.31829	71.21	0.000
MAY	1	1.6189	1.61891	87.45	0.000
JUN	1	0.4894	0.48943	26.44	0.000
JUL	1	0.2165	0.21647	11.69	0.001
DEC	1	0.1641	0.16410	8.86	0.003
Mid_End_Month	1	0.3489	0.34890	18.85	0.000
Holidays	1	0.0930	0.09302	5.02	0.025
Error	739	13.6814	0.01851		
Total	752	20.5397			

รูปภาพผนวกที่ 47 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.138422	35.41%	34.36%	32.67%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 5.6007 + 0.000028 \text{ Welfare} + 0.000086 \text{ Covid} - 0.002404 \text{ Day.Month} + 0.0672 \text{ ศ.}$
 $+ 0.0755 \text{ ฉ.} - 0.0776 \text{ MAR} - 0.1497 \text{ APR} - 0.1854 \text{ MAY} - 0.1317 \text{ JUN} - 0.0904 \text{ JUL}$
 $- 0.0390 \text{ AUG} - 0.0529 \text{ OCT} + 0.03942 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	13	8.4017	0.64628	33.73	0.000
Welfare	1	0.3652	0.36520	19.06	0.000
Covid	1	3.8007	3.80071	198.36	0.000
Day.Month	1	0.3467	0.34669	18.09	0.000
ศ.	1	0.4368	0.43684	22.80	0.000
ฉ.	1	0.5513	0.55132	28.77	0.000
MAR	1	0.2688	0.26885	14.03	0.000
APR	1	1.3618	1.36179	71.07	0.000
MAY	1	2.1934	2.19337	114.47	0.000
JUN	1	0.9921	0.99207	51.78	0.000
JUL	1	0.4111	0.41106	21.45	0.000
AUG	1	0.0764	0.07641	3.99	0.046
OCT	1	0.1431	0.14312	7.47	0.006
Mid_End_Month	1	0.3045	0.30448	15.89	0.000
Error	800	15.3285	0.01916		
Total	813	23.7302			

รูปภาพผนวกที่ 48 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.396555	49.51%	48.69%	47.58%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 8.749 - 0.01712 \text{ Price} + 0.000052 \text{ Welfare} + 0.000169 \text{ Covid} - 0.03419 \text{ Day.Month}$
 $- 0.0976 \text{ พฤ.} + 0.1279 \text{ ฉา.} - 0.1307 \text{ APR} - 0.1338 \text{ JUL} + 0.1162 \text{ OCT} + 0.1613 \text{ DEC}$
 $+ 0.1205 \text{ Weekend} + 0.2829 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	12	114.092	9.5077	60.46	0.000
Price	1	2.296	2.2965	14.60	0.000
Welfare	1	1.429	1.4295	9.09	0.003
Covid	1	1.505	1.5053	9.57	0.002
Day.Month	1	64.713	64.7128	411.51	0.000
พฤ.	1	0.822	0.8220	5.23	0.023
ฉา.	1	0.874	0.8743	5.56	0.019
APR	1	0.941	0.9407	5.98	0.015
JUL	1	0.962	0.9615	6.11	0.014
OCT	1	0.723	0.7232	4.60	0.032
DEC	1	1.347	1.3469	8.56	0.004
Weekend	1	1.245	1.2449	7.92	0.005
Mid_End_Month	1	14.294	14.2936	90.89	0.000
Error	740	116.369	0.1573		
Total	752	230.461			

รูปภาพผนวกที่ 49 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ซอส

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.403580	47.10%	46.35%	45.09%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 8.702 - 0.01710 \text{ Price} + 0.000057 \text{ Welfare} + 0.000070 \text{ Covid} - 0.03238 \text{ Day.Month}$
 $- 0.1065 \text{ พฤ.} - 0.1243 \text{ ส.} - 0.1203 \text{ JUL} + 0.1287 \text{ OCT} + 0.1780 \text{ DEC} + 0.2504 \text{ Weekend}$
 $+ 0.2891 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	11	111.977	10.1797	62.50	0.000
Price	1	2.324	2.3241	14.27	0.000
Welfare	1	1.843	1.8430	11.32	0.001
Covid	1	1.758	1.7578	10.79	0.001
Day.Month	1	60.621	60.6206	372.19	0.000
พฤ.	1	1.016	1.0165	6.24	0.013
ส.	1	0.865	0.8655	5.31	0.021
JUL	1	0.794	0.7935	4.87	0.028
OCT	1	0.902	0.9024	5.54	0.019
DEC	1	1.665	1.6647	10.22	0.001
Weekend	1	5.616	5.6161	34.48	0.000
Mid_End_Month	1	15.584	15.5836	95.68	0.000
Error	772	125.741	0.1629		
Total	783	237.718			

รูปภาพผนวกที่ 50 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ซอส

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.398374	46.98%	46.26%	45.19%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 8.717 - 0.01769 \text{ Price} + 0.000066 \text{ Welfare} + 0.000042 \text{ Covid} - 0.03190 \text{ Day.Month}$
 $- 0.1020 \text{ พฤ.} + 0.1259 \text{ ฉา.} - 0.1174 \text{ JUL} + 0.1304 \text{ OCT} + 0.1783 \text{ DEC} + 0.1236 \text{ Weekend}$
 $+ 0.2848 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	11	112.797	10.2543	64.61	0.000
Price	1	2.493	2.4929	15.71	0.000
Welfare	1	2.751	2.7513	17.34	0.000
Covid	1	1.149	1.1487	7.24	0.007
Day.Month	1	61.094	61.0940	384.96	0.000
พฤ.	1	0.966	0.9658	6.09	0.014
ฉา.	1	0.920	0.9198	5.80	0.016
JUL	1	0.755	0.7555	4.76	0.029
OCT	1	0.928	0.9275	5.84	0.016
DEC	1	1.672	1.6718	10.53	0.001
Weekend	1	1.418	1.4179	8.93	0.003
Mid_End_Month	1	15.695	15.6950	98.90	0.000
Error	802	127.279	0.1587		
Total	813	240.076			

รูปภาพผนวกที่ 51 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ซอส

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.262529	68.37%	67.99%	67.48%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 6.6419 + 0.000137 \text{ Welfare} - 0.03330 \text{ Day.Month} - 0.0610 \text{ พฤ.} + 0.1230 \text{ ฉา.}$
 $- 0.1002 \text{ APR} + 0.1383 \text{ OCT} + 0.1250 \text{ DEC} + 0.0874 \text{ Weekend} + 0.2834 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	110.684	12.2982	178.44	0.000
Welfare	1	10.737	10.7367	155.78	0.000
Day.Month	1	62.119	62.1192	901.30	0.000
พฤ.	1	0.321	0.3208	4.66	0.031
ฉา.	1	0.809	0.8093	11.74	0.001
APR	1	0.700	0.6998	10.15	0.002
OCT	1	1.061	1.0612	15.40	0.000
DEC	1	0.868	0.8679	12.59	0.000
Weekend	1	0.655	0.6551	9.51	0.002
Mid_End_Month	1	14.567	14.5665	211.35	0.000
Error	743	51.209	0.0689		
Total	752	161.893			

รูปภาพผนวกที่ 52 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.277259	65.17%	64.62%	63.64%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 6.5721 + 0.000119 \text{ Welfare} + 0.000038 \text{ Covid} - 0.03189 \text{ Day.Month} + 0.0640 \text{ จ.}$
 $+ 0.0885 \text{ ศ.} - 0.1183 \text{ ส.} + 0.0889 \text{ MAR} - 0.1109 \text{ APR} + 0.1501 \text{ OCT} + 0.1367 \text{ DEC}$
 $+ 0.2576 \text{ Weekend} + 0.2851 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	12	110.878	9.2399	120.20	0.000
Welfare	1	6.603	6.6029	85.89	0.000
Covid	1	0.481	0.4808	6.25	0.013
Day.Month	1	58.895	58.8946	766.14	0.000
จ.	1	0.343	0.3428	4.46	0.035
ศ.	1	0.658	0.6578	8.56	0.004
ส.	1	0.784	0.7837	10.20	0.001
MAR	1	0.357	0.3575	4.65	0.031
APR	1	0.834	0.8336	10.84	0.001
OCT	1	1.238	1.2377	16.10	0.000
DEC	1	1.029	1.0285	13.38	0.000
Weekend	1	5.569	5.5688	72.44	0.000
Mid_End_Month	1	15.347	15.3472	199.65	0.000
Error	771	59.269	0.0769		
Total	783	170.147			

รูปภาพผนวกที่ 53 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.275623	65.02%	64.59%	64.01%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 6.5617 + 0.000141 \text{ Welfare} - 0.03149 \text{ Day.Month} + 0.0633 \text{ จ.} + 0.0833 \text{ ศ.} + 0.1208 \text{ ฉ.}$
 $- 0.0949 \text{ APR} + 0.1435 \text{ OCT} + 0.1316 \text{ DEC} + 0.1359 \text{ Weekend} + 0.2847 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	10	113.410	11.3410	149.29	0.000
Welfare	1	12.943	12.9432	170.38	0.000
Day.Month	1	60.063	60.0625	790.63	0.000
จ.	1	0.349	0.3492	4.60	0.032
ศ.	1	0.605	0.6048	7.96	0.005
ฉ.	1	0.846	0.8457	11.13	0.001
APR	1	0.634	0.6340	8.35	0.004
OCT	1	1.153	1.1534	15.18	0.000
DEC	1	0.970	0.9702	12.77	0.000
Weekend	1	1.610	1.6095	21.19	0.000
Mid_End_Month	1	15.892	15.8916	209.19	0.000
Error	803	61.002	0.0760		
Total	813	174.412			

รูปภาพผนวกที่ 54 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.361095	65.88%	65.48%	65.13%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 9.553 - 0.012129 \text{ Price} + 0.000053 \text{ Covid} - 0.0764 \text{ พฤ.} + 0.2088 \text{ ฉา.} + 0.1117 \text{ JAN}$
 $- 0.1230 \text{ APR} - 0.1508 \text{ MAY} - 0.1398 \text{ NOV} + 0.2484 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	194.826	21.647	166.02	0.000
Price	1	143.071	143.071	1097.26	0.000
Covid	1	0.799	0.799	6.13	0.014
พฤ.	1	0.544	0.544	4.17	0.041
ฉา.	1	4.067	4.067	31.19	0.000
JAN	1	0.679	0.679	5.21	0.023
APR	1	1.013	1.013	7.77	0.005
MAY	1	1.404	1.404	10.77	0.001
NOV	1	1.036	1.036	7.94	0.005
Mid_End_Month	1	11.989	11.989	91.95	0.000
Error	774	100.921	0.130		
Total	783	295.748			

รูปภาพผนวกที่ 55 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

CHULALONGKORN UNIVERSITY

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.357745	66.25%	65.91%	65.59%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 9.539 - 0.012127 \text{ Price} + 0.000049 \text{ Covid} + 0.2201 \text{ ๑๓.} + 0.1110 \text{ JAN} - 0.1231 \text{ APR}$
 $- 0.1475 \text{ MAY} - 0.1404 \text{ NOV} + 0.2529 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	8	202.215	25.277	197.50	0.000
Price	1	146.829	146.829	1147.27	0.000
Covid	1	1.352	1.352	10.57	0.001
๑๓.	1	4.819	4.819	37.65	0.000
JAN	1	0.680	0.680	5.31	0.021
APR	1	1.062	1.062	8.30	0.004
MAY	1	1.575	1.575	12.31	0.000
NOV	1	1.046	1.046	8.17	0.004
Mid_End_Month	1	12.910	12.910	100.88	0.000
Error	805	103.025	0.128		
Total	813	305.240			

รูปภาพผนวกที่ 56 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

CHULALONGKORN UNIVERSITY

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.353045	66.81%	66.45%	66.13%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 9.655 - 0.012384 \text{ Price} + 0.000011 \text{ Covid} - 0.0699 \text{ พท.} + 0.2065 \text{ ฉ.} + 0.1160 \text{ JAN}$
 $- 0.1089 \text{ APR} - 0.1140 \text{ MAY} - 0.1478 \text{ NOV} + 0.2494 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	209.486	23.276	186.75	0.000
Price	1	166.292	166.292	1334.17	0.000
Covid	1	0.545	0.545	4.37	0.037
พท.	1	0.492	0.492	3.95	0.047
ฉ.	1	4.269	4.269	34.25	0.000
JAN	1	0.744	0.744	5.97	0.015
APR	1	0.842	0.842	6.75	0.010
MAY	1	1.031	1.031	8.27	0.004
NOV	1	1.164	1.164	9.34	0.002
Mid_End_Month	1	13.049	13.049	104.69	0.000
Error	835	104.075	0.125		
Total	844	313.561			

รูปภาพผนวกที่ 57 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

CHULALONGKORN UNIVERSITY

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.497347	45.96%	45.30%	44.57%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 14.460 - 0.2562 \text{ Price} + 0.000234 \text{ Welfare} + 0.000478 \text{ Covid} - 0.00656 \text{ Day.Month}$
 $- 0.2399 \text{ FEB} - 0.1569 \text{ JUN} + 0.2457 \text{ Weekend} + 0.1590 \text{ Mid_End_Month}$
 $+ 0.1916 \text{ Holidays}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	156.302	17.367	70.21	0.000
Price	1	106.782	106.782	431.70	0.000
Welfare	1	25.913	25.913	104.76	0.000
Covid	1	15.077	15.077	60.95	0.000
Day.Month	1	2.338	2.338	9.45	0.002
FEB	1	2.491	2.491	10.07	0.002
JUN	1	1.324	1.324	5.35	0.021
Weekend	1	9.221	9.221	37.28	0.000
Mid_End_Month	1	4.571	4.571	18.48	0.000
Holidays	1	1.376	1.376	5.56	0.019
Error	743	183.784	0.247		
Total	752	340.086			

รูปภาพผนวกที่ 58 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

CHULALONGKORN UNIVERSITY

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.497265	47.05%	46.36%	45.43%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 14.179 - 0.2459 \text{ Price} + 0.000239 \text{ Welfare} + 0.000152 \text{ Covid} - 0.00583 \text{ Day.Month}$
 $- 0.2029 \text{ FEB} + 0.2030 \text{ APR} - 0.1567 \text{ JUN} + 0.2455 \text{ Weekend} + 0.1507 \text{ Mid_End_Month}$
 $+ 0.1569 \text{ Holidays}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	10	169.833	16.9833	68.68	0.000
Price	1	99.790	99.7899	403.56	0.000
Welfare	1	27.509	27.5094	111.25	0.000
Covid	1	7.827	7.8269	31.65	0.000
Day.Month	1	1.915	1.9154	7.75	0.006
FEB	1	1.817	1.8166	7.35	0.007
APR	1	2.773	2.7725	11.21	0.001
JUN	1	1.311	1.3112	5.30	0.022
Weekend	1	9.619	9.6187	38.90	0.000
Mid_End_Month	1	4.266	4.2661	17.25	0.000
Holidays	1	0.994	0.9944	4.02	0.045
Error	773	191.141	0.2473		
Total	783	360.975			

รูปภาพผนวกที่ 59 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

CHULALONGKORN UNIVERSITY

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.492260	48.53%	47.95%	47.21%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 14.209 - 0.2469 \text{ Price} + 0.000230 \text{ Welfare} + 0.000191 \text{ Covid} - 0.00723 \text{ Day.Month}$
 $+ 0.1048 \text{ พ.} - 0.1793 \text{ FEB} + 0.2107 \text{ APR} + 0.2606 \text{ Weekend} + 0.1474 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	183.696	20.411	84.23	0.000
Price	1	100.715	100.715	415.63	0.000
Welfare	1	28.426	28.426	117.31	0.000
Covid	1	24.096	24.096	99.44	0.000
Day.Month	1	3.146	3.146	12.98	0.000
พ.	1	1.024	1.024	4.23	0.040
FEB	1	1.435	1.435	5.92	0.015
APR	1	3.155	3.155	13.02	0.000
Weekend	1	10.504	10.504	43.35	0.000
Mid_End_Month	1	4.235	4.235	17.48	0.000
Error	804	194.825	0.242		
Total	813	378.522			

รูปภาพผนวกที่ 60 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.419597	61.42%	60.82%	58.98%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 6.798 - 0.04154 \text{ Price} + 0.000217 \text{ Welfare} + 0.000286 \text{ Covid} - 0.01565 \text{ Day.Month}$
 $- 0.1239 \text{ ส.} + 0.5212 \text{ JAN} + 0.1988 \text{ FEB} + 1.1384 \text{ MAR} + 0.3606 \text{ APR} + 0.1757 \text{ DEC}$
 $+ 0.2442 \text{ Weekend} + 0.1834 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	12	216.144	18.0120	102.31	0.000
Price	1	39.489	39.4894	224.29	0.000
Welfare	1	17.048	17.0476	96.83	0.000
Covid	1	25.682	25.6819	145.87	0.000
Day.Month	1	14.107	14.1075	80.13	0.000
ส.	1	0.859	0.8593	4.88	0.027
JAN	1	14.575	14.5747	82.78	0.000
FEB	1	1.499	1.4986	8.51	0.004
MAR	1	49.286	49.2859	279.94	0.000
APR	1	8.262	8.2623	46.93	0.000
DEC	1	1.523	1.5228	8.65	0.003
Weekend	1	5.563	5.5627	31.60	0.000
Mid_End_Month	1	6.284	6.2841	35.69	0.000
Error	771	135.743	0.1761		
Total	783	351.887			

รูปภาพผนวกที่ 61 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.414502	62.36%	61.79%	60.40%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 6.809 - 0.04133 \text{ Price} + 0.000206 \text{ Welfare} + 0.000309 \text{ Covid} - 0.01623 \text{ Day.Month}$
 $- 0.1262 \text{ ส.} + 0.5145 \text{ JAN} + 0.2074 \text{ FEB} + 1.1492 \text{ MAR} + 0.3444 \text{ APR} + 0.1742 \text{ DEC}$
 $+ 0.2465 \text{ Weekend} + 0.1751 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	12	227.970	18.9975	110.57	0.000
Price	1	39.346	39.3462	229.01	0.000
Welfare	1	17.394	17.3937	101.24	0.000
Covid	1	57.517	57.5175	334.77	0.000
Day.Month	1	15.718	15.7183	91.49	0.000
ส.	1	0.924	0.9236	5.38	0.021
JAN	1	14.246	14.2455	82.91	0.000
FEB	1	1.655	1.6554	9.64	0.002
MAR	1	51.185	51.1849	297.91	0.000
APR	1	7.794	7.7937	45.36	0.000
DEC	1	1.497	1.4969	8.71	0.003
Weekend	1	5.878	5.8778	34.21	0.000
Mid_End_Month	1	5.951	5.9510	34.64	0.000
Error	801	137.621	0.1718		
Total	813	365.591			

รูปภาพผนวกที่ 62 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 3 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.462437	53.74%	52.96%	51.86%

Regression Equation

$\ln(\text{Sale}) = 7.322 - 0.03990 \text{ Price} + 0.000187 \text{ Welfare} + 0.000075 \text{ Covid} - 0.01333 \text{ Day.Month}$
 $- 0.002064 \text{ Day.Year} + 0.1257 \text{ อ.} - 0.2658 \text{ FEB} + 0.7194 \text{ MAR} - 0.1476 \text{ MAY}$
 $- 0.3636 \text{ JUL} - 0.1531 \text{ AUG} + 0.2980 \text{ DEC} + 0.1189 \text{ Weekend} + 0.1735 \text{ Mid_End_Month}$

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	14	206.220	14.7300	68.88	0.000
Price	1	35.734	35.7340	167.10	0.000
Welfare	1	16.853	16.8534	78.81	0.000
Covid	1	10.537	10.5371	49.27	0.000
Day.Month	1	10.787	10.7870	50.44	0.000
Day.Year	1	17.403	17.4033	81.38	0.000
อ.	1	0.951	0.9514	4.45	0.035
FEB	1	2.330	2.3302	10.90	0.001
MAR	1	18.502	18.5020	86.52	0.000
MAY	1	1.536	1.5360	7.18	0.008
JUL	1	7.980	7.9797	37.31	0.000
AUG	1	1.233	1.2327	5.76	0.017
DEC	1	3.478	3.4783	16.27	0.000
Weekend	1	1.424	1.4237	6.66	0.010
Mid_End_Month	1	6.070	6.0697	28.38	0.000
Error	830	177.494	0.2138		
Total	844	383.714			

รูปภาพผนวกที่ 63 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 3 และการ
 วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

ผลการสร้างสมการถดถอยพหุคูณรูปแบบที่ 4 โดยการพยากรณ์ยอดขายรายวันปกติกับตัวแปรอิสระ
ที่ข้อมูลตัวเองในอดีต

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
752.757	73.80%	73.05%	71.43%

Regression Equation

Sale = 23603 - 46078 Ratio + 0.5303 Welfare - 112.33 Day.Month - 308.8 พท. + 458.4 ฉา.
- 282 JAN - 244 AUG - 450 SEP + 538 Holidays - 0.2517 SMA7 - 0.1321 SMA7_lag45
- 0.622 SMA7_lag60 + 1.016 SMA15_lag45 - 0.319 SMA15_lag60 - 1.032 SMA30_lag45
+ 0.748 EMA7_lag30 - 1.157 EMA15_lag30 + 1.077 EMA30_lag60 + 187.4 RDP15_lag30
- 258.0 RDP15_lag60 - 207.5 RDP30_lag30

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	21	1166876284	55565537	98.06	0.000
Ratio	1	162372634	162372634	286.55	0.000
Welfare	1	100776299	100776299	177.85	0.000
Day.Month	1	233556842	233556842	412.18	0.000
พท.	1	8021623	8021623	14.16	0.000
ฉา.	1	18263533	18263533	32.23	0.000
JAN	1	4248131	4248131	7.50	0.006
AUG	1	3052908	3052908	5.39	0.021
SEP	1	9914887	9914887	17.50	0.000
Holidays	1	10400600	10400600	18.35	0.000
SMA7	1	15893311	15893311	28.05	0.000
SMA7_lag45	1	2731280	2731280	4.82	0.028
SMA7_lag60	1	17758608	17758608	31.34	0.000
SMA15_lag45	1	30017314	30017314	52.97	0.000
SMA15_lag60	1	3288374	3288374	5.80	0.016
SMA30_lag45	1	6688976	6688976	11.80	0.001
EMA7_lag30	1	9863868	9863868	17.41	0.000
EMA15_lag30	1	15494329	15494329	27.34	0.000
EMA30_lag60	1	21356202	21356202	37.69	0.000
RDP15_lag30	1	5278295	5278295	9.32	0.002
RDP15_lag60	1	10843691	10843691	19.14	0.000
RDP30_lag30	1	3553003	3553003	6.27	0.012
Error	731	414215725	566643		
Total	752	1581092008			

รูปภาพผนวกที่ 64 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการ
วิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
761.705	72.59%	71.90%	70.29%

Regression Equation

Sale = 21449 - 41351 Ratio + 0.5737 Welfare + 0.2202 Covid - 105.43 Day.Month
 + 0.807 Day.Year - 229.0 พท. + 477.1 ฉก. + 269 MAR - 362 SEP + 481 Holidays
 - 0.2088 SMA7_lag45 - 0.5365 SMA7_lag60 - 0.3851 SMA15 + 0.631 SMA15_lag45
 - 0.300 SMA30_lag30 + 0.341 SMA30_lag60 + 0.650 EMA7_lag60 + 142.7 RDP7_lag30
 - 181.0 RDP15_lag60 - 159.2 RDP30_lag60

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	20	1216945580	60847279	104.87	0.000
Ratio	1	152972896	152972896	263.66	0.000
Welfare	1	103803612	103803612	178.91	0.000
Covid	1	17845458	17845458	30.76	0.000
Day.Month	1	245264565	245264565	422.73	0.000
Day.Year	1	4385079	4385079	7.56	0.006
พท.	1	4804106	4804106	8.28	0.004
ฉก.	1	21724828	21724828	37.44	0.000
MAR	1	2992843	2992843	5.16	0.023
SEP	1	6346038	6346038	10.94	0.001
Holidays	1	8363225	8363225	14.41	0.000
SMA7_lag45	1	10035205	10035205	17.30	0.000
SMA7_lag60	1	28085757	28085757	48.41	0.000
SMA15	1	17690881	17690881	30.49	0.000
SMA15_lag45	1	19689397	19689397	33.94	0.000
SMA30_lag30	1	3404359	3404359	5.87	0.016
SMA30_lag60	1	4373303	4373303	7.54	0.006
EMA7_lag60	1	18442219	18442219	31.79	0.000
RDP7_lag30	1	7015794	7015794	12.09	0.001
RDP15_lag60	1	6167125	6167125	10.63	0.001
RDP30_lag60	1	3256247	3256247	5.61	0.018
Error	792	459514533	580195		
Lack-of-Fit	762	459514533	603037	*	*
Pure Error	30	0	0		
Total	812	1676460114			

รูปภาพผนวกที่ 65 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
761.124	72.90%	72.19%	70.45%

Regression Equation

Sale = 22577 - 43842 Ratio + 0.5765 Welfare + 0.1866 Covid - 111.46 Day.Month
 + 0.859 Day.Year - 274.9 พท. + 479.4 ฉา. + 398 MAR + 203 JUN - 275 SEP + 513 Holidays
 + 0.2909 Lag30 - 0.2502 SMA7 - 0.2318 SMA7_lag45 - 0.2838 SMA15_lag30
 + 0.6948 SMA15_lag45 + 137.2 RDP7_lag60 - 267.1 RDP15_lag60 - 561.1 RDP30_lag30
 - 179.2 RDP30_lag60

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	20	1187754872	59387744	102.51	0.000
Ratio	1	158680557	158680557	273.91	0.000
Welfare	1	108360828	108360828	187.05	0.000
Covid	1	8072725	8072725	13.94	0.000
Day.Month	1	282071652	282071652	486.91	0.000
Day.Year	1	4907131	4907131	8.47	0.004
พท.	1	6345349	6345349	10.95	0.001
ฉา.	1	21146857	21146857	36.50	0.000
MAR	1	6409452	6409452	11.06	0.001
JUN	1	2315771	2315771	4.00	0.046
SEP	1	3791697	3791697	6.55	0.011
Holidays	1	9533595	9533595	16.46	0.000
Lag30	1	27119236	27119236	46.81	0.000
SMA7	1	19087887	19087887	32.95	0.000
SMA7_lag45	1	11911213	11911213	20.56	0.000
SMA15_lag30	1	18474650	18474650	31.89	0.000
SMA15_lag45	1	45605777	45605777	78.72	0.000
RDP7_lag60	1	3318040	3318040	5.73	0.017
RDP15_lag60	1	12437529	12437529	21.47	0.000
RDP30_lag30	1	19304248	19304248	33.32	0.000
RDP30_lag60	1	4537579	4537579	7.83	0.005
Error	762	441433565	579309		
Total	782	1629188438			

รูปภาพผนวกที่ 66 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์นม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
38.0245	38.36%	37.19%	35.06%

Regression Equation

Sale = 107.1 + 0.02841 Covid - 1.020 Day.Month + 10.74 จ. + 21.55 ศ. + 21.44 ฉ. - 16.40 APR
 - 17.21 MAY + 11.51 Mid_End_Month - 13.11 Holidays - 0.372 SMA7_lag30 + 0.627 SMA30
 + 0.640 EMA7_lag30 - 0.2834 EMA7_lag37 + 25.41 RDP7_lag60

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	14	664052	47432	32.81	0.000
Covid	1	36703	36703	25.38	0.000
Day.Month	1	50603	50603	35.00	0.000
จ.	1	9836	9836	6.80	0.009
ศ.	1	39924	39924	27.61	0.000
ฉ.	1	39330	39330	27.20	0.000
APR	1	12030	12030	8.32	0.004
MAY	1	12300	12300	8.51	0.004
Mid_End_Month	1	21074	21074	14.58	0.000
Holidays	1	6230	6230	4.31	0.038
SMA7_lag30	1	16001	16001	11.07	0.001
SMA30	1	47574	47574	32.90	0.000
EMA7_lag30	1	49006	49006	33.89	0.000
EMA7_lag37	1	24895	24895	17.22	0.000
RDP7_lag60	1	14315	14315	9.90	0.002
Error	738	1067048	1446		
Total	752	1731101			

รูปภาพผนวกที่ 67 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
38.6284	40.47%	39.38%	37.13%

Regression Equation

Sale = 70.5 + 0.01052 Covid - 0.940 Day.Month + 12.47 จ. + 26.96 ศ. + 14.28 ฉ. - 12.56 MAY
 + 11.27 Weekend + 7.58 Mid_End_Month + 0.1827 SMA7 - 0.510 SMA7_lag30
 - 0.2272 SMA7_lag37 + 0.582 SMA30 + 0.709 EMA7_lag30 + 29.39 RDP7_lag60

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	14	779992	55714	37.34	0.000
Covid	1	26267	26267	17.60	0.000
Day.Month	1	41103	41103	27.55	0.000
จ.	1	12963	12963	8.69	0.003
ศ.	1	60551	60551	40.58	0.000
ฉ.	1	11317	11317	7.58	0.006
MAY	1	8968	8968	6.01	0.014
Weekend	1	10391	10391	6.96	0.008
Mid_End_Month	1	8221	8221	5.51	0.019
SMA7	1	5873	5873	3.94	0.048
SMA7_lag30	1	30097	30097	20.17	0.000
SMA7_lag37	1	18267	18267	12.24	0.000
SMA30	1	26985	26985	18.08	0.000
EMA7_lag30	1	58079	58079	38.92	0.000
RDP7_lag60	1	21351	21351	14.31	0.000
Error	769	1147466	1492		
Total	783	1927458			

รูปภาพผนวกที่ 68 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
38.3046	42.03%	41.02%	38.89%

Regression Equation

Sale = 57.8 + 0.00611 Covid - 0.762 Day.Month + 10.92 จ. + 18.51 ศ. + 19.58 ฉ.
 + 6.53 Mid_End_Month - 14.29 Holidays + 0.1705 Lag30 - 0.2179 Lag60 + 0.3042 SMA7
 - 0.858 SMA7_lag60 + 0.458 SMA30 - 0.2935 EMA7_lag37 + 1.230 EMA7_lag60

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	14	850015	60715	41.38	0.000
Covid	1	18983	18983	12.94	0.000
Day.Month	1	28842	28842	19.66	0.000
จ.	1	10828	10828	7.38	0.007
ศ.	1	31132	31132	21.22	0.000
ฉ.	1	34568	34568	23.56	0.000
Mid_End_Month	1	6606	6606	4.50	0.034
Holidays	1	8134	8134	5.54	0.019
Lag30	1	35654	35654	24.30	0.000
Lag60	1	16045	16045	10.94	0.001
SMA7	1	19026	19026	12.97	0.000
SMA7_lag60	1	46620	46620	31.77	0.000
SMA30	1	20567	20567	14.02	0.000
EMA7_lag37	1	32309	32309	22.02	0.000
EMA7_lag60	1	53216	53216	36.27	0.000
Error	799	1172329	1467		
Total	813	2022344			

รูปภาพผนวกที่ 69 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์นมผงเด็ก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
201.603	78.34%	77.66%	76.01%

Regression Equation

Sale = -2130 + 3901 Ratio + 0.1843 Welfare + 0.0792 Covid - 39.83 Day.Month - 0.469 Day.Year
 - 61.0 พท. + 96.1 ฉ. - 107.0 APR + 78.1 JUN + 278.3 OCT + 265.8 NOV + 331.3 DEC
 + 48.4 Weekend - 0.2689 SMA7_lag45 - 0.2828 SMA7_lag60 - 0.6223 SMA15
 - 0.984 SMA15_lag30 + 1.390 SMA30_lag30 - 1.103 SMA30_lag45 + 0.539 EMA30_lag60
 + 26.73 RDP7_lag30 - 21.22 RDP7_lag37 + 20.00 RDP15_lag60

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	23	107194048	4660611	114.67	0.000
Ratio	1	598879	598879	14.73	0.000
Welfare	1	9455890	9455890	232.65	0.000
Covid	1	187865	187865	4.62	0.032
Day.Month	1	32591057	32591057	801.87	0.000
Day.Year	1	550398	550398	13.54	0.000
พท.	1	319507	319507	7.86	0.005
ฉ.	1	493255	493255	12.14	0.001
APR	1	531304	531304	13.07	0.000
JUN	1	268693	268693	6.61	0.010
OCT	1	2145446	2145446	52.79	0.000
NOV	1	1659885	1659885	40.84	0.000
DEC	1	1983227	1983227	48.80	0.000
Weekend	1	200167	200167	4.92	0.027
SMA7_lag45	1	1979477	1979477	48.70	0.000
SMA7_lag60	1	1100033	1100033	27.07	0.000
SMA15	1	2539902	2539902	62.49	0.000
SMA15_lag30	1	3086522	3086522	75.94	0.000
SMA30_lag30	1	1584440	1584440	38.98	0.000
SMA30_lag45	1	747073	747073	18.38	0.000
EMA30_lag60	1	1155949	1155949	28.44	0.000
RDP7_lag30	1	1146277	1146277	28.20	0.000
RDP7_lag37	1	844483	844483	20.78	0.000
RDP15_lag60	1	334792	334792	8.24	0.004
Error	729	29629221	40644		
Total	752	136823269			

รูปภาพผนวกที่ 70 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
212.618	76.07%	75.28%	73.02%

Regression Equation

Sale = -3771 + 5626 Ratio + 0.1709 Welfare + 0.0716 Covid - 35.80 Day.Month - 0.589 Day.Year
 + 67.1 จ. + 82.6 ศ. - 92.0 ส. - 69.1 MAY + 269.3 OCT + 294.6 NOV + 408.7 DEC
 + 198.8 Weekend + 0.1138 Lag30 - 0.1491 Lag60 - 0.2610 SMA7_lag45 - 0.4396 SMA15
 - 0.4344 SMA15_lag30 - 0.479 SMA30_lag60 + 2.176 EMA7_lag60 - 5.534 EMA15_lag60
 + 2.034 EMA30_lag60 + 27.40 RDP7_lag30 - 27.01 RDP15_lag30 + 24.93 RDP15_lag60

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	25	108931450	4357258	96.39	0.000
Ratio	1	1516148	1516148	33.54	0.000
Welfare	1	8956385	8956385	198.12	0.000
Covid	1	837528	837528	18.53	0.000
Day.Month	1	24755659	24755659	547.61	0.000
Day.Year	1	894112	894112	19.78	0.000
จ.	1	368399	368399	8.15	0.004
ศ.	1	552535	552535	12.22	0.000
ส.	1	470519	470519	10.41	0.001
MAY	1	266515	266515	5.90	0.015
OCT	1	2203911	2203911	48.75	0.000
NOV	1	2134276	2134276	47.21	0.000
DEC	1	3566791	3566791	78.90	0.000
Weekend	1	3246577	3246577	71.82	0.000
Lag30	1	481882	481882	10.66	0.001
Lag60	1	559049	559049	12.37	0.000
SMA7_lag45	1	2301905	2301905	50.92	0.000
SMA15	1	1634005	1634005	36.15	0.000
SMA15_lag30	1	1640484	1640484	36.29	0.000
SMA30_lag60	1	330167	330167	7.30	0.007
EMA7_lag60	1	3708037	3708037	82.02	0.000
EMA15_lag60	1	4569401	4569401	101.08	0.000
EMA30_lag60	1	2968129	2968129	65.66	0.000
RDP7_lag30	1	986719	986719	21.83	0.000
RDP15_lag30	1	463529	463529	10.25	0.001
RDP15_lag60	1	408085	408085	9.03	0.003
Error	758	34266601	45207		
Total	783	143198051			

รูปภาพผนวกที่ 71 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
216.647	74.53%	73.72%	71.63%

Regression Equation

Sale = -1977 + 3500 Ratio + 0.1668 Welfare - 30.21 Day.Month - 0.502 Day.Year + 88.8 จ.
 + 76.1 ศ. - 104.7 ส. - 95.8 APR + 237.9 OCT + 239.8 NOV + 286.7 DEC + 209.3 Weekend
 - 0.1458 Lag60 + 0.1550 SMA7 - 0.5588 SMA7_lag30 - 0.503 SMA7_lag60 - 0.5635 SMA15
 - 0.5531 SMA15_lag37 + 0.647 EMA7_lag30 + 0.485 EMA7_lag60 + 0.1664 EMA30_lag45
 + 21.28 RDP7_lag30 - 33.79 RDP15_lag30 + 28.53 RDP15_lag60 - 28.4 RDP30_lag30

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	25	108228475	4329139	92.24	0.000
Ratio	1	759396	759396	16.18	0.000
Welfare	1	8700866	8700866	185.38	0.000
Day.Month	1	16933198	16933198	360.77	0.000
Day.Year	1	656261	656261	13.98	0.000
จ.	1	659165	659165	14.04	0.000
ศ.	1	464282	464282	9.89	0.002
ส.	1	629082	629082	13.40	0.000
APR	1	540867	540867	11.52	0.001
OCT	1	1872231	1872231	39.89	0.000
NOV	1	1541784	1541784	32.85	0.000
DEC	1	1894191	1894191	40.36	0.000
Weekend	1	3567254	3567254	76.00	0.000
Lag60	1	301209	301209	6.42	0.011
SMA7	1	270849	270849	5.77	0.017
SMA7_lag30	1	1996588	1996588	42.54	0.000
SMA7_lag60	1	893496	893496	19.04	0.000
SMA15	1	2248993	2248993	47.92	0.000
SMA15_lag37	1	2425031	2425031	51.67	0.000
EMA7_lag30	1	1903888	1903888	40.56	0.000
EMA7_lag60	1	377470	377470	8.04	0.005
EMA30_lag45	1	428349	428349	9.13	0.003
RDP7_lag30	1	610838	610838	13.01	0.000
RDP15_lag30	1	788371	788371	16.80	0.000
RDP15_lag60	1	550490	550490	11.73	0.001
RDP30_lag30	1	214776	214776	4.58	0.033
Error	788	36985469	46936		
Total	813	145213944			

รูปภาพผนวกที่ 72 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ผงซักฟอก

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
102.435	38.78%	37.82%	32.92%

Regression Equation

Sale = 733.9 - 709.5 Ratio + 63.2 α . - 23.9 APR - 33.2 SEP - 38.0 NOV + 30.66 Mid_End_Month
 + 0.1180 SMA7_lag60 + 0.1632 EMA7_lag30 - 5.57 RDP7_lag37 + 13.68 RDP7_lag60
 + 8.49 RDP30_lag45 - 8.73 RDP30_lag60

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	12	5123841	426987	40.69	0.000
Ratio	1	2432234	2432234	231.80	0.000
α .	1	380504	380504	36.26	0.000
APR	1	40595	40595	3.87	0.050
SEP	1	51886	51886	4.94	0.026
NOV	1	77198	77198	7.36	0.007
Mid_End_Month	1	154031	154031	14.68	0.000
SMA7_lag60	1	47185	47185	4.50	0.034
EMA7_lag30	1	86686	86686	8.26	0.004
RDP7_lag37	1	52054	52054	4.96	0.026
RDP7_lag60	1	267867	267867	25.53	0.000
RDP30_lag45	1	87589	87589	8.35	0.004
RDP30_lag60	1	84581	84581	8.06	0.005
Error	771	8090000	10493		
Total	783	13213841			

รูปภาพผนวกที่ 73 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

CHULALONGKORN UNIVERSITY

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
100.895	39.64%	38.73%	33.95%

Regression Equation

Sale = 729.2 - 705.8 Ratio + 62.8 α . - 24.1 APR - 33.6 SEP - 38.1 NOV + 31.73 Mid_End_Month
 + 0.1231 SMA7_lag60 + 0.1658 EMA7_lag30 - 5.72 RDP7_lag37 + 13.65 RDP7_lag60
 + 8.41 RDP30_lag45 - 8.78 RDP30_lag60

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	12	5353904	446159	43.83	0.000
Ratio	1	2419011	2419011	237.63	0.000
α .	1	390002	390002	38.31	0.000
APR	1	41840	41840	4.11	0.043
SEP	1	53419	53419	5.25	0.022
NOV	1	78075	78075	7.67	0.006
Mid_End_Month	1	171945	171945	16.89	0.000
SMA7_lag60	1	51926	51926	5.10	0.024
EMA7_lag30	1	95315	95315	9.36	0.002
RDP7_lag37	1	55175	55175	5.42	0.020
RDP7_lag60	1	267382	267382	26.27	0.000
RDP30_lag45	1	86091	86091	8.46	0.004
RDP30_lag60	1	85898	85898	8.44	0.004
Error	801	8154014	10180		
Total	813	13507918			

รูปภาพผนวกที่ 74 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

CHULALONGKORN UNIVERSITY

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
99.4966	40.20%	39.34%	34.66%

Regression Equation

Sale = 728.7 - 704.2 Ratio + 61.18 α . - 23.6 APR - 33.0 SEP - 37.6 NOV + 32.22 Mid_End_Month
 + 0.1164 SMA7_lag60 + 0.1642 EMA7_lag30 - 5.68 RDP7_lag37 + 13.71 RDP7_lag60
 + 8.38 RDP30_lag45 - 8.74 RDP30_lag60

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	12	5536904	461409	46.61	0.000
Ratio	1	2416559	2416559	244.11	0.000
α .	1	383179	383179	38.71	0.000
APR	1	40191	40191	4.06	0.044
SEP	1	51784	51784	5.23	0.022
NOV	1	76251	76251	7.70	0.006
Mid_End_Month	1	184451	184451	18.63	0.000
SMA7_lag60	1	48669	48669	4.92	0.027
EMA7_lag30	1	94894	94894	9.59	0.002
RDP7_lag37	1	54822	54822	5.54	0.019
RDP7_lag60	1	270449	270449	27.32	0.000
RDP30_lag45	1	85776	85776	8.66	0.003
RDP30_lag60	1	85414	85414	8.63	0.003
Error	832	8236448	9900		
Total	844	13773352			

รูปภาพผนวกที่ 75 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์ผ้าอ้อม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
3537.77	29.66%	28.81%	23.87%

Regression Equation

Sale = 28349 - 30606 Ratio + 0.402 Welfare + 1822 พ. + 964 APR + 772 Weekend
+ 866 Mid_End_Month + 0.2261 SMA7_lag60 + 0.5617 SMA30 + 309.7 RDP7_lag45

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	3921821945	435757994	34.82	0.000
Ratio	1	1926958421	1926958421	153.96	0.000
Welfare	1	89584577	89584577	7.16	0.008
พ.	1	286069603	286069603	22.86	0.000
APR	1	65036374	65036374	5.20	0.023
Weekend	1	84792501	84792501	6.77	0.009
Mid_End_Month	1	138063906	138063906	11.03	0.001
SMA7_lag60	1	143797388	143797388	11.49	0.001
SMA30	1	455036871	455036871	36.36	0.000
RDP7_lag45	1	202085506	202085506	16.15	0.000
Error	743	9299267890	12515838		
Total	752	13221089835			



รูปภาพผนวกที่ 76 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
3482.58	30.55%	29.75%	24.93%

Regression Equation

Sale = 28550 - 30828 Ratio + 0.456 Welfare + 1766 พ. + 943 APR + 796 Weekend
+ 781 Mid_End_Month + 0.2270 SMA7_lag60 + 0.5757 SMA30 + 304.6 RDP7_lag45

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	4129895017	458877224	37.84	0.000
Ratio	1	1983243532	1983243532	163.52	0.000
Welfare	1	128140256	128140256	10.57	0.001
พ.	1	278899184	278899184	23.00	0.000
APR	1	62325459	62325459	5.14	0.024
Weekend	1	94190866	94190866	7.77	0.005
Mid_End_Month	1	116929341	116929341	9.64	0.002
SMA7_lag60	1	145313587	145313587	11.98	0.001
SMA30	1	490288783	490288783	40.43	0.000
RDP7_lag45	1	196015776	196015776	16.16	0.000
Error	774	9387344868	12128353		
Total	783	13517239884			



รูปภาพผนวกที่ 77 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
3429.88	31.18%	30.41%	25.71%

Regression Equation

Sale = 28596 - 30856 Ratio + 0.457 Welfare + 1700 พ. + 946 APR + 820 Weekend
+ 773 Mid_End_Month + 0.2279 SMA7_lag60 + 0.5717 SMA30 + 295.4 RDP7_lag45

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	9	4285559134	476173237	40.48	0.000
Ratio	1	1996192790	1996192790	169.69	0.000
Welfare	1	131872976	131872976	11.21	0.001
พ.	1	269469151	269469151	22.91	0.000
APR	1	63276305	63276305	5.38	0.021
Weekend	1	103559382	103559382	8.80	0.003
Mid_End_Month	1	118834979	118834979	10.10	0.002
SMA7_lag60	1	147769459	147769459	12.56	0.000
SMA30	1	536687531	536687531	45.62	0.000
RDP7_lag45	1	185587430	185587430	15.78	0.000
Error	804	9458325829	11764087		
Total	813	13743884963			

รูปภาพผนวกที่ 78 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์น้ำอัดลม

CHULALONGKORN UNIVERSITY

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
65.2827	82.89%	82.42%	80.67%

Regression Equation

Sale = 135.8 - 110.6 Ratio + 0.02327 Welfare - 2.036 Day.Month - 22.83 ส. + 40.2 MAR
 + 45.97 Weekend + 28.2 Holidays + 0.1287 Lag30 - 0.5528 Lag60 + 1.2090 SMA7
 - 1.695 SMA7_lag60 - 0.742 SMA15 + 0.543 SMA15_lag45 + 0.3554 SMA30
 - 0.971 SMA30_lag30 + 0.917 SMA30_lag37 - 0.2781 EMA7_lag45 + 1.914 EMA7_lag60
 - 8.11 RDP7_lag30 - 8.78 RDP7_lag37 + 12.09 RDP7_lag45

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	21	15733634	749221	175.80	0.000
Ratio	1	91255	91255	21.41	0.000
Welfare	1	164666	164666	38.64	0.000
Day.Month	1	160692	160692	37.70	0.000
ส.	1	28609	28609	6.71	0.010
MAR	1	47181	47181	11.07	0.001
Weekend	1	193871	193871	45.49	0.000
Holidays	1	31231	31231	7.33	0.007
Lag30	1	48075	48075	11.28	0.001
Lag60	1	241175	241175	56.59	0.000
SMA7	1	1626528	1626528	381.65	0.000
SMA7_lag60	1	439174	439174	103.05	0.000
SMA15	1	220258	220258	51.68	0.000
SMA15_lag45	1	88024	88024	20.65	0.000
SMA30	1	61507	61507	14.43	0.000
SMA30_lag30	1	75646	75646	17.75	0.000
SMA30_lag37	1	23058	23058	5.41	0.020
EMA7_lag45	1	49664	49664	11.65	0.001
EMA7_lag60	1	343719	343719	80.65	0.000
RDP7_lag30	1	34206	34206	8.03	0.005
RDP7_lag37	1	39620	39620	9.30	0.002
RDP7_lag45	1	83689	83689	19.64	0.000
Error	762	3247518	4262		
Total	783	18981152			

รูปภาพผนวกที่ 79 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 1 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
63.8273	83.33%	82.82%	81.22%

Regression Equation

Sale = 154.3 - 128.9 Ratio + 0.01803 Welfare - 0.00635 Covid - 1.966 Day.Month
 - 0.0591 Day.Year + 13.06 พ. + 22.30 ฉ. + 41.5 MAR - 23.75 MAY + 27.91 Weekend
 + 28.13 Holidays + 0.1267 Lag30 - 0.5361 Lag60 + 1.1605 SMA7 - 0.2450 SMA7_lag30
 - 1.379 SMA7_lag60 - 0.7110 SMA15 + 0.787 SMA15_lag45 + 0.3036 SMA30
 + 0.1362 SMA30_lag60 + 1.864 EMA7_lag60 - 0.586 EMA15_lag45 - 6.97 RDP7_lag30
 - 8.45 RDP7_lag37 + 11.88 RDP7_lag45

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	25	16678704	667148	163.76	0.000
Ratio	1	102644	102644	25.20	0.000
Welfare	1	142963	142963	35.09	0.000
Covid	1	78481	78481	19.26	0.000
Day.Month	1	155948	155948	38.28	0.000
Day.Year	1	18497	18497	4.54	0.033
พ.	1	15836	15836	3.89	0.049
ฉ.	1	29297	29297	7.19	0.007
MAR	1	49997	49997	12.27	0.000
MAY	1	29520	29520	7.25	0.007
Weekend	1	72227	72227	17.73	0.000
Holidays	1	32318	32318	7.93	0.005
Lag30	1	52639	52639	12.92	0.000
Lag60	1	246681	246681	60.55	0.000
SMA7	1	1611984	1611984	395.68	0.000
SMA7_lag30	1	139023	139023	34.13	0.000
SMA7_lag60	1	430009	430009	105.55	0.000
SMA15	1	223310	223310	54.81	0.000
SMA15_lag45	1	167917	167917	41.22	0.000
SMA30	1	44622	44622	10.95	0.001
SMA30_lag60	1	66278	66278	16.27	0.000
EMA7_lag60	1	366810	366810	90.04	0.000
EMA15_lag45	1	103026	103026	25.29	0.000
RDP7_lag30	1	26201	26201	6.43	0.011
RDP7_lag37	1	37769	37769	9.27	0.002
RDP7_lag45	1	85156	85156	20.90	0.000
Error	819	3336543	4074		
Total	844	20015247			

รูปภาพผนวกที่ 80 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 2 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

Stepwise Selection of Terms

α to enter = 0.05, α to remove = 0.05

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
64.3138	83.14%	82.61%	80.85%

Regression Equation

Sale = 155.7 - 125.3 Ratio + 0.02039 Welfare - 1.989 Day.Month - 0.0567 Day.Year + 13.31 พ.
 - 22.83 ส. + 39.3 MAR - 24.73 MAY + 49.89 Weekend + 30.2 Holidays + 0.1285 Lag30
 - 0.5254 Lag60 + 1.1817 SMA7 - 1.681 SMA7_lag60 - 0.720 SMA15 + 0.515 SMA15_lag45
 + 0.3007 SMA30 - 1.081 SMA30_lag30 + 1.094 SMA30_lag37 + 0.0821 SMA30_lag60
 - 0.2854 EMA7_lag45 + 1.861 EMA7_lag60 - 6.82 RDP7_lag30 - 7.61 RDP7_lag37
 + 12.32 RDP7_lag45

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	25	16074444	642978	155.45	0.000
Ratio	1	96466	96466	23.32	0.000
Welfare	1	137512	137512	33.25	0.000
Day.Month	1	154975	154975	37.47	0.000
Day.Year	1	16985	16985	4.11	0.043
พ.	1	15958	15958	3.86	0.050
ส.	1	29608	29608	7.16	0.008
MAR	1	44367	44367	10.73	0.001
MAY	1	31751	31751	7.68	0.006
Weekend	1	228237	228237	55.18	0.000
Holidays	1	35119	35119	8.49	0.004
Lag30	1	52075	52075	12.59	0.000
Lag60	1	216147	216147	52.26	0.000
SMA7	1	1556640	1556640	376.34	0.000
SMA7_lag60	1	444926	444926	107.57	0.000
SMA15	1	210572	210572	50.91	0.000
SMA15_lag45	1	84080	84080	20.33	0.000
SMA30	1	42118	42118	10.18	0.001
SMA30_lag30	1	99569	99569	24.07	0.000
SMA30_lag37	1	35004	35004	8.46	0.004
SMA30_lag60	1	26783	26783	6.48	0.011
EMA7_lag45	1	54701	54701	13.22	0.000
EMA7_lag60	1	320334	320334	77.45	0.000
RDP7_lag30	1	23800	23800	5.75	0.017
RDP7_lag37	1	29729	29729	7.19	0.007
RDP7_lag45	1	88904	88904	21.49	0.000
Error	788	3259382	4136		
Total	813	19333825			

รูปภาพผนวกที่ 81 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณแบบขั้นต้นด้วยรูปแบบที่ 4 และการวิเคราะห์ความผิดพลาดการทดสอบสมมติฐาน ครั้งที่ 3 ของผลิตภัณฑ์น้ำมัน

บรรณานุกรม

- Athanasopoulos, R. J. H. a. G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice*.
- Brownlee, J. (2019). *A Tour of Machine Learning Algorithms*. Machinelearningmastery.
<https://machinelearningmastery.com/a-tour-of-machine-learning-algorithms/>
- Cheriyian, S., Ibrahim, S., Mohanan, S., & Treesa, S. (2018). Intelligent Sales Prediction Using Machine Learning Techniques. 2018 International Conference on Computing, Electronics & Communications Engineering (ICCECE),
- Cools, M., Moons, E., & Wets, G. (2007). Investigating Effect of Holidays on Daily Traffic Counts: Time Series Approach.
- Deng, T., Zhao, Y., Wang, S., & Yu, H. (2021). Sales Forecasting Based on LightGBM. 2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE),
- Gupta, S., & Rao, P. (2014). *Fingerprint Based Gender Classification Using Discrete Wavelet Transform & Artificial Neural Network*.
<https://doi.org/10.13140/RG.2.2.15292.69769>
- Güven, İ., Uygun, O., & Simsir, F. (2021). Machine Learning Algorithms with Intermittent Demand Forecasting: An Application in Retail Apparel with Plenty of Predictors. *TEKSTİL VE KONFEKSİYON*, 31.
<https://doi.org/10.32710/tekstilvekonfeksiyon.809867>
- Hajirahimi, Z., & Khashei, M. (2019). Hybrid structures in time series modeling and forecasting: A review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 86, 83-106. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.08.018>
- Hancock, J., & Khoshgoftaar, T. (2020). *CatBoost for Big Data: an Interdisciplinary Review*. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-54646/v1>
- Hasin, D., Fenton, M., Skodol, A., Krueger, R., Keyes, K., Geier, T., Greenstein, E., Blanco, C., & Grant, B. (2011). Personality Disorders and the 3-Year Course of Alcohol, Drug, and Nicotine Use Disorders. *Archives of general psychiatry*, 68, 1158-1167.
<https://doi.org/10.1001/archgenpsychiatry.2011.136>
- Izquierdo-Verdiguier, E., & Zurita-Milla, R. (2020). An evaluation of Guided Regularized

- Random Forest for classification and regression tasks in remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 88, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102051>
- Jiang, H., Ruan, J., & Sun, J. (2021). Application of Machine Learning Model and Hybrid Model in Retail Sales Forecast. 2021 IEEE 6th International Conference on Big Data Analytics (ICBDA),
- Joshi, S. (2019). *Time Series Analysis and Forecasting of the US Housing Starts using Econometric and Machine Learning Model*.
- Kalaoglu-Altan, O., Akyuz, E., Ecemis, S., Eryuruk, S., Sümen, H., & Kalaoglu, F. (2015). Retail demand forecasting in clothing industry. *TEKSTİL VE KONFEKSİYON*, 25, 172-178.
- Kourentzes, N. (2014). *Additive and multiplicative seasonality – can you identify them correctly?* November 9. <https://kourentzes.com/forecasting/2014/11/09/additive-and-multiplicative-seasonality/>
- Kück, M., & Freitag, M. (2020). Forecasting of customer demands for production planning by local k -nearest neighbor models. *International Journal of Production Economics*, 231, 107837. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107837>
- Kumar, N., & Choudhari, S. BigMart Sale Prediction using Machine Learning.
- ma, S., & Fildes, R. (2016). A retail store SKU promotions optimization model for category multi-period profit maximization. *European Journal of Operational Research*, 260. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.12.032>
- Naim, I., Mahara, T., & Idrisi, A. (2018). Effective Short-Term Forecasting for Daily Time Series with Complex Seasonal Patterns. *Procedia Computer Science*, 132, 1832-1841. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.05.136>
- Pahadi, T. C., Rani, P., & Verma, A. (2020). *RETAIL STORE SALES PREDICTION* (2516-2314).
- Pavlyshenko, B. M. (2019). Machine-learning models for sales time series forecasting. *Data*, 4(1), 15.
- Penpece, D., & Elma, E. (2014). Predicting Sales Revenue by Using Artificial Neural Network in Grocery Retailing Industry: A Case Study in Turkey. *International Journal of Trade, Economics and Finance*, 5, 435-440. <https://doi.org/10.7763/IJTEF.2014.V5.411>

- Phumchusri, N., & Ungtrakul, P. (2020). Hotel daily demand forecasting for high-frequency and complex seasonality data: a case study in Thailand. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 19. <https://doi.org/10.1057/s41272-019-00221-6>
- Prabhakar, B., Singh, R. K., & Yadav, K. S. (2021). Artificial intelligence (AI) impacting diagnosis of glaucoma and understanding the regulatory aspects of AI-based software as medical device. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 87, 101818.
- Radulovic, N., Boulegane, D., & Bifet, A. (2020). SCALAR - A Platform for Real-time Machine Learning Competitions on Data Streams. *Journal of Open Source Software*, 5, 2676. <https://doi.org/10.21105/joss.02676>
- Shrivastava, S. (2020, Jan 15, 2020). *Cross Validation in Time Series*. <https://medium.com/@soumyachess1496/cross-validation-in-time-series-566ae4981ce4>
- Skorupa, G. (2019). *Forecasting Time Series with Multiple Seasonalities using TBATS in Python*. Medium. <https://medium.com/intive-developers/forecasting-time-series-with-multiple-seasonalities-using-tbats-in-python-398a00ac0e8a>
- Swami, D., Shah, A. D., & Ray, S. K. (2020). Predicting Future Sales of Retail Products using Machine Learning. *arXiv preprint arXiv:2008.07779*.
- Thakur, S., Patel, D., Soni, B., Raval, M., & Chaudhary, S. (2020). Prediction for the Second Wave of COVID-19 in India. In (pp. 134-150). https://doi.org/10.1007/978-3-030-66665-1_10
- Tunpaiboon, N. (2562, 13 สิงหาคม 2562). แนวโน้มธุรกิจ/อุตสาหกรรมปี 2562-2564: ธุรกิจร้านค้าปลีกสมัยใหม่. <https://www.krungsri.com/th/research/industry/industry-outlook/wholesale-retail/modern-trade/io/io-modern-trade-20>
- Wang, G., Wu, T., Wei, W., Jiang, J., an, S., Liang, B., Ye, L., & Liang, H. (2021). Comparison of ARIMA, ES, GRNN and ARIMA-GRNN hybrid models to forecast the second wave of COVID-19 in India and the United States. *Epidemiology and Infection*, 149, 1-21. <https://doi.org/10.1017/S0950268821002375>
- Zhang, L., Bian, W., Qu, W., Tuo, L., & Wang, Y. (2021). Time series forecast of sales volume based on XGBoost. *Journal of Physics: Conference Series*,

Zhao, X., & Keikhosrokiani, P. (2022). Sales prediction and product recommendation model through user behavior analytics [Article]. *Computers, Materials and Continua*, 70(2), 3855-3874. <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.019750>

กอบเกียรติ, ส. (2563). เรียนรู้ *Data Science* และ *AI:Machine Learning* ด้วย *Python*. หสม มีเดีย เนทเวิร์ค.

ปริญญา, ส. (2019). *Artificial Intelligence with Machine Learning AI* สร้างได้ด้วยแมชชีนเลิร์นนิง.

พิภพ, ล. (2553). ระบบการวางแผนและควบคุมการผลิต. สำนักพิมพ์ ส.ส.ท.



ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	ชยากร อุปกรณ์
วัน เดือน ปี เกิด	16 ธันวาคม 2536
สถานที่เกิด	จังหวัดสงขลา
วุฒิการศึกษา	สำเร็จการศึกษาปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
ที่อยู่ปัจจุบัน	4 ซ.เนินเขา 2 ถ.ปทุมณกัณฑ์ ต.คอหงส์ อ.หาดใหญ่ จ.สงขลา
ผลงานตีพิมพ์	2022 4th International Conference on Management Science and Industrial Engineering.
รางวัลที่ได้รับ	Best Presentation (4th International Conference on Management Science and Industrial Engineering.)