การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบการชำระเงินในช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์

COMPARISON OF FORECASTING METHODS FOR VOLUME OF TRANSACTIONS THROUGH PAYMENT CHANNELS INCLUDING CHEQUE ATM AND E-MONEY

จตุพร สำราญราษฎร์

พีรดา ตาละ

สลิลทิพย์ หมอเรือง

ปัญหาพิเศษนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2566

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COMPARISON OF FORECASTING METHODS FOR VOLUME OF TRANSACTIONS THROUGH PAYMENT CHANNELS INCLUDING CHEQUE ATM AND E-MONEY

JATUPORN SAMRANRAD
PEERADA TALA
SALINTHIP MORUEANG

A SPECIAL PROBLEM SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF
THE REQUIREMENT FOR
THE DEGREE OF BACHELOR OF SCIENCE IN APPLIED STATISTICS
DEPARTMENT OF STATISTICS, SCHOOL OF SCIENCE
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LARDKRABUNG
ACADEMIC YEAR 2023

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อปัญหาพิเศษ	การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบการชำระเงินในช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ Comparison of forecasting methods for volume of transactions through payment channels including cheque ATM and e-money
ชื่อนักศึกษา	นางสาวจตุพร สำราญราษฎร์ รหัสนักศึกษา 63050608 นางสาวพีรดา ตาละ รหัสนักศึกษา 63050650 นางสาวสลิลทิพย์ หมอเรือง รหัสนักศึกษา 63050672
ปริญญา	วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชา	สถิติ
ปีการศึกษา	2566
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.ดร.ยุวดี กล่อมวิเศษ

คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.) อนุมัติให้ปัญหาพิเศษนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์) ประจำปีการศึกษา 2566

คณะกรรมการสอบ	ลายมือชื่อ
ดร.สกุณา ศรีอโนมัย ประธานกรรมการ	
ดร.อริศา จิรธรรมประดับ กรรมการ	
ผศ.ดร.ยุวดี กล่อมวิเศษ กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษา	

ลิขสิทธิ์ของคณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อปัญหาพิเศษ การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบการชำระเงินในช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์
ชื่อนักศึกษา นางสาวจตุพร สำราญราษฎร์ รหัสนักศึกษา 63050608
นางสาวพีรดา ตาละ รหัสนักศึกษา 63050650
นางสาวสลิลทิพย์ หมอเรือง รหัสนักศึกษา 63050672
ปริญญา วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชา สถิติ
คณะ วิทยาศาสตร์
มหาวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.)
ปีการศึกษา 2566
อาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.ยุวดี กล่อมวิเศษ

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีป่าสุ่ม โดยใช้ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านระบบการชำระเงินในช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ข้อมูลชุดฝึกฝน และข้อมูลชุดทดสอบ ข้อมูลชุดฝึกฝนซึ่งใช้สำหรับการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ ประกอบไปด้วยข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2565 รวมทั้งสิ้น 96 เดือน ข้อมูลชุดทดสอบซึ่งใช้สำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ประกอบไปด้วยข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2566 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2566 รวมทั้งสิ้น 12 เดือน สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม จะเปรียบเทียบโดยวัดจากเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) และรากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE)

จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ได้ผลลัพธ์ดังนี้ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์เป็น วิธีที่ดีที่สุดในการพยากรณ์ ข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค (MAE = 373.22, MAPE = 7.5%, RMSE = 510.27) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีที่ดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณการชำระผ่านเครื่องเอทีเอ็ม (MAE = 253.61, MAPE = 8.8%, RMSE = 295.18) และข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ (MAE = 14,023.06, MAPE = 4.1%, RMSE = 16,818.68) ทั้งนี้ผู้วิจัยได้นำวิธีที่ดีที่สุดพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 โดยผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าผลการศึกษาครั้งนี้จะสามารถใช้เป็นข้อมูลเบื้องต้นในการวางแผนจัดสรรทรัพยากรสำหรับหน่วยงานและองค์กรที่เกี่ยวข้องต่อไป

คำสำคัญ : วิธีโครงข่ายประสาทเทียม วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีป่าสุ่ม เช็ค เอทีเอ็ม เงินอิเล็กทรอนิกส์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Comparison of forecasting methods for volume of transactions through payment channels including cheque ATM and e-money
Students	Miss. Jatuporn Samranard Student ID 63050608
	Miss. Peerada Tala Student ID 63050650
	Miss. Salinthip Morueang Student ID 63050672
Degree	Bachelor of Science (Applied Statistics)
Departments	Statistics
School	Science
University	King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL)
Academis Year	2023
Advisor	Asst. Prof. Dr. Yuwadee Klomwises

ABSTRACT

This research aims to compare the performance of forecasting models using Box and Jenkins method, artificial neural networks method, and random forest method In addition, the data consists of volume of transactions (in thousands) through payment channels including cheque, ATM, and e-Money from January 2015 to December 2024. The data is divided into two parts: training data and testing data. The training dataset used for building the forecasting model comprises data from January 2015 to December 2022, totaling 96 months. The testing dataset employed for assessing the model performance covers the period from January 2023 to December 2023, encompassing a duration of 12 months. Additionally, the forecasting performances among Box and Jenkins, artificial neural networks, and random forest methods are evaluated based on the mean absolute percentage error (MAPE), mean absolute error (MAE), and root mean square error (RMSE) value.

From the comparison of the forecasting performance among the three methods, the results are as follows. Box and Jenkins method is the most appropriate for forecasting volume of transactions in cheque channel (MAE = 373.22, MAPE = 7.5%, RMSE = 510.27). In addition, the artificial neural networks method is the most suitable for forecasting volume of transactions through ATM channel (MAE = 253.61, MAPE = 8.8%, RMSE = 295.18) and for forecasting volume of transactions through e-Money channel (MAE = 14,023.06, MAPE = 4.1%, RMSE = 16,818.68). Furthermore, we have applied the best method to forecast payment volumes from January 2024 to December 2024. Moreover, we hope that the findings of this study can serve as foundational information for future resource allocation planning by relevant agencies and organizations.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Keyword : Artificial neural networks method, Box and Jenkins Method, Random forest method, Cheque, ATM, e-Money

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ปัญหาพิเศษฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดีเนื่องมาจากคณะผู้จัดทำได้รับความอนุเคราะห์และความกรุณาเป็นอย่างยิ่งจาก ผศ.ดร. ยุวดี กล่อมวิเศษ อาจารย์ที่ปรึกษาปัญหาพิเศษ ที่ได้กรุณาสละเวลาให้คำปรึกษา ให้ข้อคิด และแนวทางต่างๆ อันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการทำปัญหาพิเศษรวมไปถึงตรวจทาน และแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ด้วยความเอาใจใส่ทุกขั้นตอน เอื้อเฟื้อหนังสืออ้างอิงในการค้นคว้าข้อมูล และติดตามความก้าวหน้าในการดำเนินงาน อีกทั้งยังช่วยแก้ปัญหาต่างๆที่เกิดขึ้นระหว่างดำเนินงานอีกด้วย จนทำให้ปัญหาพิเศษฉบับนี้สมบูรณ์ คณะผู้จัดทำรู้สึกซาบซึ้งในความกรุณาและขอกราบขอบพระคุณด้วยความเคารพอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณ ดร.สกุณา ศรีอโนมัย และดร.อริศา จิรธรรมประดับ คณะกรรมการสอบปัญหาพิเศษ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา ข้อเสนอแนะ และแนวคิดต่างๆ ที่เป็นประโยชน์ รวมถึงตรวจสอบและแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆเพิ่มเติม ทำให้ปัญหาพิเศษฉบับนี้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

ขอกราบขอบพระคุณ คณาจารย์ภาควิชาสถิติทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทความรู้และให้คำแนะนำต่างๆ จนกระทั่งสำเร็จการศึกษา รวมถึงเจ้าหน้าที่ภาควิชาสถิติทุกท่าน ที่ให้ความช่วยเหลือประสานงาน และอำนวยความสะดวกในการทำปัญหาพิเศษเป็นอย่างดี

ขอกราบของพระคุณ ธนาคารแห่งประเทศไทย (Bank of Thailand) ที่ให้ความอนุเคราะห์และการสนับสนุนด้านข้อมูล ซึ่งผลที่ได้จากปัญหาพิเศษเล่มนี้ผู้ศึกษาหวังว่าจะเป็นประโยชน์ต่อองค์กรต่อไปในภายภาคหน้า

สุดท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ที่ให้ความห่วงใย ช่วยเป็นกำลังใจ ส่งเสริมและสนับสนุนในทุกๆด้าน ตลอดจนเป็นแรงจูงใจที่สำคัญ จนทำให้การศึกษาครั้งนี้ประสบความสำเร็จได้ตามที่ตั้งใจ และผู้ที่เกี่ยวข้องที่ไม่ได้กล่าวนามไว้ทุกท่าน จึงขอกราบขอบพระคุณมา ณ ที่นี้

จตุพร สำราญราษฎร์
พีรดา ตาละ
สลิลทิพย์ หมอเรือง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ข
กิตติกรรมประกาศ ..... ง
สารบัญ ..... จ
สารบัญตาราง ..... ช
สารบัญรูป ..... ญ
บทที่ 1 บทนำ 1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย 2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2
1.5 นิยามศัพท์ 2
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัย 3
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 3
2.1.1 ความหมายการพยากรณ์ 3
2.1.2 การทดสอบแนวโน้มและอิทธิพลฤดูกาล 4
2.1.3 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ 6
2.1.4 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม 12
2.1.5 วิธีป่าสุ่ม 14
2.2 วิจัยที่เกี่ยวข้อง 14
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย 17
3.1 ลักษณะข้อมูลและแหล่งที่มาของข้อมูล 17
3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน 17
บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล 22
4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค 22
4.1.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ 24
4.1.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม 28
4.1.3 วิธีป่าสุ่ม 31
4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ)
ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม 34
4.2.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ 36
4.2.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม 40
4.2.3 วิธีป่าสุ่ม 42

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

4.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ 45
4.3.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ 47
4.3.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม 51
4.3.3 วิธีป่าสุ่ม 53
4.4 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม 57
4.4.1 ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค 57
4.4.2 ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม 58
4.4.3 ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ 60
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและอภิปรายผล 61
5.1 สรุปผลการวิจัย 61
5.1.1 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค 61
5.1.2 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม 61
5.1.3 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ 62
5.2 อภิปรายผล 63
5.3 ข้อเสนอแนะ 64
เอกสารอ้างอิง 65
ภาคผนวก 67
ภาคหนวก ก 68
ภาคผนวก ข 72

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ **หน้า**

2.1 หลักเกณฑ์ในการเลือกตัวแบบ ARIMA (p,d,q) 10
2.2 หลักเกณฑ์ในการเลือกตัวแบบ SARIMA (P,D,Q) 10
3.1 แสดง Input ของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็มและเงินอิเล็กทรอนิกส์ 18
3.2 กำหนดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์สำหรับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม 19
3.3 แสดง Input ของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็มและเงินอิเล็กทรอนิกส์ 19
3.4 กำหนดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์สำหรับตัวแบบป่าสุ่ม 20
4.1 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ ARIMA (2,1,2) 26
4.2 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ 27
4.3 แสดงค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2566 28
4.4 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566 29
4.5 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566 30
4.6 ค่า MAE, MAPE และRMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566 31
4.7 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566 32
4.8 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566 33
4.9 ค่า MAE, MAPE และRMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีป่าสุ่ม ปี 2566 33
4.10 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่มปี 2566 33
4.11 การเปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และ RMSE ที่ดีที่สุด ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค 34
4.12 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ ARIMA (2,1,2) 38
4.13 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ 38
4.14 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ปี 2566 39

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง(ต่อ)

ตารางที่ **หน้า**

4.15 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566 40
4.16 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566 41
4.17 ค่า MAE, MAPE และ RMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566 42
4.18 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีป่าสุ่มเมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566 43
4.19 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีป่าสุ่มเมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566 44
4.20 ค่า MAE, MAPE และ RMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีป่าสุ่มปี 2566 44
4.21 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่มปี 2566 44
4.22 การเปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และRMSE ที่ดีที่สุด ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธีของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม 45
4.23 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ ARIMA (1,1,2) 49
4.24 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ 50
4.25 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ปี 2566 51
4.26 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566 52
4.27 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566 53
4.28 ค่า MAE, MAPE และ RMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566 53
4.29 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่มเมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566 54
4.30 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่มเมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566 55
4.31 ค่า MAE, MAPE และ RMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ 55
4.32 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่มปี 2566 56

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง(ต่อ)

ตารางที่ **หน้า**

4.33 การเปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และRMSE ที่ดีที่สุด ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ 56
4.34 เปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และ RMSE จากข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม 57
4.35 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คปี 2567 โดยวิธีที่ดีที่สุด คือวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ 58
4.36 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มปี 2567 โดยวิธีที่ดีที่สุด คือวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 59
4.37 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ปี 2567 โดยวิธีที่ดีที่สุด คือวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 60

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูปภาพ

รูปที่		หน้า
2.1	กลไกลของอัลกอริทึมการสุ่มป่าไม้	14
4.1	กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค	22
4.2	การทดสอบการแจกแจงปรกติโดยใช้ Q-Q plot	23
4.3	กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค	24
4.4	อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คหาผลต่าง 1 ครั้ง	25
4.5	ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง	25
4.6	ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วนของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง	26
4.7	กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินในช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	28
4.8	กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินในช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t	29
4.9	กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินในช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}	30
4.10	กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินในช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t	31
4.11	กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินในช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}	32
4.12	กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม	35
4.13	การทดสอบการแจกแจงปรกติโดยใช้ Q-Q plot	35
4.14	กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม	36
4.15	อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม	36
4.16	ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง ของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มที่ได้จากการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง	37
4.17	ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน ของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มที่ได้จากการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง	37
4.18	กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องเครื่องทางเอทีเอ็ม ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	39
4.19	กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t	40

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูปภาพ(ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

4.20 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} 41

4.21 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t 42

4.22 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} 43

4.23 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ 46

4.24 การทดสอบการแจกแจงปรกติโดยใช้ Q-Q plot 46

4.25 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ 47

4.26 อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ 48

4.27 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ที่ได้จากการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง 48

4.28 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วนของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ที่ได้จากการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง 49

4.29 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ 50

4.30 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t 51

4.31 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} 52

4.32 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t 54

4.33 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} 55

4.34 กราฟแสดงปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ 58

4.35 กราฟแสดงปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ 59

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูปภาพ(ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

4.36 กราฟแสดงปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม พร้อมทั้งค่าพยากรณ์ โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 59

4.37 กราฟแสดงปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ พร้อมทั้งค่าพยากรณ์ โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 60

5.1 กราฟแสดงปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงธันวาคม พ.ศ 2567 61

5.2 กราฟแสดงปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงธันวาคม พ.ศ 2567 62

5.3 กราฟแสดงปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงธันวาคม พ.ศ 2567 62

5.4 กราฟแสดงการเปรียบเทียบปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ระหว่าง พ.ศ. 2566 - พ.ศ. 2567 63

5.5 กราฟแสดงการเปรียบเทียบปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ระหว่าง พ.ศ. 2566 - พ.ศ. 2567 63

5.6 กราฟแสดงการเปรียบเทียบปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ระหว่าง พ.ศ. 2566 - พ.ศ. 2567 64

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในอดีตการทำธุรกรรมทางการเงินผู้ใช้บริการจะต้องเดินทางไปยังธนาคารพาณิชย์ ไม่ว่าจะเป็นการโอนเงินระหว่างบัญชีของบุคคลหนึ่งไปยังอีกบุคคลหนึ่ง การโอนเงินข้ามเขต การชำระค่าบริการต่าง ๆ เช่น ค่าน้ำ ค่าไฟ ฯลฯ โดยต้องกรอกแบบฟอร์มที่เคาน์เตอร์ธนาคารพาณิชย์ ซึ่งจะมีการแจกบัตรคิวให้ผู้ใช้บริการและมีเวลาการให้บริการมีจำกัด (จักรพงษ์ และธัญวรัตน์, 2561) เนื่องด้วยความก้าวหน้าในด้านเทคโนโลยีในยุคสมัยปัจจุบันทำให้การชำระเงินทำได้ง่ายและสะดวกสบายมากขึ้น อย่างเช่น การฝากและถอนที่สามารถทำรายการได้ผ่านเครื่องเอทีเอ็มใกล้บ้าน การใช้เช็คแทนเงินสดที่มีความปลอดภัยจากการที่ไม่ต้องพกเงินสดเป็นจำนวนมาก ๆ ทั้งนี้การที่ระบบการชำระเงินเข้ามามีส่วนเกี่ยวข้องกับการดำรงชีวิตประจำวันจึงทำให้เห็นว่าระบบการชำระเงินนั้นเป็นหนึ่งในกลไกสำคัญที่ช่วยสนับสนุนกิจกรรมทางการค้าและการเงิน การพัฒนาด้านเทคโนโลยีและเศรษฐกิจที่มีการขยายตัวเพิ่มขึ้น ส่งผลให้ความซับซ้อนของระบบชำระเงินเพิ่มความสำคัญและได้รับพัฒนาให้มีความสอดคล้องกับความต้องการของภาคธุรกิจ เพื่อให้การชำระเงิน หรือโอนเงินระหว่างกันทำได้อย่างคล่องตัวมีประสิทธิภาพ ปลอดภัย และสร้างความเชื่อมั่นให้แก่ผู้ใช้บริการในการใช้บริการชำระเงิน

เนื่องจากการเกิดสถานการณ์การแพร่ระบาดของ Covid-19 ในช่วงต้นปี 2563 ทำให้ผู้บริโภคปรับตัวสู่โลกดิจิทัลมากขึ้น เช่น การซื้อสินค้าและชำระเงินออนไลน์ ซึ่งเป็นผลพวงของมาตรการเว้นระยะห่างทางสังคม ขณะที่ผู้บริโภคบางส่วนเลี่ยงการใช้เงินสดในการจับจ่ายใช้สอย เพื่อลดความเสี่ยงการแพร่ระบาดจากการสัมผัส จากสถิติของธนาคารแห่งประเทศไทย มีการระบุว่าพฤติกรรมการชำระเงินของคนไทย ในรูปแบบ e-Money ได้รับความนิยมเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยมีผู้ใช้งานเพิ่มสูงขึ้น 1.4 เท่าในระยะเวลา 5 ปี โดย ณ สิ้นเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2565 มีจำนวนบัญชีสูงถึง 124 ล้านบัญชี รวมทั้งปริมาณและมูลค่าธุรกรรมเติบโตขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยมีการใช้งานถึง 3,352.3 ล้านรายการ คิดเป็นมูลค่า 627.2 พันล้านบาท (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2565)

เนื่องด้วยปัจจุบันมีการนำเทคนิคการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพิ่มมากขึ้น ซึ่งเป็นเทคนิคที่ได้รับความนิยมและมีประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลาย และมีรายงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง เช่น การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ระหว่างวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีป่าสุ่ม และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม: กรณีศึกษาปริมาณสายโทรเข้าศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าของบริษัทแห่งหนึ่ง (รตพรรณ, 2565) การเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์สำหรับปริมาณการขายผลผลิต ลำไย ทุเรียน และมังคุดในประเทศไทย (ชัชวาล และวชิระ, 2562) ทำให้ผู้วิจัยมีความสนใจที่จะทำการศึกษาการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบการชำระเงินในช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ โดยประยุกต์ใช้วิธีการทางอนุกรมเวลา และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อคาดการณ์ปริมาณการทำธุรกรรมการเงินในทุกช่องทาง ปี 2567 โดยงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้เปรียบเทียบวิธีพยากรณ์ทั้ง 3 วิธีดังนี้ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins method) วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks method) และวิธีป่าสุ่ม (Random forest method) นำมาเปรียบเทียบหาวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด โดยพิจารณาจากเกณฑ์วิธีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error : MAE) ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percent Error : MAPE) และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) โดยผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าหน่วยงานที่เกี่ยวข้องจะสามารถใช้เป็นแนวทางในการจัดสรรทรัพยากรเกี่ยวกับธุรกรรมทางการเงินให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ของผู้บริการ

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบการชำระเงินในช่องทางเช็คเครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ โดยวิธีบ็อกซ์ และเจนกินส์ (Box and Jenkins method) วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks method) และวิธีป่าสุ่ม (Random forest method)

2. เพื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบชำระเงินในช่องทางเช็คเครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ ด้วยวิธีบ็อกซ์ และเจนกินส์ (Box and Jenkins method) วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks method) และวิธีป่าสุ่ม (Random Forest method) โดยใช้วิธีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE)

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

ข้อมูลที่นำมาใช้ในครั้งนี้เป็นข้อมูลทุติยภูมิจากธนาคารแห่งประเทศไทย (Bank of Thailand) ได้แก่ข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านระบบการชำระเงินในช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาแบบรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 รวมทั้งสิ้น 108 เดือน

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ทราบถึงตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบการชำระเงินในช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์

2. ได้ค่าพยากรณ์ของข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านระบบการชำระเงินในช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ เดือนมกราคม ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ซึ่งสามารถใช้ข้อมูลเพื่อวางแผนจัดสรรทรัพยากรทางเทคโนโลยีสำหรับธุรกรรมทางการเงินได้เหมาะสม

1.5 นิยามศัพท์

เช็ค (Cheque) คือเอกสารในรูปแบบตราสารซึ่งบุคคลหนึ่ง เรียกว่า ผู้สั่งจ่าย จะสั่งให้ธนาคารใช้เงินจำนวนหนึ่งเมื่อทวงถามให้แก่อีกบุคคลหนึ่ง หรือใช้ตามคำสั่งของอีกบุคคลหนึ่ง เรียกว่า ผู้รับเงิน

เงินอิเล็กทรอนิกส์ (e-money) เงินสดที่อยู่ในรูปของสื่อการชำระเงินในรูปแบบต่าง ๆ เช่น บัตรพลาสติกหรือสื่ออิเล็กทรอนิกส์อื่น ๆ เพื่อใช้ในการซื้อสินค้าหรือบริการแทนการชำระด้วยเงินสด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาครั้งนี้คณะผู้จัดทำได้ทำการศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์สำหรับปริมาณการชำระเงินผ่านระบบการชำระเงินในช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ โดยมีรายละเอียดประกอบด้วยหัวข้อ ดังนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ความหมายของการพยากรณ์

2.1.2 ทดสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล

2.1.3 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins)

2.1.4 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks)

2.1.5 วิธีป่าสุ่ม (Random forest)

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ความหมายการพยากรณ์

2.1.1.1 การพยากรณ์

การพยากรณ์ (Forecasting) คือ การทำนาย การประมาณ และการคาดคะเนสิ่งที่เกิดในอนาคต โดยนำข้อมูลจากอดีตมาใช้ในการวิเคราะห์ เพื่อใช้เป็นสารสนเทศ ประกอบการตัดสินใจ ซึ่งการพยากรณ์เป็นทั้งศาสตร์และศิลป์ ตั้งแต่สมัยโบราณมนุษย์รู้จักการพยากรณ์เพื่อการดำรงชีวิตเช่นการพยากรณ์ดินฟ้าอากาศการพยากรณ์เพื่อการล่าสัตว์และการเพาะปลูกปัจจุบันการพยากรณ์ได้ถูกนำมาใช้ในการตัดสินใจในสำหรับการดำเนินชีวิตประจำวันสำหรับแต่ละคนจนถึงการดำเนินกิจกรรมในองค์กรต่าง ๆ (อนุสรณ์, 2559)

เทคนิคการพยากรณ์สามารถจำแนกออกเป็นกลุ่มใหญ่ มี 2 เทคนิค ดังนี้ (เฉลิมพล, 2560)

1. การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Forecasting)

เป็นการพยากรณ์ที่ต้องอาศัยความรู้ ความสามารถ ประสบการณ์ และวิจารณญาณในเรื่องที่จะพยากรณ์ การพยากรณ์แบบนี้ไม่มีรูปแบบ กฎเกณฑ์หรือสูตรที่ใช้ในการคำนวณที่แน่นอน ใช้ข้อมูลเชิงคุณภาพ สภาพแวดล้อมต่าง ๆ เพื่อการพยากรณ์ร่วมกับองค์ความรู้ ประสบการณ์และวิจารณญาณของผู้พยากรณ์ เช่น วิธีเดลฟาย องค์ประกอบของการจัดจำหน่าย ความคิดเห็นของกลุ่มผู้บริหาร และการสำรวจตลาด

2. การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting)

เป็นการพยากรณ์ที่เน้นการใช้รายละเอียดของข้อมูลในอดีต รวมทั้งเทคนิคและการพยากรณ์วิธีต่าง ๆ มาเป็นแนวทางในการพยากรณ์ใช้ข้อมูลเชิงปริมาณ ในรูปของตัวเลขจากข้อมูลในอดีต เรียงต่อกันอย่างต่อเนื่อง เพื่อพยากรณ์ตามหลักวิธีการทางสถิติ ทั้งนี้การพยากรณ์เชิงปริมาณยังจำแนกออกเป็น 2 รูปแบบคือ รูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและรูปแบบทางอนุกรมเวลา (Brandimart, 2011)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.1.2 การพยากรณ์โดยใช้อนุกรมเวลา

อนุกรมเวลาคือค่าของตัวแปรที่มีการสังเกตและเก็บบันทึกตามช่วงเวลา (วัน สัปดาห์ เดือน ไตรมาส ปี) เช่น ค่าดัชนีของตลาดหุ้น ปริมาณน้ำฝนที่ตก ยอดขายของผลิตภัณฑ์ สำหรับจุดเด่นของการพยากรณ์โดยใช้อนุกรมเวลา ก็คือจะเน้นหนักเพียงแค่ข้อมูลของตัวแปรที่ต้องการที่จะพยากรณ์ โดยไม่มีความสนใจที่จะวิเคราะห์หาค่าตัวแปรอื่น ๆ ที่มีผลเกี่ยวข้องกับตัวแปรที่ต้องการจะพยากรณ์ (Athanasopoulos, 2014)

เทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์โดยใช้อนุกรมเวลาได้แก่ (Brown, 1963)

1. Moving Average
2. Exponential Smoothing
3. Decomposition
4. Box-Jenkins'Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

2.1.1.3 ขั้นตอนในการดำเนินการพยากรณ์

สำหรับขั้นตอนโดยทั่วไปที่ใช้ในการดำเนินการพยากรณ์ก็จะประกอบไปด้วยขั้นตอนต่าง ๆ ดังต่อไปนี้ (Shim, 2000)

1. ทำการวิเคราะห์ว่าอะไรคือสิ่งที่ต้องการทำการพยากรณ์
2. ทำการระบุตัวแปรอิสระ
3. ทำการวิเคราะห์เพื่อหาค่าระยะเวลาที่ต้องการจะพยากรณ์ว่าเป็นระยะสั้นหรือระยะยาว
4. เลือกหลักการพยากรณ์ว่าเป็นการพยากรณ์เชิงปริมาณหรือการพยากรณ์เชิงคุณภาพแล้วจึงเลือกตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมต่อไป
5. ทำการเก็บข้อมูลและทำการพยากรณ์
6. ทำการประเมินผลจากการพยากรณ์ในแง่ของความแม่นยำ
7. เลือกตัวแบบในการพยากรณ์ใหม่เพื่อปรับปรุงค่าความแม่นยำในการพยากรณ์

2.1.2 การทดสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล

เป็นการทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับตัวแบบที่เหมาะสมของอนุกรมเวลาซึ่งจะใช้การทดสอบแนวโน้ม และอิทธิพลของฤดูกาลแบบใช้พารามิเตอร์ โดยมีวิธีดังนี้

2.1.2.1 การทดสอบแนวโน้มแบบใช้พารามิเตอร์

การทดสอบของบ็อกซ์-เพียร์ (Box-Pierce's Test) และบ็อกซ์-จุง (Box-Ljung Test) เป็นการทดสอบที่ใช้ค่าสัมประสิทธ์สหสัมพันธ์ในตนเองในช่วง k ต่าง ๆ (Autocorrelation Coefficient ที่ lag k) หรือ r_k เพื่อพิจารณาลักษณะของอนุกรมเวลาโดยการทำการทดสอบ r_k ของหลายๆ ค่าพร้อมกัน (ทรงศิริ, 2549)

การทดสอบสมมติฐานมีดังนี้

$H_0 : \rho_1 = \ldots = \rho_m = 0$

$H_1 : \rho_k \neq 0$ อย่างน้อยหนึ่งค่า เมื่อ k มีค่าอยู่ระหว่าง 1 ถึง m

กรณีใช้ตัวทดสอบสถิติ Box-Pierce

$$Q_m = n \sum_{k=1}^{m} r_k^2$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การณีใช้ตัวทดสอบสถิติ Box-Ljung

$$Q_m = n(n+2)\sum_{k=1}^{m}\frac{(r_k^2)}{(n-k)}$$

โดยที่ $r_k = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_t-\bar{Y})}{\sum_{i=1}^{n}(Y_t-\bar{Y})^2}$

เมื่อ m เป็นจำนวนสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองที่จะทดสอบ

n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา

ปฏิเสธ H_0 เมื่อ $Q_m \geq \chi^2_{\alpha,m}$ จะสรุปได้ว่า มี ρ_k อย่างน้อยหนึ่งค่าที่ไม่เท่ากับ 0 เมื่อ k มีค่าอยู่ระหว่าง 1 ถึง m นั่นคือ อนุกรมเวลามีแนวโน้ม หรือ ความคลาดเคลื่อนมีสหสัมพันธ์ในตนเอง

ยอมรับ H_1 เมื่อ $Q_m < \chi^2_{\alpha,m}$ จะสรุปได้ว่า ρ_k มีค่าเท่ากับ 0 นั่นคือ อนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้มหรือความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน

2.1.2.2 การทดสอบอิทธิพลของฤดูกาลแบบใช้พารามิเตอร์

ใช้การทดสอบกฎหัวแม่มือ โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองที่ช่วงเวลา L นั่นคือต้องพิจารณาว่าค่าสังเกตที่ห่างกัน L มีสหสัมพันธ์กันในเชิงบวกหรือไม่ถ้ามีแสดงว่าอนุกรมเวลานั้นมีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

การทดสอบสมมติฐานมีดังนี้

$H_0 : \rho_L = 0$

$H_1 : \rho_L > 0$

ตัวสถิติ r_L เมื่อ L เป็นจำนวนฤดูกาลต่อปี

ปฏิเสธ H_0 เมื่อ $r_L \geq \frac{Z_\alpha}{\sqrt{n}}$ ที่ระดับนัยสำคัญ α นั่นคือ มีสหสัมพันธ์ในตนเองระหว่างค่าสังเกตอยู่ห่างกัน L ค่า แสดงว่าอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

ยอมรับ H_1 เมื่อ $r_L < \frac{Z_\alpha}{\sqrt{n}}$ ที่ระดับนัยสำคัญ α นั่นคือ อนุกรมเวลาที่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

2.1.2.3 การทดสอบแนวโน้มแบบไม่ใช้พารามิเตอร์

การทดสอบ Daniel เป็นการทดสอบแนวโน้มที่ใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ Spearman (r_s) ซึ่งเป็นค่าวัดสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัวแปรแต่ละตัวแปรมีค่าแทนลำดับ (Rank) ของค่าสังเกต หรือแปลงค่าสังเกตเป็นลำดับแล้ว กรณีที่อนุกรมเวลามีแนวโน้มขึ้นหรือลง ค่า (r_s) จะมีค่าเข้าใกล้ 1 หรือ -1 การทดสอบมีขั้นตอนดังนี้

1. กำหนด H_0 และ H_1

H_0 : อนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้ม

H_1 : อนุกรมเวลามีแนวโน้ม

2. สถิติทดสอบ

$$r_s = 1 - \frac{(6\sum d_t^2)}{(n(n^2-1)}$$

ซึ่ง $d_t = t - R(Y_t)$

3. เกณฑ์การตัดสินใจ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.1 สำหรับอนุกรมเวลาขนาดเล็ก $n \leq 30$ บริเวณวิกฤต คือ $r_s \leq -r_{\frac{\propto}{2}}$ และ $r_s \geq r_{\frac{\propto}{2}}$

3.2 สำหรับอนุกรมเวลาขนาดใหญ่ $n > 30$ ใช้ตัวสถิติทดสอบ

$$z = (\frac{r_s - \mu_{r_s}}{\sigma_{rs}})$$

เมื่อ $\mu_{r_s} = 0$ และ $\sigma_{rs} = \frac{1}{\sqrt{n-1}}$ มีบริเวณวิกฤตคือ $z \leq -z_{\frac{\alpha}{2}}$ และ $z \geq z_{\frac{\alpha}{2}}$

2.1.2.4 การทดสอบอิทธิพลของฤดูกาลแบบไม่ใช้พารามิเตอร์

การทดสอบอิทธิพลของฤดูกาลแบบไม่ใช้พารามิเตอร์จะใช้การทดสอบ Kruskal และ Wallis ซึ่งเป็นการทดสอบแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ที่ใช้เพื่อทดสอบความแตกต่างระหว่างกลุ่ม จะประยุกต์การทดสอบนี้กับการทดสอบว่าอนุกรมเวลาที่กำจัดแนวโน้มแล้วมีอิทธิพลเข้ามาเกี่ยวข้องหรือไม่ การทดสอบใช้ลำดับของค่าสังเกตที่กำจัดแนวโน้มแล้วมีอิทธิพลฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องหรือไม่ การทดสอบใช้ลำดับของค่าสังเกตที่กำจัดแนวโน้มแทนค่าสังเกตในการพิจารณา การทดสอบมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. กำหนด H_0 และ H_1

H_0 : อนุกรมเวลาไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

หรือ $S_1 = S_2 = ... = S_L = 0$

H_1 : อนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

หรือ $S_1 \neq 0$ สำหรับบางฤดูกาล

2. สถิติทดสอบ

$$H = \frac{12}{n(n+1)}\left[\sum_{i=1}^{L}\frac{R_i^2}{n_i}\right] - 3(n+1)$$

โดย n_i = จำนวนค่าสังเกตในฤดูกาลที่ i

$n = \sum n_i$

Y_t' = ค่าสังเกตที่ปรับแนวโน้มแล้ว ณ เวลา t

$R_i = \sum R_i$ ลำดับที่ของ Y_t'

ตัวสถิติ H มีการแจกแจงประมาณแบบไคสแควร์ที่มีองศาอิสระเท่ากับ $L-1$

3. เกณฑ์การตัดสินใจ

บริเวณวิกฤต คือ $H \geq \chi^2_{\alpha,L-1}$

ซึ่ง $\chi^2_{\alpha,L-1}$ เป็นค่าวิกฤตที่ได้จากตารางไคสแควร์

2.1.3 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins)

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ จะเลือกตัวแบบจากการพิจารณาลักษณะของสหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation) และสหสัมพันธ์ในตนเองส่วนย่อย (Partial autocorrelation) ของอนุกรมเวลาที่สเตชันนารี โดยบ็อกซ์และเจนกินส์สร้างตัวแบบเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Model) ตัวแบบการถดถอยในตนเอง (Autoregressive Model) และตัวแบบผสมการถดถอยในตนเองกับเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Mixed Autoregressive Model) (George box. Et.al, 1994)

2.1.3.1 การแปลงอนุกรมเวลาให้เป็นข้อมูลแบบสเตชันนารี

กระบวนการสเตชันนารี มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่จำเป็นสำหรับการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ ถ้าขาดคุณสมบัติดังกล่าว จะต้องแปลงกระบวนการให้เป็นสเตชันนารี ซึ่งมี 2 กรณีคือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. ถ้าอนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยเปลี่ยนไปตามเวลาโดยที่ความแปรปรวนคงที่ และอนุกรมเวลานี้ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล สามารถแปลงอนุกรมเวลานี้ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล สามารถแปลงอนุกรมเวลานี้ให้เป็นอนุกรมเวลาสเตชันนารี โดยการหาผลต่างดังนี้

ผลต่างครั้งที่หนึ่ง (First differences) แทนด้วย ∇Y_t และ

$\nabla Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ สำหรับ $t = 1, 2, 3, \ldots, n$

ผลต่างครั้งที่สอง (Second differences) แทนด้วย $\nabla^2 Y_t$ และ

$\nabla Y_t = \nabla(\nabla Y_t) = (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2})$ สำหรับ $t = 3, 4, \ldots, n$

$\nabla^d Y_t$ แทนผลต่างครั้งที่ d ได้จากการหาผลต่างเป็นลำดับจากผลต่างครั้งก่อนๆ ถ้าอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลด้วย การหาผลต่างฤดูกาล จะหาผลต่างของค่าอนุกรมเวลาที่อยู่ห่างกันเท่ากับจำนวนของฤดูกาล L และแทนด้วย $\nabla_L Y_t$

ผลต่างฤดูกาลครั้งที่หนึ่ง คือ

$\nabla_L Y_t = Y_t - Y_{t-L}$

และผลต่างฤดูกาลครั้งที่ D แทนด้วย $\nabla_L^D Y_t$

ผลต่างครั้งที่ D เมื่อหาร่วมกันกับผลต่างฤดูกาลที่ D แทนด้วยสัญลักษณ์ $\nabla^d \nabla_L^D Y_t$

เมื่อ D แทน จำนวนครั้งของค่าผลต่างฤดูกาล

d แทน จำนวนครั้งของผลต่าง

L แทน จำนวนของฤดูกาล

ผลต่างครั้งที่ d เท่ากับ $(1 - B)^d Y_t$

ผลต่างฤดูกาลครั้งที่ D เท่ากับ $(1 - B^L)^D Y_t$

2. กรณีความแปรปรวนเปลี่ยนไปตามเวลา การเปลี่ยนแปลงกระบวนการที่ความแปรปรวนไม่คงที่ แปลงได้หลายวิธี ขึ้นกับลักษณะการเปลี่ยนแปลงของความแปรปรวน ถ้าความแปรปรวนเป็นสัดส่วนกับค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลา โดยที่ค่าเฉลี่ยอนุกรมเวลาเพิ่มขึ้น หรือลดลงอย่างคงที่ ก็ควรจะแปลงด้วยวิธีการลอการิทึม $(\ln Y_t)$ วิธีอื่นๆที่จะแปลงให้ค่าความแปรปรวนคงที่ เช่น แปลงด้วยรากที่สองแปลงด้วยการกลับเศษเป็นส่วน แปลงด้วยรากที่สี่ เป็นต้น

ในอนุกรมเวลาชุดหนึ่งๆ อาจมีค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนไม่คงที่ทั้งสองอย่าง ควรแปลงให้ความแปรปรวนคงที่ก่อนจะแปลงค่าเฉลี่ยให้คงที่ (George box. Et.al, 1994)

2.1.3.2 การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์ ประกอบด้วย 4 ขั้นตอน คือ

ขั้นที่ 1 ขั้นการหาตัวแบบ (Identification) เป็นการกำหนดตัวแบบที่เหมาะกับอนุกรมเวลาที่ต้องการพยากรณ์

ขั้นที่ 2 ขั้นการประมาณค่า (Estimation) เป็นการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

ขั้นที่ 3 ขั้นการตรวจสอบตัวแบบ (Diagnostic Checking) เป็นการตรวจว่าตัวแบบเหมาะสมกับข้อมูลหรือไม่

ขั้นที่ 4 ขั้นการพยากรณ์ (Forecasting) ใช้ตัวแบบที่เหมาะสมพยากรณ์ค่าของข้อมูลในอนาคต

ขั้นที่ 1 ขั้นการหาตัวแบบ (Identification)

ตัวแบบสำหรับการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์

1. อนุกรมเวลาไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล
2. อนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.1 กระบวนการถดถอยในตัวเองแบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ p (Nonseasonal Autoregressive Process of Order : AR (p))

เป็นกระบวนการที่ค่าปัจจุบัน Y_tแทนได้ด้วยฟังก์ชันเชิงเส้นของค่าในอดีต กับค่าความคลาดเคลื่อนสุ่ม ε_t โดยอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ เป็นอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีเมื่อกำหนดให้ $z_t = Y_t - \mu$ จะได้กระบวนการ หรือตัวแบบ (Model) การถดถอยในตัวเองอันดับ p คือ

$$Z_t = \emptyset_1 Z_{t-1} + \cdots + \emptyset_p Z_{t-p} + \varepsilon_t$$

เมื่อ $\emptyset_1, \emptyset_2, \ldots, \emptyset_p$ คือ พารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเองแบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล (Nonseasonal Autoregressive Parameter)

ε_t คือ ความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลา t

Z_t คือ อนุกรมเวลาที่สเตชันนารีทั้งความแปรปรวนและค่าเฉลี่ย

1.2 กระบวนการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ q (Nonseasonal Moving Average Process of Order q: MA (q))

แสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลปัจจุบัน กับค่าความคลาดเคลื่อนของอนุกรมเวลาในอดีต ที่ห่างกัน q หน่วยเวลาเมื่อกำหนดให้ $Z_t = Y_t - \mu$ จะได้กระบวนการ หรือตัวแบบ (Model) การเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีฤดูกาลอันดับ q คือ

$$Z_t = \emptyset_1 \varepsilon_{t-1} - \ldots - \emptyset_q \varepsilon_t$$

เมื่อ $\emptyset_1, \emptyset_2, \ldots, \emptyset_q$ คือ พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล (Nonseasonal Moving Average Parameter)

ε_t คือ ความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลา t

Z_t คือ อนุกรมเวลาที่สเตชันนารีทั้งความแปรปรวนและค่าเฉลี่ย

1.3 กระบวนการสมการถดถอยในตัวเองแบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ p กับการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ q

เมื่อกำหนดให้ $Z_t = Y_t - \mu$ จะได้กระบวนการ หรือตัวแบบ (Model) ถดถอยในตัวเองแบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ p กับการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ q (George box. Et.al, 1994) คือ

$$Z_t = \emptyset_1 Z_{t-1} + \emptyset_2 Z_{t-2} + \cdots + \emptyset_p Z_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

เมื่อ $\emptyset_1, \emptyset_2, \ldots, \emptyset_p$ คือ พารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเองแบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล (Nonseasonal Autoregressive Parameter)

เมื่อ $\theta_1, \theta_2, \ldots, \theta_q$ คือ พารามิเตอร์ของการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล (Nonseasonal Moving Average Parameter)

ε_t คือ ความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลา t

Z_t คือ อนุกรมเวลาที่สเตชันนารีทั้งความแปรปรวนและค่าเฉลี่ย

2.1 กระบวนการสมการถดถอยในตัวเองแบบมีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ p (Seasonal Autoregressive Process of Order P: SAR (P))

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เป็นกระบวนการอนุกรมเวลาที่ค่าปัจจุบัน Y_t แทนได้ด้วยฟังก์ชันเชิงเส้นของค่าความคลาดเคลื่อนสุ่ม ε_t โดยอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ เป็นอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีเมื่อกำหนดให้ $Z_t = Y_t - \mu$ จะได้กระบวนการ หรือตัวแบบ (model) การถดถอยในตัวเองอันดับ P (George box. Et.al, 1994) คือ

$$Z_t = \emptyset_{1L}\varepsilon_{2L}Z_{t-2L} + \cdots + \emptyset_{PL}Z_{t-PL} + \varepsilon_t$$

เมื่อ $\emptyset_{1L}, \emptyset_{2L}, \ldots, \emptyset_{PL}$ คือ พารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเองแบบมีอิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal Autoregressive Parameter)

ε_t คือ ความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลา t

Z_t คือ จำนวนของฤดูกาล

2.2 กระบวนการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ Q (Seasonal Moving Average Process of Order Q: SMM (Q))

เมื่อกำหนดให้ $Z_t = Y_t - \mu$ จะได้กระบวนการหรือตัวแบบ (model) การเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ Q คือ

$$Z_t = \theta_{1L}\varepsilon_{t-1L} + \theta_{2L}\varepsilon_{t-2L} + \cdots + \theta_{QL}\varepsilon_{t-QL} + \varepsilon_t$$

เมื่อ $\theta_{1}L, \theta_{2L}, \ldots, \theta_{QL}$ คือ พารามิเตอร์ของการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีอิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal Moving Average Parameter)

ε_t คือ ความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลา t

Z_t คือ จำนวนของฤดูกาล

2.3 กระบวนการถดถอยในตัวเองแบบมีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ P ผสมกับกระบวนการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ Q

เมื่อกำหนดให้ $Z_t = Y_t - \mu$ จะได้กระบวนการหรือตัวแบบ (model) การถดถอยในตัวเองอันดับ P กับการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีอิทธิพลของฤดูกาลอันดับ Q (George box. Et.al, 1994) คือ

$$Z_t = \emptyset_{1L}Z_{t-1L} + \cdots + \emptyset_{2L}Z_{t-2L} + \cdots + \emptyset_{PL}Z_{t-PL} - \theta_{1L}\varepsilon_{t-1L} - \theta_{2L}\varepsilon_{t-2L} - \theta_{QL}\varepsilon_{t-QL} + \varepsilon_t z$$

เมื่อ $\emptyset_{1}L, \emptyset_{2L}, \ldots, \emptyset_{PL}$ คือ พารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเองแบบมีอิทธิพลของฤดูกาล(Seasonal Autoregressive Parameter)

$\theta_{1L}, \theta_{2L}, \ldots, \theta_{QL}$ คือ พารามิเตอร์ของการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีอิทธิพลของฤดูกาล

ε_t คือ ความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลา t

Z_t คือ อนุกรมเวลาที่สเตชันนารีทั้งความแปรปรวนและค่าเฉลี่ย

L คือ จำนวนของฤดูกาล

ตัวแบบทั่วไป คือ ARIMA (p,d,q) × SARIMA (P,D,Q)

$$\emptyset_p(B)\emptyset_p(B^L)Z_t = \theta_0\theta_q(B)\theta_Q(B^L)\varepsilon_t$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่

$$\emptyset_p(B) = (1 - \emptyset_1 B - \emptyset_2 B^2 - \cdots - \emptyset_P B^P)$$

$$\emptyset_p(B^L) = (1 - \emptyset_{1L} B^L - \emptyset_{2L} B^{2L} - \cdots - \emptyset_{PL} B^{PL})$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q)$$

$$\theta_q(B^L) = (1 - \theta_{1L} B^L - \theta_{2L} B^{2L} - \cdots - \theta_{qL} B^{qL})$$

$$Z_t = (1 - B^L)^D (1 - B)^d Y_t$$

เมื่อ $\emptyset_{1L}, \emptyset_{2L}, \ldots, \emptyset_{PL}$ คือ พารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเองแบบมีอิทธิพลของฤดูกาล

$\theta_{1L}, \theta_{2L}, \ldots, \theta_{QL}$ คือ พารามิเตอร์ของการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีอิทธิพลของฤดูกาล

p คือ อันดับของ MA (Moving Average)

q คือ อันดับของ AR (Autoregressive)

d คือ จำนวนครั้งของผลต่าง

D คือ จำนวนครั้งของผลต่างฤดูกาล

P คือ อันดับของ SMA (Seasonal Moving Average)

Q คือ อันดับของ SAR (Seasonal Autoregressive)

L คือ จำนวนฤดูกาล

ε_t คือ ความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลา t

ตาราง 2.1 หลักเกณฑ์ในการเลือกตัวแบบ ARIMA (p,d,q)

ตัวแบบ	ACF	PACF
AR (p)	ลดลงแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล หรือ คลื่นรูป sine	ตัดออกหลังคาบเวลาที่ p
MA (q)	ตัดออกหลังคาบเวลา q	ลดลงแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล หรือคลื่นรูป sine
ARMA (p,q)	ตัดออกหลังคาบเวลา q	ตัดออกหลังคาบเวลา p

ตาราง 2.2 หลักเกณฑ์ในการเลือกตัวแบบ SARIMA (P,D,Q)

ตัวแบบ	ACF	PACF
SAR (P)	ลดลงแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล หรือ คลื่นรูป sine	ตัดออกหลังคาบเวลาที่ PL
SMA (Q)	ตัดออกหลังคาบเวลาที่ QL	ลดลงแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล หรือ คลื่นรูป sine
SARMA (P,Q)	ตัดออกหลังคาบเวลาที่ QL	ตัดออกหลังคาบเวลาที่ค่ากว่ากัน PL

เมื่อ ACF แทนสหสัมพันธ์ในตัวเอง

PACF แทนสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นที่ 2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Estimation)

เมื่อได้รูปแบบจากขั้นที่ 1 แล้วจากนั้นจะทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบโดยใช้วิธีการวิเคราะห์เชิงตัวเลข (Numerical Method)

ขั้นที่ 3 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ (Diagnostic Checking)

วิธีการตรวจสอบส่วนใหญ่จะใช้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (e_t) ที่เป็นผลต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ มาเป็นหลักในการพิจารณาความเหมาะสมของรูปแบบ (สมศรี, 2554) จะทำดังต่อไปนี้

3.1 พิจารณาว่า (e_t) มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกันหรือไม่

$H_0 : \rho_k(e_t) = 0$

$H_1 : \rho_k(e_t) \neq 0$

ปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จะทำเมื่อ $|r_k(e_t)| \geq \frac{2}{\sqrt{n}}$ เมื่อ n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา (e_t)

3.2 พิจารณาว่าพารามิเตอร์ในรูปแบบมีค่าเป็น 0 หรือไม่ ด้วยการทดสอบสมมติฐาน

$H_0 : \theta = 0$

$H_1 : \theta \neq 0$

ใช้ตัวทดสอบ $Z = \frac{\hat{\theta}}{S_{\hat{\theta}}}$ ปฏิเสธ H_0 เมื่อ $|Z| \geq Z_{\frac{\alpha}{2}}$ และ $|Z| \leq -Z_{\frac{\alpha}{2}}$ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3.3 การทดสอบของบ็อกซ์และจุง (Box-Ljung) เพื่อตรวจสอบความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (e_t) ว่าเป็นอิสระกันหรือไม่ด้วยการทดสอบสมมติฐาน

$H_0 : \rho_1(e_t) = \cdots = \rho_m(e_t) = 0$

$H_1 : \rho_k(e_t)$ บางค่าไม่เท่ากับ 0 สำหรับ k = 1,2,...,m

โดยใช้สถิติทดสอบ

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{m}\frac{r_k^2(e_t)}{n-k}$$

เมื่อ n คือ จำนวนข้อมูลที่จะใช้ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

m คือ จำนวนสัมประสิทธิ์ในตนเองที่จะทดสอบ

$r_k(e_t)$ คือ ค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา ตัวทดสอบสถิติ Q มีการแจกแจงแบบไคสแควร์ ที่องศาความเป็นอิสระเท่ากับ $m - n_p$ ซึ่ง n_p คือจำนวนพารามิเตอร์ในตัวแบบจะปฏิเสธ H_0 เมื่อ $Q > \chi^2_{\alpha,(m-n_p)}$ แสดงว่าตัวแบบที่กำหนดยังไม่เหมาะสม

ขั้นที่ 4 การพยากรณ์ (Forecasting)

เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมแล้ว จะสามารถทำการพยากรณ์แบบจุด (Point Forecast) และการพยากรณ์แบบช่วง (Interval Forecast) โดยการพยากรณ์จะใช้สมการพยากรณ์ที่สร้างจากรูปแบบการพยากรณ์ที่กำหนดและผ่านการตรวจสอบในขั้นที่ผ่านมาแล้ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นศาสตร์ที่จำลองแบบความสามารถของมนุษย์ด้านการเรียนรู้จดจำและจำแนกสิ่งต่าง ๆ ซึ่งใช้สมองเป็นส่วนสำคัญ ในการประมวลระบบของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะเลียนแบบการทำงานของระบบสมอง คือ มีการส่งผ่านข้อมูลระหว่างกันโดยมีการเชื่อมต่อของเซลล์ประสาท (Neuron) กันเป็นโครงข่ายร่างแหจำนวนมากและมีการประมวลผลในลักษณะขนาน (Parallel processing) สาเหตุหลักที่โครงข่ายประสาทเทียมเป็นที่นิยมมากขึ้นเนื่องจากมีความยืดหยุ่นในการทำงานสูงและสามารถปรับตัวเองให้ทำงานในสภาพที่เปลี่ยนแปลงอีกทั้งไม่จำเป็นต้องทราบถึงตัวแบบทางคณิตศาสตร์ (Mathematical model) ที่แน่นอนของกระบวนการ เพียงแต่ใช้ชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยข้อมูลนำเข้า (Input data) และข้อมูลเป้าหมาย (Target data) ของกระบวนการ ในการจำนวนที่มากพอมาใช้ในการสอน (Training) โครงข่ายประสาทเทียม

2.1.4.1 ความรู้พื้นฐานของระบบประสาท (Neural system knowledge)

ภายในสมองมนุษย์ประกอบด้วยหน่วยประมวลผลขนาดเล็กที่เรียกว่า เซลล์ประสาท (Neurons) ซึ่งจะมีประมาณ 10 หน่วย ในเซลล์ประสาทแต่ละหน่วย ประกอบด้วย ใยประสาท (Dendrites) ตัวเซลล์ (Cell Body) และเส้นใยประสาท (Axon) ซึ่งแบ่งออกเป็น 4 บริเวณด้วยกัน คือ

1. บริเวณนำกระแสประสาทเข้า (Input region) เป็นบริเวณที่จะมีการนำกระแสประสาท (Nerve impulse) จากเซลล์ประสาทอื่นเข้ามาภายในตัวเซลล์โดยผ่านทางใยประสาท ซึ่งมีลักษณะแตกเป็นกิ่งก้านคล้ายต้นไม้และมีจำนวนตั้งแต่ 1 ใยขึ้นไป

2. บริเวณการรวมกระแสประสาท (Integration region) เป็นบริเวณที่มีการรวมกระแสประสาทก่อนที่จะเข้าสู่บริเวณการนำกระแสประสาทรวมออกจากเซลล์

3. บริเวณการนำกระแสประสาทรวมออกจากเซลล์ (Conduction region) เป็นบริเวณที่จะนำกระแสประสาทรวมออกจากเซลล์ โดยใช้เส้นใยประสาทเป็นทางผ่าน ซึ่งมีเพียง 1 เส้นใยต่อเซลล์เท่านั้น

4. บริเวณนำกระแสประสาทออก (Output region) เป็นบริเวณส่วนปลายของเส้นใยประสาทที่มีการแตกแขนงใช้ในการถ่ายทอดกระแสประสาทข้ามเซลล์ไปยังเซลล์ประสาทอื่นโดยผ่านทางใยประสาทของเซลล์ประสาทนั้น

2.1.4.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network learning)

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีประสิทธิภาพเพียงใดนั้นขึ้นอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ของโครงข่ายที่ทำการออกแบบ ซึ่งการฝึกหัด (Training) โครงข่ายคือการหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมให้กับโครงข่ายนั้น ๆ โดยทั่วไปสามารถจำแนกวิธีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมได้เป็น 2 ประเภท คือ การเรียนรู้แบบมีผู้สอนและการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) การเรียนรู้แบบมีผู้สอนจะกำหนดข้อมูลฝึกหัด (Training data set) ให้กับโครงข่าย ซึ่งกลุ่มนี้ประกอบด้วยข้อมูลนำเข้า (Input data) และข้อมูลเป้าหมาย (Target data) ที่ต้องการ จากนั้นโครงข่ายจะทำการคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมให้กับข้อมูลฝึกหัด โดยคำตอบที่ได้จากโครงข่ายจะถูกคำนวณค่าความผิดพลาด (Error value) ว่ามีความห่างจากคำตอบที่ต้องการของข้อมูลนำเข้าในชุดเดียวกันมากน้อยเพียงใด ถ้ายังมีความผิดพลาดสูงอยู่ การฝึกหัดจะดำเนินต่อจนกว่าค่าความผิดพลาดจะลดลงต่ำกว่าค่าที่ยอมรับได้ (Accepted level) จึงจะหยุดฝึกหัด สุดท้ายค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จะเป็นเหมือนฟังก์ชันที่ใช้ในการแปลงข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนจะอาศัยชุดข้อมูลนำเข้าเพียงอย่างเดียวในการฝึกหัดเครือข่ายโดยไม่มีข้อมูลเป้าหมาย แต่จะใช้ข้อมูลนำออก (Output data) จากโครงข่ายแทน เมื่อป้อนข้อมูลนำเข้าสู่โครงข่ายโครงข่ายจะคำนวณค่าความสัมพันธ์ที่มีอยู่ภายในกลุ่มข้อมูลนำเข้า โดยอาศัยค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวแยกความแตกต่างของข้อมูลนำเข้าและนำไปเก็บไว้ในโหนดข้อมูลนำออกของโครงข่าย ซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อใช้ในการจำแนกชุดข้อมูล (Clustering)

2.1.4.3 การเชื่อมโยงของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network linking)

เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ จำเป็นต้องมีการเชื่อมโยงกันระหว่างเซลล์ประสาท โดยทั่วไปสามารถแบ่งการเชื่อมโยงของโครงข่ายได้ 2 ลักษณะ คือ

1. โครงข่ายที่การประมวลผลจะอาศัยชุดข้อมูลปัจจุบันและส่งค่าที่ประมวลผลได้ไปยังชั้นถัดๆไป กล่าวคือ โครงข่ายชนิดนี้จะประกอบด้วยชั้นต่าง โดยชั้นแรกจะเป็นชั้นนำเข้า (Input layer) และชั้นสุดท้ายเป็นชั้นนำออก (Output layer) ส่วนระหว่างชั้นนำเข้ากับชั้นนำออกอาจจะมีหรือไม่มีชั้นซ่อน (Hidden layers) อยู่ภายใน ซึ่งขึ้นกับกฎการเรียนรู้ (Learning rule) ที่ใช้ในการสอนโครงข่าย เช่น ถ้าเป็นโครงข่ายเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น (Multi-layer perceptron) จะมีชั้นซ่อนอยู่ระหว่างชั้นนำเข้ากับชั้นนำออก ซึ่งอาจมีมากกว่าหนึ่งชั้นได้ การเชื่อมต่อระหว่างชั้นของโครงข่ายแบบส่งสัญญาณไปข้างหน้าจะมีค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) เป็นตัวเชื่อมและสัญญาณนำเข้าที่เข้ามาจะถูกส่งไปตามทิศทางของลูกศรจนถึงชั้นนำออกโดยไม่มีการป้อนกลับสามารถแสดงตัวแบบได้

2. โครงข่ายแบบมีการป้อนกลับ (Feed-back network) โครงข่ายชนิดนี้มีชื่อเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า โครงข่ายหันกลับ (Recurrent network) เป็นโครงข่ายที่จะอาศัยทั้งข้อมูลในปัจจุบันและข้อมูลที่มีการประวิงเวลามาใช้ในการประมวลผลของโครงข่ายประสาท สามารถแสดงตัวแบบโครงข่ายที่มีการป้อนกลับได้

2.1.4.4 การแพร่แบบย้อนกลับ (Back-propagation)

การแพร่แบบย้อนกลับเป็นขั้นตอนที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multi-layer Perceptron) ซึ่งแบบจำลองโครงข่ายประสาทมีการเชื่อมโยงกันเป็นโครงข่ายแบบเป็นชั้น ๆ โครงข่ายชนิดนี้มีการเชื่อมโยงกัน 3 ชั้น ประกอบด้วยชั้นนำเข้า (Input layer) ถัดมาเป็นชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นสุดท้ายคือชั้นนำออก (Output layer) ที่มาของชื่อการแพร่แบบย้อนกลับนั้นมาจากจุดที่ว่า วิธีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อให้ได้ค่าที่เหมาะสมนั้นจะใช้วิธีสอนว่าค่าเป้าหมายของแต่ละข้อมูลนำเข้านั้นคืออะไร และใช้ค่าความผิดพลาด ของข้อมูลนำออกมาใช้เป็นตัวชี้นำในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ดังนั้นการแพร่แบบย้อนกลับจึงเป็นกระบวนการเรียนรู้แบบมีผู้สอน แต่ปัญหาที่เกิดขึ้นคือ ไม่มีค่าเป้าหมายของสัญญาณที่ออกมาจากแต่ละเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนดังนั้นจึงต้องอาศัยการแพร่ความผิดพลาดจากชั้นนำออกกลับมายังชั้นซ่อนนั่นเอง

2.1.4.5 ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเรียนรู้การแพร่แบบย้อนกลับ

1. การกำหนดค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนัก

2. การกำหนดเกณฑ์การหยุดฝึกหัด

เกณฑ์ในการหยุดฝึกหัดนั้นขึ้นกับผู้ที่ทำการออกแบบโครงข่ายประสาทว่าต้องการที่จะทำให้โครงข่ายประสาทมีความแม่นยำเพียงใด โดยทั่วไปนิยมใช้ค่าดัชนีชี้ถึงค่าความผิดพลาดของระบบได้ ในงานวิจัยนี้ใช้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE)

3. อัตราการเรียนรู้ (Learning rate)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

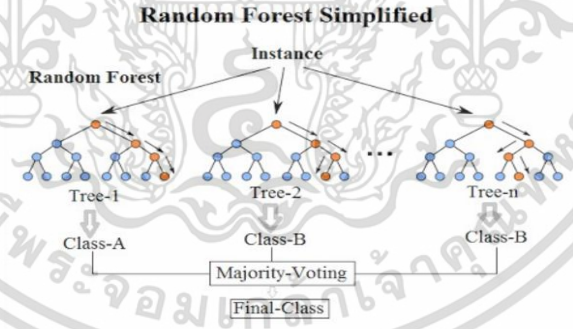
อัตราการเรียนรู้เป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่แสดงถึงการเรียนรู้ของโครงข่าย โดยทั่วไปค่าที่เหมาะสมจะอยู่ในช่วง 0.05 ถึง 0.5 ถ้าอัตราการเรียนรู้มีค่าสูง แสดงว่ากำหนดให้โครงข่ายมีการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักที่มากในทางตรงข้ามถ้ามีอัตราการเรียนรู้ต่ำแสดงว่ากำหนดให้โครงข่ายมีการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักที่น้อยซึ่งจำเป็นต้องใช้เวลาในการเรียนรู้ที่มากขึ้น แต่จะมีข้อดีคือโครงข่ายจะมีเสถียรภาพและไม่เกิดการแกว่ง (Oscillation) ขณะที่ทำการเรียนรู้

4. ค่าคงที่โมเมนตัม (Momentum constant)

ค่าคงที่โมเมนตัมเป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่ช่วยหน่วงไม่ให้การเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักนั้นมีค่ามากเกินไป เป็นการเพิ่มเสถียรภาพให้กับโครงข่ายได้อีกทางหนึ่ง ซึ่งค่าโมเมนตัมที่เหมาะสมจะมีค่าเข้าใกล้ 1.0 และควรจะกำหนดให้สอดคล้องกับอัตราการเรียนรู้ด้วย เช่น ถ้าอัตราการเรียนรู้สูงก็ควรที่จะมีค่าโมเมนตัมที่ต่ำ ทำให้การเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักนั้นไม่มากเกินไป (ศุภฤกษ์, 2546)

2.1.5 วิธีป่าสุ่ม (Random forest)

การสุ่มป่าไม้เป็นหนึ่งในวิธีการเรียนรู้แบบกลุ่ม (Ensemble Learning Method) คือเทคนิคที่จะนำผลลัพธ์การพยากรณ์จากหลายตัวแบบมารวมกัน ทำให้ได้ผลลัพธ์ที่เสถียรและใช้ได้ทั่วไปมากขึ้น การสุ่มป่าไม้สามารถใช้วิเคราะห์ได้ทั้งการจำแนกประเภทและการพยากรณ์ค่าตัวเลข กลไกของอัลกอริทึมการสุ่มป่าไม้แสดงได้ โดยจะสร้างต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Trees) หลายๆต้นที่เรียนรู้บนชุดข้อมูลที่เลือกโดยมีการคืนที่หลายๆชุดมีขนาดเท่ากัน ทำให้ได้ต้นไม้ตัดสินใจที่แตกต่างกันหลายๆต้น ในกรณีของการจำแนกประเภท ผลลัพธ์ที่ถูกเลือกโดยต้นไม้ตัดสินใจมากที่สุดจะเป็นผลลัพธ์สุดท้าย และในกรณีของการถดถอย ผลลัพธ์สุดท้ายจะเป็นค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์จากต้นไม้ตัดสินใจทั้งหมด วิธีนี้ทำให้ตัวแบบการสุ่มป่าไม้มีความคงทนต่อค่าผิดปรกติ ค่ารบกวน และไม่เกิดปัญหาเกินพอดี (Overfitting) (Breiman, 2001)



รูปที่ 2.1 กลไกของอัลกอริทึมการสุ่มป่าไม้ (Azhari et al., 2019)

2.2 วิจัยที่เกี่ยวข้อง

จิรวุฒิ เชิญเกียรติประดับ และทัศนีย์ อัครพินท์ (2564) ทำการประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรม เพื่อพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งโดยใช้การรวบรวมข้อมูลปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย โดยนำข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2553 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยมีจำนวนทั้งสิ้น 120 ข้อมูล ผู้วิจัยได้ทำการเปรียบ 2 วิธีการคือวิธีการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พยากรณ์แบบปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียล (Holt's linear trend) กับวิธีการพยากรณ์บ็อกซ์และเจนกินส์ (ARIMA (2,1,0)(2,1,0)12) โดยใช้เกณฑ์ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ในการหาวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด ผลการวิจัยพบว่า วิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์คือตัวแบบที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลมากที่สุด

กาญจน์ภิวรรณ จงศิริวิโรจ (2564) ทำการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ราคาปิดหุ้นรายวันในอนาคตโดยใช้ตัวแบบอารีม่าซึ่งสร้างจากวิธีการค้นหาแบบกริด โครงข่ายประสาทเทียมและตัวแบบผสมในการพยากรณ์ราคาของหุ้น ภายใต้ตัวอย่างหุ้นที่ถูกเลือกมาตามระดับความผันผวนจากสูงไปต่ำ ในกลุ่มอุตสาหกรรมเทคโนโลยีและชิ้นส่วนอิเล็กทรอนิกส์ได้แก่ HANA, DELTA และ SVI ตามลำดับโดยเก็บข้อมูลราคาปิดรายวันของหุ้นตั้งแต่เดือนตุลาคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนตุลาคม พ.ศ. 2564 (5 ปีย้อนหลัง) ซึ่งอาศัยการแบ่งชุดข้อมูลฝึกสอนด้วยวิธีตรวจสอบไขว้ (rolling forward validation) ทั้งวิธีตรวจสอบไขว้แบบสะสม และวิธีตรวจสอบไขว้แบบ moving window ซึ่งผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ ARIMA สามารถพยากรณ์ได้ดีกว่าในระดับหุ้นที่มีการผันผวนระดับกลางและต่ำ ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้ดีในทุกระดับความผันผวนราคาหุ้น

ชัยพฤกษ์ นิละนนท์ (2563) ทำการศึกษาการทำเหล็กเป็นวัสดุที่สำคัญชนิดหนึ่งและมีปริมาณความต้องการใช้งานมากขึ้นทุกปีในอุตสาหกรรมเหล็ก การพยากรณ์เพื่อวางแผนการจัดซื้อวัตถุดิบการจัดเตรียมการผลิต และแผนการขายจึงเป็นสิ่งที่สำคัญ การพยากรณ์ที่แม่นยำสามารถทำให้การวางแผนต่าง ๆ เป็นอย่างเหมาะสมและสามารถลดต้นทุนในการผลิตและการดำเนินการได้ งานวิจัยนี้จัดทำขึ้นเพื่อศึกษาการพยากรณ์และเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณความต้องการเหล็กรีดร้อนภายในประเทศ โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคมปี ค.ศ. 2014 จนถึงเดือนธันวาคมปี ค.ศ. 2019 ตัวแบบการพยากรณ์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ประกอบไปด้วย ตัวแบบ Holt's Exponential Smoothing, ARIMA, Multiple Regression, Artificial Neural Networks, extreme Gradient Boosting, Random Forest, Support Vector Regression และ Light Gradient Boosting Machine และตัวแบบผสมที่คัดเลือกจากตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องที่มีความแม่นยำที่สุดสามอันดับแรกมาทำการผสม จากนั้นทำการเปรียบเทียบความแม่นยำด้วยค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) ซึ่งผลการวิจัยพบว่า Artificial Neural Networks เป็นตัวแบบที่ดีที่สุด

ชนบดี จุฑามณี (2563) ทำการศึกษาทฤษฎีการประมูลเป็นหนึ่งในศาสตร์ที่แพร่หลายนิยมไปในหลากหลายอุตสาหกรรมและภาคส่วนต่าง ๆเพื่อจัดการทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัดให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุด ดังเช่นภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยและนำเอาทฤษฎีดังกล่าวมาบริหารจัดการปัญหาการลงทะเบียนของนิสิตนักศึกษาโดยใช้การประมูลทดแทนวิธีการลงทะเบียนแบบเดิมการวิจัยชิ้นนี้จึงทดสอบปริมาณการจัดสรรโทเคน ใช้เงินสมมติมีหน่วยเป็นโทเคนเพื่อให้นิสิตนำไปใช้ในการประมูลแข่งขัน สำหรับการประมูลวิชาด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง จำนวน 3 วิธีได้แก่วิธีต้นไม้ตัดสินใจ วิธีป่าสุ่ม และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเป็นเครื่องมือในการกำหนดกลยุทธ์หรือ วางแผนการเรียนให้เกิดประสิทธิภาพและเกิดประโยชน์ต่อผู้ใช้งานสูงสุด และผลการวิจัยพบว่าวิธีป่าสุ่มเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดในการนำไปใช้ทำนายเหรียญโทเคนเพื่อนำไปใช้ในการประมูลวิชาต่อไป

ชัชวาลย์ มะปรางหวาน (2562) ทำการศึกษาเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์ปริมาณการขายผลผลิตของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย ได้แก่ ลำไย ทุเรียน และมังคุด โดยใช้ข้อมูลแบบรายเดือน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2553 ถึงธันวาคม พ.ศ.2561 โดยวิธีที่นำมาพยากรณ์ได้แก่ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีการพยากรณ์รวม จากผลการเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์ทั้ง 3 วิธีพบว่า วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการขายผลผลิตลำไย วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ ปริมาณการขายผลผลิตทุเรียน และปริมาณการขายผลผลิตมังคุด

รตพรรณ ดียิ่ง (2565) ทำการศึกษาการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ระหว่างวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีป่าสุ่ม และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลปริมาณสายโทรเข้าศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าของบริษัทแห่งหนึ่ง ตั้งแต่วันที่ 1 เดือนกันยายน พ.ศ. 2563 ถึงวันที่ 30 เดือนพฤศจิกายน พ.ศ.2563 โดยทำการแบ่งชุดข้อมูลเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีป่าสุ่ม และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จะเปรียบเทียบโดยวัดจากเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) พบว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยต่ำที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงวิธีดำเนินงานวิจัยการเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ โดยแบ่งออกได้เป็น 2 ส่วน คือ

3.1 ลักษณะข้อมูลและแหล่งที่มาของข้อมูล

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

3.1 ลักษณะข้อมูลและแหล่งที่มาของข้อมูล

ข้อมูลที่นำมาใช้ในครั้งนี้เป็นข้อมูลทุติยภูมิ โดยเป็นข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งในปี 2566 ปริมาณการใช้งานในช่องทางทั้ง 3 คิดเป็นสัดส่วน 1.51%, 0.88% และ 97.63% ตามลำดับ

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการทำปัญหาพิเศษเป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2566 รวมทั้งสิ้น 108 เดือน ซึ่งข้อมูลรวบรวมโดยธนาคารแห่งประเทศไทย นำข้อมูลมาใช้เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์ ทั้งสิ้น 96 เดือน และใช้ทดสอบการพยากรณ์ทั้งสิ้น 12 เดือน สำหรับข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาประกอบไปด้วย

1. การชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค (Cheque)
2. การชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม (ATM)
3. การชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ (e-money)

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

1. เก็บรวบรวมข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็มและเงินอิเล็กทรอนิกส์ เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 จากข้อมูลธนาคารแห่งประเทศไทย

2. ทำการแบ่งข้อมูลเป็นจำนวน 2 ชุด ได้แก่ ชุดฝึกฝน และชุดทดสอบ ชุดฝึกฝน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2565 และชุดทดสอบ ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2566 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566

3. จากข้อ 2 นำข้อมูลที่วิเคราะห์เบื้องต้นมาพยากรณ์ด้วยวิธีดังนี้

3.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins method)

ขั้นตอนที่ 1 ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น โดยการพล็อตกราฟเพื่อดูการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจากการพล็อตกราฟข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 พบว่า อนุกรมเวลามีแนวโน้มและอิทธิพลฤดูกาลไม่ชัดเจน จึงต้องทำการทดสอบว่าอนุกรมเวลานี้มีแนวโน้มและอิทธิพลฤดูกาลหรือไม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 2 ตรวจสอบการแจกแจงปรกติ เพื่อเลือกวิธีการทดสอบหาแนวโน้มและทดสอบหาอิทธิพลฤดูกาล โดยหากข้อมูลมีการแจกแจงปรกติจะใช้การทดสอบแนวโน้มและการทดสอบอิทธิพลฤดูกาลแบบใช้พารามิเตอร์ แต่ถ้าข้อมูลไม่มีการแจกแจงปรกติจะใช้การทดสอบแนวโน้มและการทดสอบอิทธิพลฤดูกาลแบบไม่ใช้พารามิเตอร์

ขั้นตอนที่ 3 เมื่อทราบว่าข้อมูลมีแนวโน้มหรืออิทธิพลฤดูกาล จะต้องทำการแปลงข้อมูลให้เป็นอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติเป็นข้อมูลที่คงที่โดยการหาผลต่าง หากข้อมูลมีแนวโน้ม หรือหาผลต่างฤดูกาล หากข้อมูลมีฤดูกาล หรือหาทั้งผลต่างและผลต่างของฤดูกาล หากข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล

ขั้นตอนที่ 4 กำหนดตัวแบบให้กับอนุกรมเวลา โดยงานวิจัยนี้เลือกกำหนดตัวแบบ ARIMA (p,d,q) เนื่องจากอนุกรมเวลาทั้ง 3 ชุดข้อมูลนั้นทำการทดสอบแนวโน้มและอิทธิพลฤดูกาล พบว่ามีแนวโน้มแต่ไม่มีอิทธิพลฤดูกาล

ขั้นตอนที่ 5 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ

ขั้นตอนที่ 6 นำตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดพยากรณ์ 12 หน่วยเวลาล่วงหน้า

3.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks method)

ขั้นตอนที่ 1 ทำการกำหนด Input ของข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์

ตารางที่ 3.1 แสดง Input ของอนุกรมอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์

กรณีที่	ตัวแปรต้น		
	ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค	ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม	ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์
1	t	t	t
2	t และ Y_{t-1}	t และ Y_{t-1}	t และ Y_{t-1}

จากตารางที่ 3.1 แสดงถึงข้อมูล Input ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการปรับข้อมูล Input โดยอ้างอิงมาจากวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ที่ได้มีการปรับแนวโน้มเพื่อให้ข้อมูลอนุกรมเวลาสเตชันนารีและได้ตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์

ขั้นตอนที่ 2 สร้างโครงข่ายประสาทเทียม โดยกำหนดโครงข่ายลับ (Hidden layer) 2 ชั้นแรกประกอบด้วย โหนดจำนวน 100 หน่วย ชั้นสองประกอบด้วย โหนดจำนวน 100 หน่วย และผลลัพธ์ปลายทางเป็น โหนดจำนวน 1 หน่วย และตั้งค่าวิธีการปรับความสูญเสีย (Optimizer) แบบ adam

ขั้นตอนที่ 3 พยากรณ์ข้อมูลทดสอบโดยใช้ตัวแบบพยากรณ์ที่สร้างขึ้น

โดยที่ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมสร้างโดยใช้คำสั่ง KerasRegressor ในไลบรารี่ Scikeras.wrappers ของโปรแกรม Python จากนั้นจะทำการกำหนดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แบบโครงข่ายประสาทเทียม ที่จะใช้ทดลองสร้างตัวแบบดังแสดงในตาราง ซึ่งประกอบด้วยไฮเปอร์พารามิเตอร์ดังนี้

ตารางที่ 3.2 กำหนดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์สำหรับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

Hyperparameter	ค่ากำหนดที่ใช้
activation	‘relu’
optimizer	‘adam’
batch_size	32
epochs	1000
random_state	1,2,3

- activation คือ ฟังก์ชันที่รับผลรวมการประมวลผลทั้งหมด จากทุก Input (ทุก Dendrite) ภายใน 1 นิวรอน แล้วพิจารณาว่าจะส่งต่อเป็น Output เท่าไร
- optimizer คือ วิธีที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักของแต่ละโหนด สำหรับลด Error หรือ ทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น
- batch_size คือ ขนาดของชุดข้อมูลที่จะทำการคำนวณในแต่ละครั้ง
- epochs คือ รอบในการคำนวณ
- random_state คือ ค่า seed ที่กำหนดการสุ่มกลุ่มข้อมูล จะเป็นเลขจำนวนเต็ม ถ้ากำหนดเลขเดิม ผลการ split ก็จะเหมือนเดิม

3.3 วิธีป่าสุ่ม (Random forest method)

ขั้นตอนที่ 1 ทำการกำหนด Input ของข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์

ตารางที่ 3.3 แสดง Input ของอนุกรมอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์

กรณีที่	ตัวแปรต้น		
	ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค	ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม	ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์
1	t	t	t
2	t และ Y_{t-1}	t และ Y_{t-1}	t และ Y_{t-1}

จากตารางที่ 3.3 แสดงถึงข้อมูล Input ของปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการปรับข้อมูล Input โดยอ้างอิงมาจากวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ที่ได้มีการปรับแนวโน้มเพื่อให้ข้อมูลอนุกรมเวลาสเตชันนารีและได้ตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดค่าพารามิเตอร์ของป่าสุ่มที่มีค่าตัวแปรสำคัญ ได้แก่ n_estimators, max_features และ random_state โดยการใช้คำสั่ง GridSearchCV ในการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด

ขั้นตอนที่ 3 พยากรณ์ข้อมูลทดสอบโดยใช้ตัวแบบพยากรณ์ที่สร้างขึ้น โดยจะใช้วิธีคำนวณหาค่าเฉลี่ย โดยนำเอาค่าพยากรณ์ของทุกต้นไม้ตัดสินใจมาคำนวณหาค่าเฉลี่ยเพื่อแสดงเป็นค่าพยากรณ์ของวิธีป่าสุ่ม

โดยตัวแบบป่าสุ่มสร้างโดยใช้คำสั่ง RandomForestRegression ในไลบรารี่ sklearn.ensemble ของโปรแกรม Python จากนั้นจะทำการกำหนดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบป่าสุ่มที่จะใช้ทดลองสร้างตัวแบบดังแสดงในตารางซึ่งประกอบไปด้วยไฮเปอร์พารามิเตอร์ดังนี้ (รตพรรณ, 2565)

ตาราง 3.4 กำหนดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์สำหรับตัวแบบป่าสุ่ม

Hyperparameter	ค่ากำหนดที่ใช้
n_estimetors	100,250,500,750,1000,1250
max_features	1,2
random_state	1,2,3

- n_estimator คือ จำนวนต้นไม้ใน Random Forest
- max_features คือ ระบุว่าแต่ละต้นไม้ตัดสินใจ Random Forest จะสามารถสุ่มหยิบ feature ไปได้มากที่สุดกี่เปอร์เซ็นต์
- random_state คือ ค่า seed ที่กำหนดการ random กลุ่มข้อมูล จะเป็นเลขจำนวนเต็ม ถ้ากำหนดเลขเดิม ผลการ split ก็เหมือนเดิม

4. เปรียบเทียบวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา โดยใช้สถิติสำหรับการวัดประสิทธิภาพดังนี้

4.1 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE)

ค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ ที่ไม่คำนึงถึงทิศทางของความคลาดเคลื่อน มีหน่วยเป็นหน่วยเดียวกับข้อมูล ช่วยให้เข้าใจได้ว่าโมเดลหรือการพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเท่าใดจากค่าจริง

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$$

4.2 ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE)

ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เทียบกับค่าจริง โดยค่าวัดความถูกต้องนี้ไม่มีหน่วย จึงเหมาะสมที่จะใช้ในการเปรียบเทียบอนุกรมเวลาหลายชุดเมื่อใช้วิธีการพยากรณ์เดียวกัน

$$MAPE = \frac{\sum\left|\frac{e_t}{Y_t}\right|}{n} \times 100$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE)

ค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ ที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง มีคุณสมบัติในการบ่งชี้ถึงประสิทธิภาพของการพยากรณ์และเป็นประโยชน์ในการปรับปรุงโมเดล

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

ซึ่งแต่ละค่าผู้วิจัยให้ความสำคัญเท่ากัน โดยจะตัดสินจากการเลือกวิธีที่ให้จำนวนค่าเหล่านี้ที่ต่ำสุดเพื่อดูว่าวิธีใดเป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

5. นำวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่เหมาะสมที่สุดมาพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์สำหรับปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ โดยวิเคราะห์ข้อมูลทุติยภูมิที่ได้จากธนาคารแห่งประเทศไทย โดยแบ่งออกเป็น 4 ส่วน ดังต่อไปนี้

4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค

4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม

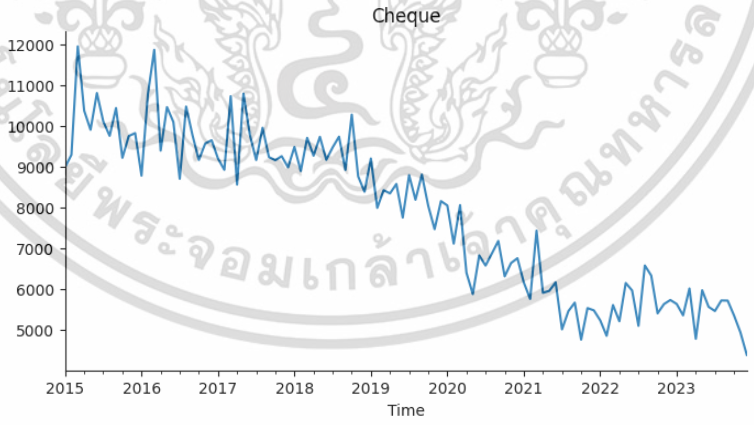
4.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์

4.4 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม

โดยจะทำการเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ เพื่อเลือกรูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ โดยพิจารณาจาก ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) ที่ให้ค่าต่ำที่สุด

4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค

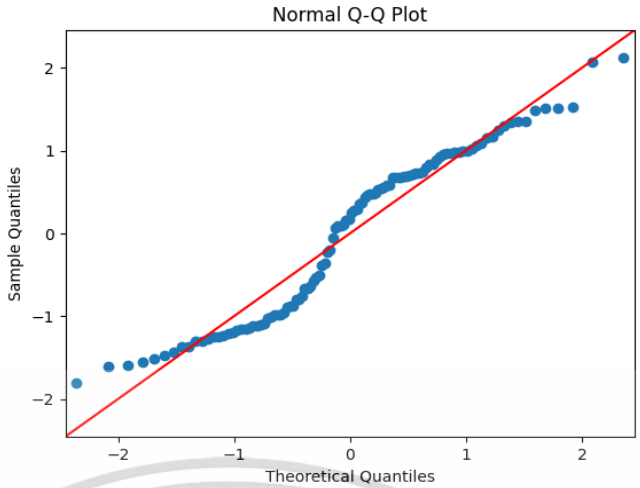
โดยจะทำการวิเคราะห์ทั้ง 3 วิธี คือ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม ก่อนนำข้อมูลไปวิเคราะห์เราต้องพิจารณาข้อมูลว่ามีการแจกแจงปรกติหรือไม่ โดยเบื้องต้นเราจะนำข้อมูลไปพล็อตกราฟเพื่อดูลักษณะของข้อมูล



รูปที่ 4.1 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค

จากรูปที่ 4.1 จะพบว่า อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค จะมีปริมาณขึ้น ๆ ลง ๆ มีแนวโน้มที่ชัดเจน และเมื่อพิจารณาทุกๆ 12 ช่วงเวลาพบว่าอิทธิพลของฤดูกาลมีลักษณะไม่ชัดเจน จึงต้องนำไปทดสอบแนวโน้มและฤดูกาลโดยที่จะพิจารณาเลือกจากผลการทดสอบการแจกแจงปรกติ ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.2 การทดสอบการแจกแจงปรกติโดยใช้ Q-Q plot

สมมติฐานการทดสอบ คือ

H_0 : อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คมีการแจกแจงปรกติ

H_1 : อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คไม่มีการแจกแจงปรกติ

ค่าสถิติทดสอบ A = 2.71 และ p-value = 0.00

จะได้ p-value = 0.00 < 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

นั่นคือ อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คไม่มีการแจกแจงปรกติ

เนื่องจาก ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คไม่มีการแจกแจงปรกติ ใช้การทดสอบแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ คือ การทดสอบของ Daniel ในการทดสอบแนวโน้ม และการทดสอบของ Kruskal และ Wallis ในการทดสอบฤดูกาล

การทดสอบของ Daniel

H_0 : อนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้ม

H_1 : อนุกรมเวลามีแนวโน้ม

r_s = ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ Spearman

$$r_s = 1 - \frac{(6\sum d_t^2)}{(n(n^2-1)}$$

$$r_s = 1 - \frac{(6 \times 279804)}{96(96^2-1)} = -0.90$$

เนื่องจาก n = 96 > 30

สำหรับอนุกรมเวลามีขนาดใหญ่ n > 30 ใช้ตัวสถิติทดสอบ

$$Z = \frac{(r_s - \mu_s)}{\sigma_{rs}}$$

เมื่อ $\mu_s = 0$ และ $\sigma_{rs} = \frac{1}{\sqrt{n-1}}$

$$Z = \frac{(-0.90 - 0)}{0.10} = -9$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับ $\alpha = 0.05$ มีบริเวณวิกฤตเป็น $Z \leq -Z_{\frac{\alpha}{2}} = -1.96$ และ $Z \geq Z_{\frac{\alpha}{2}} = 1.96$
เนื่องจาก $Z = -9$ ดังนั้นจึงปฏิเสธ H_0
สรุปว่า อนุกรมเวลามีแนวโน้ม ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05

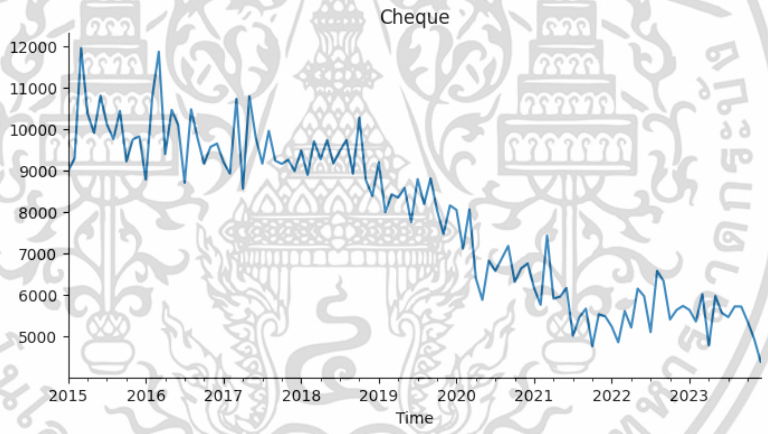
การทดสอบของ Kruskal and Wallis

การทดสอบฤดูกาลโดย Kruskal และ Wallis
$H_0 : S_1 = S_2 = \cdots = S_{12} = 0$
$H_1 : S_i \neq 0$ สำหรับบางฤดูกาล เมื่อ $i = 1,2,3,..,12$

$$\text{จะได้ } H = \frac{12}{96(96+1)}(145917.5) - 3(96+1) = -101.31$$

เนื่องจาก ค่าวิกฤต คือ $\chi^2_{0.05,11} = 19.68$
ดังนั้น $-101.31 < \chi^2_{0.05,11} = 19.68$ จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05
นั่นคืออนุกรมปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง
สรุปว่า ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล

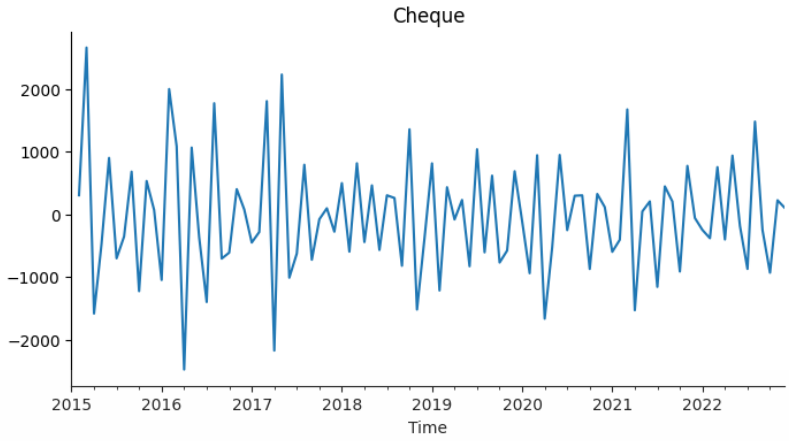
4.1.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)



รูปที่ 4.3 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค

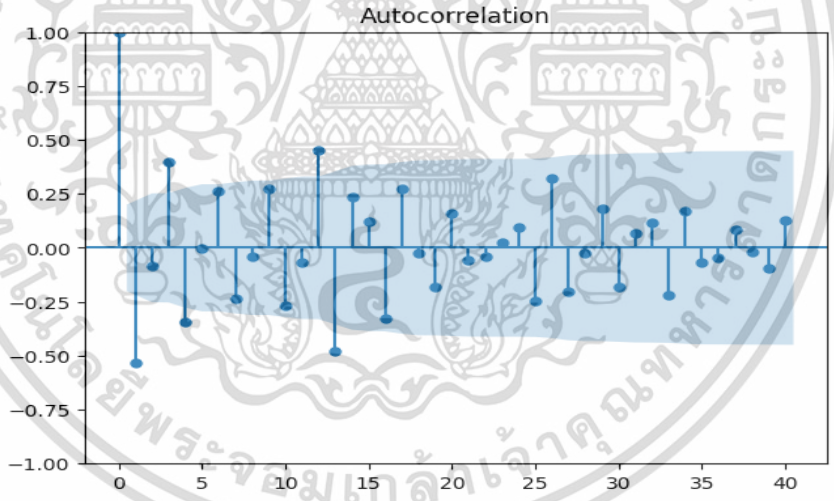
จากรูปที่ 4.3 พบว่าอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คยังไม่เป็นสเตชันนารี เนื่องจากพบว่าอนุกรมเวลามีแนวโน้มและไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องอย่างชัดเจน ดังนั้น จึงต้องนำไปหาผลต่าง 1 ครั้ง ดังรูปที่ 4.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



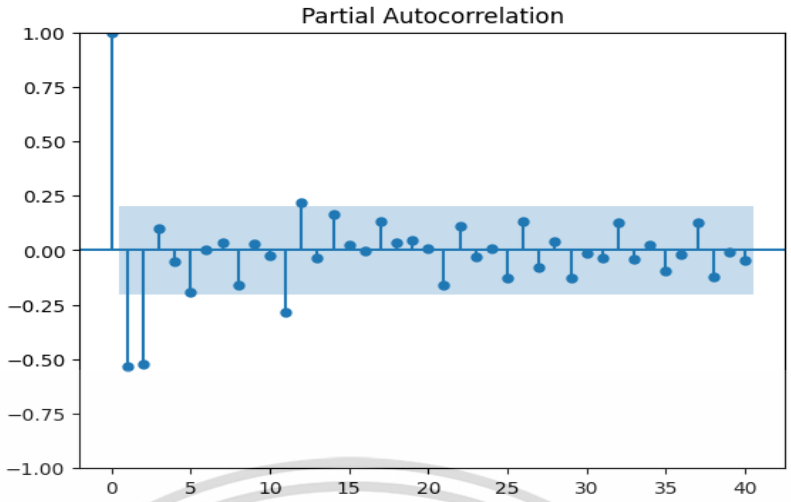
รูปที่ 4.4 อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คหาผลต่าง 1ครั้ง

จากรูป 4.4 พบว่าอนุกรมเวลาชุดใหม่ที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง ของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ ดังนั้นอนุกรมเวลาชุดใหม่เป็นอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีแล้ว จึงนำอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีไปพล็อตค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง และ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน เพื่อหาตัวแบบ ดังรูปที่ 4.5 และรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.5 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.6 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วนของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง

จากรูปที่ 4.5 จะเห็นได้ว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว และรูปที่ 4.6 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็วเช่นกัน และมีการหาผลต่าง 1 ครั้งจึงได้ตัวแบบ ARIMA (2,1,2) ในส่วนของอิทธิพลฤดูกาลพบว่าไม่มีการหาผลต่างฤดูกาล ดังนั้นจะได้ตัวแบบเป็น ARIMA (2,1,2)

ตาราง 4.1 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ ARIMA (2,1,2)

Statistic	Coefficient	Standard Error Coefficient	t-value	p-value
ϕ_1	-0.94	0.09	-9.51	0.00
ϕ_2	-0.79	0.09	-8.91	0.00
θ_1	0.55	0.12	4.55	0.00
θ_2	0.62	0.12	5.09	0.00

สมมติฐานการทดสอบ

$H_0 : \phi_1 = 0$
$H_1 : \phi_1 \neq 0$

จากตารางที่ 4.1 พบว่า p-value = 0.00 $< \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_1 ในตัวแบบไม่เท่ากับ 0 นั่นคือ พารามิเตอร์ ϕ_1 ควรมีในตัวแบบ

$H_0 : \phi_2 = 0$
$H_1 : \phi_2 \neq 0$

จากตารางที่ 4.1 พบว่า p-value = 0.00 $< \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_2 ในตัวแบบไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_2 ควรมีในตัวแบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$H_0 : \theta_1 = 0$
$H_1 : \theta_1 \neq 0$

จากตาราง 4.1 พบว่า p-value = 0.00 < α = 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_1 ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือ พารามิเตอร์ θ_1 ควรมีในตัวแบบ

$H_0 : \theta_2 = 0$
$H_1 : \theta_2 \neq 0$

จากตาราง 4.1 พบว่า p-value = 0.00 < α = 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_2 ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือ พารามิเตอร์ θ_2 ควรมีในตัวแบบ ดังนั้น ตัวแบบ ARIMA (2,1,2) เป็นตัวแบบที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.2 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ

Modified Box-Pierce (Box-Ljung) Chi-square Statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-square	5.32	10.48	20.02	24.75
DF	8	20	32	44
p-value	0.95	0.99	0.99	0.10

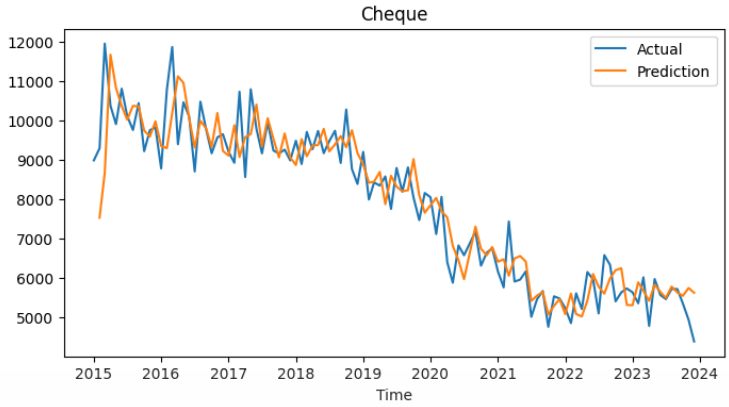
สมมติฐานการทดสอบ
$H_0 : \rho_1(e_t) = \rho_2(e_t) = \cdots = \rho_{12}(e_t) = 0$
$H_1 : \rho_k(e_t)$ อย่างน้อย 1 ค่าไม่เท่ากับ 0 สำหรับ k = 1,2,3,..,12
ระดับนัยสำคัญ 0.05

จากตารางที่ 4.2 พบว่า p-value = 0.95 > α = 0.05 จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ในทำนองเดียวกับ lag ที่ 24, 36 และ48 แสดงว่าตัวแบบ ARIMA (2,1,2) เป็นตัวแบบที่เหมาะสม ดังรูปที่ 4.7 แสดงกราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยมีค่า MAE = 373.22, MAPE = 0.08 และ RMSE = 514.27

สมการบ็อกซ์และเจนกินส์ที่ได้ คือ

$$\hat{Y}_t = 0.0587Y_{t-1} - 0.1524Y_{t-2} + 0.7889Y_{t-3} + 0.5543e_{t-1} + 0.6237e_{t-2} + e_t$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.7 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

ตารางที่ 4.3 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2566			
มกราคม	5,304	กรกฎาคม	5,491
กุมภาพันธ์	5,887	สิงหาคม	5,779
มีนาคม	5,675	กันยายน	5,629
เมษายน	5,415	ตุลาคม	5,543
พฤษภาคม	5,827	พฤศจิกายน	5,742
มิถุนายน	5,644	ธันวาคม	5,622

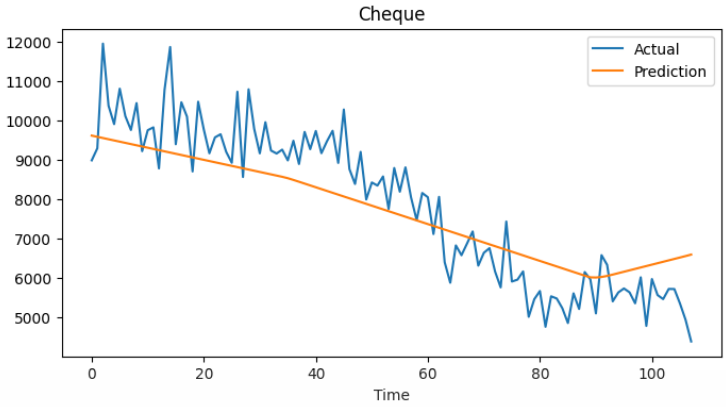
จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์จะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์คงที่ไม่เพิ่มไม่ลดมากเกินไป

4.1.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

4.1.2.1 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ *t*

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Batch_size = 32, Epochs = 1,000 และ Random_state = 2 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คทั้ง 108 ค่าดังรูปที่ 4.8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.8 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t

จากรูปที่ 4.8 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 984.93, MAPE = 0.15 และ RMSE = 1,122.62 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.4 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566

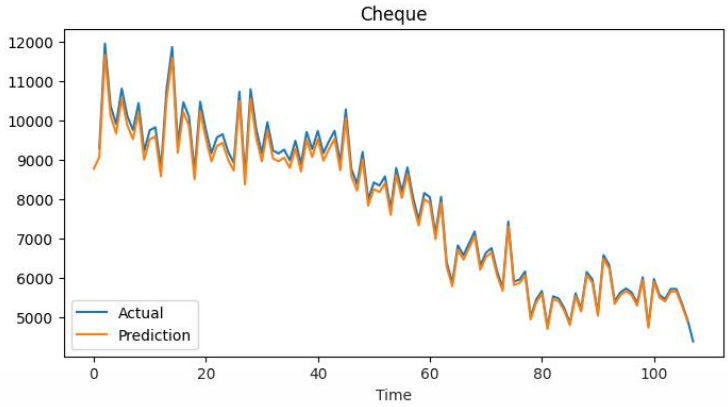
ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566			
มกราคม	6,192	กรกฎาคม	6,409
กุมภาพันธ์	6,228	สิงหาคม	6,445
มีนาคม	6,264	กันยายน	6,481
เมษายน	6,300	ตุลาคม	6,518
พฤษภาคม	6,337	พฤศจิกายน	6,554
มิถุนายน	6,373	ธันวาคม	6,592

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์คงที่ไม่เพิ่มไม่ลดมากเกินไป

4.1.2.2 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Batch_size = 32, Epochs = 1,000 และ Random_state = 3 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คทั้ง 107 ค่าดังรูปที่ 4.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.9 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากรูปที่ 4.9 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และRMSE ซึ่งจะได้ MAE = 439.73, MAPE = 0.08 และ RMSE = 586.83 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.5 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566			
มกราคม	5,659	กรกฎาคม	5,500
กุมภาพันธ์	5,564	สิงหาคม	5,400
มีนาคม	5,293	กันยายน	5,653
เมษายน	5,937	ตุลาคม	5,651
พฤษภาคม	4,734	พฤศจิกายน	5,294
มิถุนายน	5,897	ธันวาคม	4,891

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์คงที่ไม่เพิ่มไม่ลดมากเกินไป

จากการวิเคราะห์ทั้ง 2 กรณีจะได้ค่า MAE, MAPE และ RMSE ทั้ง 2 กรณี ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.6 ค่า MAE, MAPE และRMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566

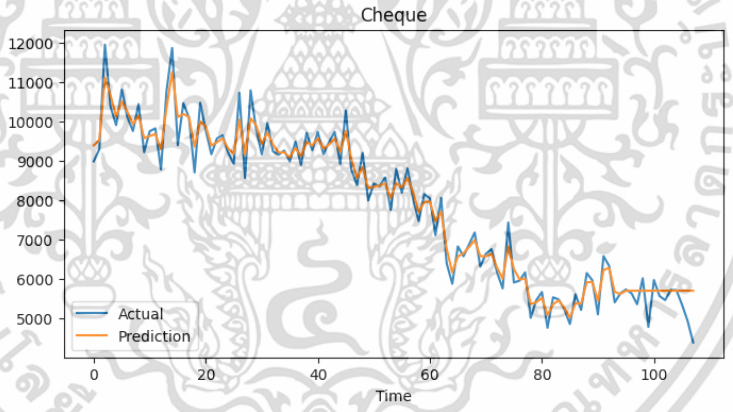
กรณีที่	ตัวแปรต้น	MAE	MAPE	RMSE
1	t	984.96	0.15	1122.62
2	t , Y_{t-1}	439.73	0.08	586.83

จากตารางที่ 4.6 พบว่ากรณีที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค คือ กรณีที่ 2 เนื่องจากมีค่า MAE = 439.73, MAPE = 0.08 และ RMSE = 586.83 ซึ่งเป็นค่าต่ำที่สุด ดังนั้น จึงเลือกกรณีที่ 2 เป็นกรณีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค

4.1.3 วิธีป่าสุ่ม

4.1.3.1 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ t

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีป่าสุ่ม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Max_features = 1, N_estimators = 250 และRandom_state = 3 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็คทั้ง 108 ค่าดังรูปที่ 4.10



รูปที่ 4.10 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t

จากรูปที่ 4.10 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 396.32, MAPE = 0.07 และ RMSE = 551.66 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่า ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

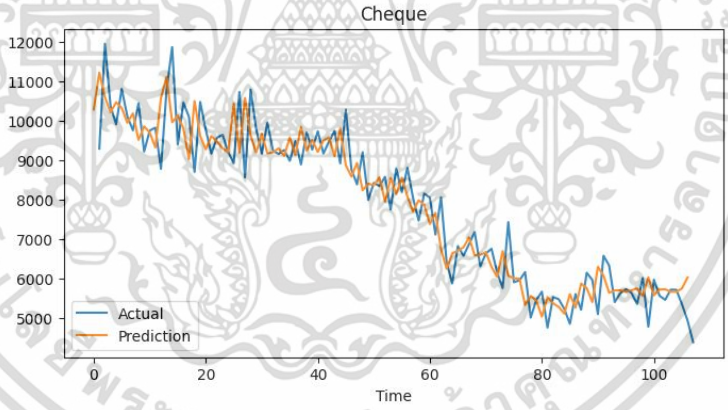
ตารางที่ 4.7 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีป่าสุ่มปี 2566			
มกราคม	5,698	กรกฎาคม	5,698
กุมภาพันธ์	5,698	สิงหาคม	5,698
มีนาคม	5,698	กันยายน	5,698
เมษายน	5,698	ตุลาคม	5,698
พฤษภาคม	5,698	พฤศจิกายน	5,698
มิถุนายน	5,698	ธันวาคม	5,698

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีป่าสุ่มจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์คงที่

4.1.3.2 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีป่าสุ่ม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Max_features = 2, N_estimators = 100 และ Random_state = 2 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คทั้ง 107 ค่าดังรูปที่ 4.11



รูปที่ 4.11 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากรูปที่ 4.11 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 382.46, MAPE = 0.07 และ RMSE = 601.28 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่า ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.8 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค ด้วยวิธีป่าสุ่มปี 2566			
มกราคม	5,664	กรกฎาคม	5,720
กุมภาพันธ์	5,703	สิงหาคม	5,728
มีนาคม	5,784	กันยายน	5,665
เมษายน	5,557	ตุลาคม	5,665
พฤษภาคม	6,029	พฤศจิกายน	5,748
มิถุนายน	5,577	ธันวาคม	6,028

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีป่าสุ่มจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์คงที่ไม่เพิ่มไม่ลดมากเกินไป

จากการวิเคราะห์ทั้ง 2 กรณีจะได้ค่า MAE, MAPE และ RMSE ทั้ง 2 กรณี ดังนี้

ตารางที่ 4.9 ค่า MAE, MAPE และ RMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คด้วยวิธีป่าสุ่มปี 2566

กรณีที่	ตัวแปรต้น	MAE	MAPE	RMSE
1	t	396.32	0.07	551.66
2	t , Y_{t-1}	382.46	0.06	601.28

จากตารางที่ 4.9 พบว่ากรณีที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค คือ กรณีที่ 2 เนื่องจากมีค่า MAE =382.46, MAPE = 0.07 และ RMSE = 601.28 ซึ่งเป็นค่าต่ำที่สุด ดังนั้น จึงเลือกกรณีที่ 2 เป็นกรณีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค

ตารางที่ 4.10 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่มปี 2566

เดือน	จำนวนปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ)	จำนวนปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ที่ได้จากการพยากรณ์		
		วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	วิธีป่าสุ่ม
มกราคม	5,633	5,304	5,659	5,664
กุมภาพันธ์	5,354	5,887	5564	5,703
มีนาคม	6,014	5,675	5,293	5,784
เมษายน	4,779	5,415	5,937	5,557
พฤษภาคม	5,971	5,827	4,734	6,029
มิถุนายน	5,564	5,644	5,897	5,577
กรกฎาคม	5,460	5,491	5,500	5,720
สิงหาคม	5,719	5,779	5,400	5,728

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.10 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่มปี 2566 (ต่อ)

เดือน	จำนวนปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ)	จำนวนปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ที่ได้จากการพยากรณ์		
		วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	วิธีป่าสุ่ม
กันยายน	5,716	5,629	5,653	5,665
ตุลาคม	5,350	5,543	5,651	5,665
พฤศจิกายน	4,936	5,742	5,294	5,748
ธันวาคม	4,384	5,622	4,891	6,028

จากตารางปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็คและค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม จะเห็นว่าวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ให้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุดในช่วงกลางปีตั้งแต่เดือนพฤษภาคม ถึงเดือนตุลาคม และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีป่าสุ่ม ที่ให้ค่าพยากรณ์ที่ใกล้เคียงรองลงมาเนื่องจากในบางเดือนให้ค่าที่แตกต่างกับค่าจริงค่อนข้างมาก

ตารางที่ 4.11 การเปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และ RMSE ที่ดีที่สุด ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธีของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค

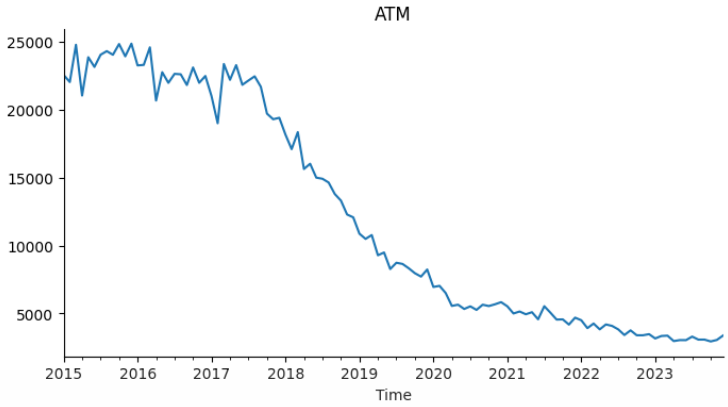
วิธีพยากรณ์	MAE	MAPE	RMSE
วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	373.22	0.08	514.27
วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	439.73	0.08	586.83
วิธีป่าสุ่ม	382.46	0.07	601.28

จากตารางเปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และ RMSE ของแต่ละวิธีจะพบว่า วิธีที่ดีที่สุด คือ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ เนื่องจากให้ค่า MAE และ RMSE น้อยที่สุดจากทั้ง 3 วิธี

4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม

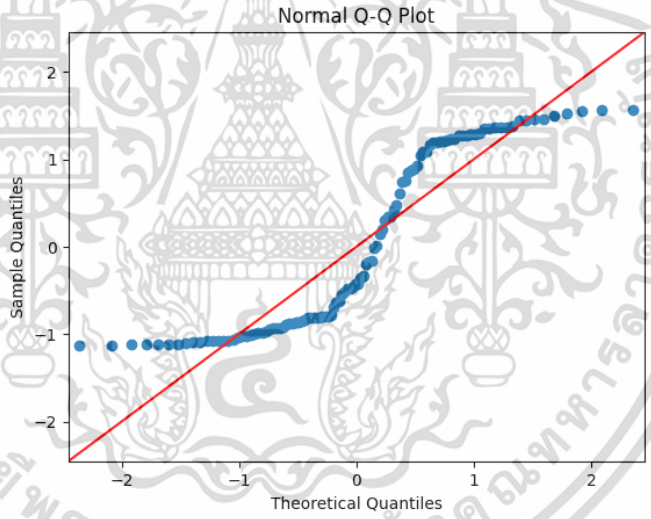
โดยจะทำการวิเคราะห์ทั้ง 3 วิธี คือ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม ก่อนนำข้อมูลไปวิเคราะห์เราต้องพิจารณาข้อมูลว่ามีการแจกแจงปรกติหรือไม่ โดยเบื้องต้นเราจะนำข้อมูลไปพล็อตกราฟเพื่อดูลักษณะของข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.12 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม

จากรูปที่ 4.12 จะพบว่า อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มมีแนวโน้มที่ชัดเจน และเมื่อพิจารณาทุกๆ 12 ช่วงเวลาพบว่าอิทธิพลของฤดูกาลมีลักษณะไม่ชัดเจน จึงต้องนำไปทดสอบแนวโน้มและฤดูกาล โดยที่จะพิจารณาเลือกจากผลการทดสอบการแจกแจงปรกติ ดังนี้



รูปที่ 4.13 การทดสอบการแจกแจงปรกติโดยใช้ Q-Q plot

สมมติฐานการทดสอบ คือ

H_0 : อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มมีการแจกแจงปรกติ

H_1 : อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มไม่มีการแจกแจงปรกติ

ค่าสถิติทดสอบ A = 6.52 และ p-value = 0.00

จะได้ p-value = 0.00 < 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

นั่นคือ อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มไม่มีการแจกแจงปรกติ

เนื่องจาก ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มไม่มีการแจกแจงปรกติ ใช้การทดสอบแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ คือ การทดสอบของ Kruskal และ Wallis ในการทดสอบฤดูกาล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทดสอบของ Kruskal and Wallis

การทดสอบฤดูกาลโดย Kruskal และ Wallis

$H_0 : S_1 = S_2 = \cdots = S_{12} = 0$

$H_1 : S_i \neq 0$ สำหรับบางฤดูกาล เมื่อ $i = 1,2,3,..,12$

จะได้ $H = \frac{12}{96(96+1)}(35896.4) - 3(96+1) = -279.30$

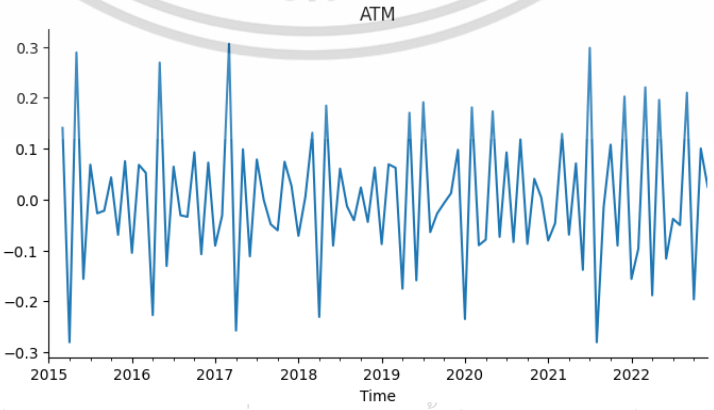
เนื่องจาก ค่าวิกฤต คือ $\chi^2_{0.05,11} = 19.68$ ดังนั้น $-279.30 < \chi^2_{0.05,11} = 19.68$ จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 นั่นคือ อนุกรมปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

สรุปว่า ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล

4.2.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)

รูปที่ 4.14 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม

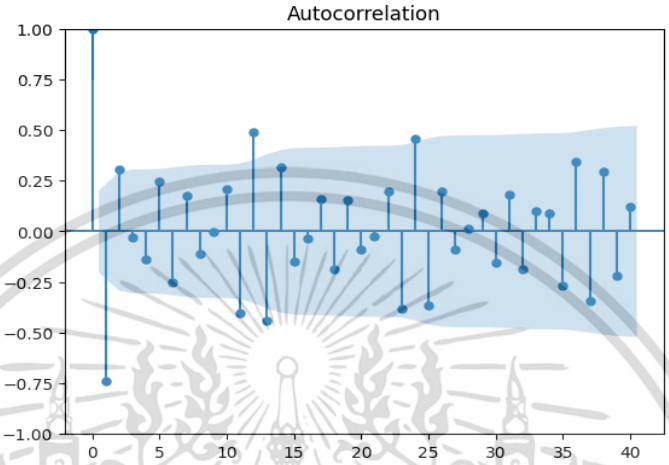
จากรูปที่ 4.14 พบว่าอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องทางเอทีเอ็มยังไม่เป็นสเตชันนารี เนื่องจากพบว่าอนุกรมเวลามีแนวโน้มและไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องอย่างชัดเจน ดังนั้น จึงต้องนำไปหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง ดังรูปที่ 4.15



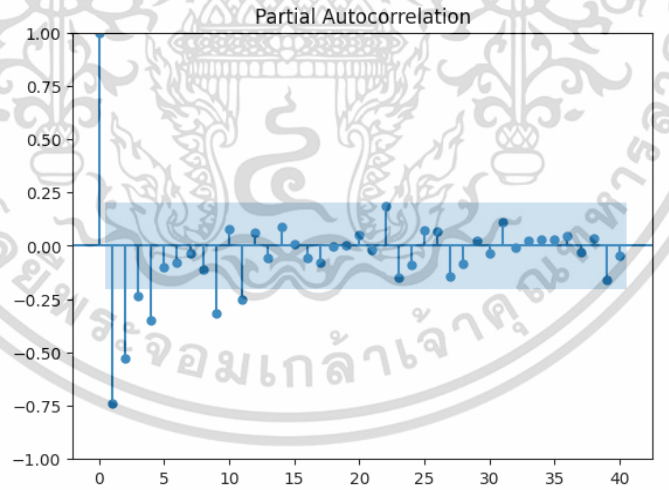
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น

รูปที่ 4.15 อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม

จากรูปที่ 4.15 พบว่าอนุกรมเวลาพบว่าอนุกรมเวลาชุดใหม่ที่ได้จากการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง ของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ ดังนั้นอนุกรมเวลาชุดใหม่เป็นอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีแล้ว จึงนำอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีไปพล็อตค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง และ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน เพื่อหาตัวแบบดังรูปที่ 4.16 และรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.16 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง ของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มที่ได้จากการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง



รูปที่ 4.17 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน ของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มที่ได้จากการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง

จากรูปที่ 4.16 จะเห็นได้ว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว และรูปที่ 4.17 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็วเช่นกัน และมีการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้งจึงได้ตัวแบบ ARIMA (2,1,2) ในส่วนของอิทธิพลฤดูกาลพบว่าไม่มีการหาผลต่างฤดูกาล ดังนั้นจะได้ตัวแบบเป็น ARIMA (2,1,2)

เอกสารนี้ ... ไม่ว่ากรณีใดๆ ... ของเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตาราง 4.12 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ ARIMA (2,1,2)

Statistic	Coefficient	Standard Error Coefficient	t-value	p-value
ϕ_1	0.30	0.14	2.15	0.03
ϕ_2	0.56	0.13	4.44	0.00
θ_1	-0.52	0.16	-3.22	0.00
θ_2	-0.29	0.11	-2.52	0.01

สมมติฐานการทดสอบ

$H_0 : \phi_1 = 0$
$H_1 : \phi_1 \neq 0$

จากตารางที่ 4.12 พบว่า p-value = 0.03 < α = 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_1 ในตัวแบบไม่เท่ากับ 0 นั่นคือ พารามิเตอร์ ϕ_1 ควรมีในตัวแบบ

$H_0 : \phi_2 = 0$
$H_1 : \phi_2 \neq 0$

จากตารางที่ 4.12 พบว่า p-value = 0.00 < α = 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_2 ในตัวแบบไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_2 ควรมีในตัวแบบ

$H_0 : \theta_1 = 0$
$H_1 : \theta_1 \neq 0$

จากตารางที่ 4.12 พบว่า p-value = 0.00 < α = 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_1 ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือ พารามิเตอร์ θ_1 ควรมีในตัวแบบ

$H_0 : \theta_2 = 0$
$H_1 : \theta_2 \neq 0$

จากตารางที่ 4.12 พบว่า p-value = 0.01 < α = 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_2 ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือ พารามิเตอร์ θ_2 ควรมีในตัวแบบดังนั้น ตัวแบบ ARIMA (2,1,2) เป็นตัวแบบที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.13 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ

Modified Box-Pierce (Box-Ljung) Chi-square Statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-square	2.42	6.20	12.61	15.53
DF	8	20	34	44
p-value	0.99	0.99	0.99	*0.99*

สมมติฐานการทดสอบ

$H_0 : \rho_1(e_t) = \rho_2(e_t) = \cdots = \rho_{12}(e_t) = 0$
$H_1 : \rho_k(e_t)$ อย่างน้อย 1 ค่าไม่เท่ากับ 0 สำหรับ k = 1,2,3,..,12

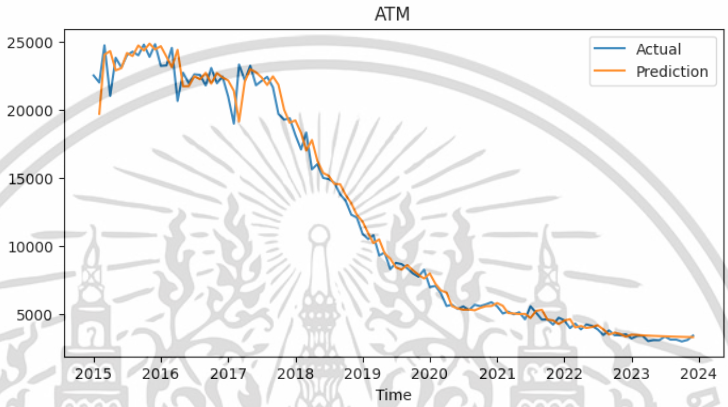
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระดับนัยสำคัญ คือ 0.05

จากตารางที่ 4.13 พบว่า p-value = 0.99 > α = 0.05 จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ในทำนองเดียวกับ lag ที่ 24, 36 และ48 แสดงว่าตัวแบบ ARIMA (2,1,2) เป็นตัวแบบที่เหมาะสม ดังรูปที่ 4.18 แสดงกราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยมีค่า MAE = 209.16, MAPE = 0.07 และ RMSE = 241.30

สมการบ็อกซ์และเจนกินส์ที่ได้ คือ

$$\hat{Y}_t = 0.302Y_{t-1} - 0.253Y_{t-2} - 0.555Y_{t-3} - 0.517e_{t-1} - 0.285e_{t-2} + e_t$$



รูปที่ 4.18 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

ตารางที่ 4.14 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2566			
มกราคม	3,444	กรกฎาคม	3,326
กุมภาพันธ์	3,427	สิงหาคม	3,312
มีนาคม	3,399	กันยายน	3,299
เมษายน	3,380	ตุลาคม	3,287
พฤษภาคม	3,359	พฤศจิกายน	3,275
มิถุนายน	3,343	ธันวาคม	3,265

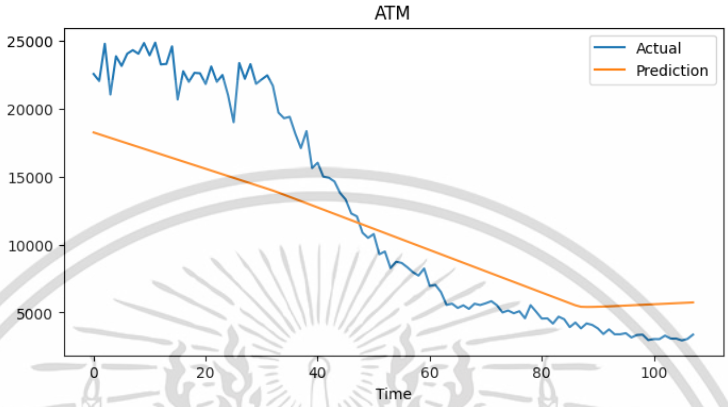
จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์จะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์ที่เพิ่มขึ้นและลดลงที่แตกต่างกันในแต่ละเดือน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

4.2.2.1 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ *t*

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Batch_size = 32, Epochs = 1,000 และ Random_state = 3 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มทั้ง 108 ค่าดังรูปที่ 4.19



รูปที่ 4.19 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องทางเอทีเอ็มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ ***t***

จากรูปที่ 4.19 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 2,483.86, MAPE = 0.44 และ RMSE = 2,490.17 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.15 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ ***t*** ปี 2566

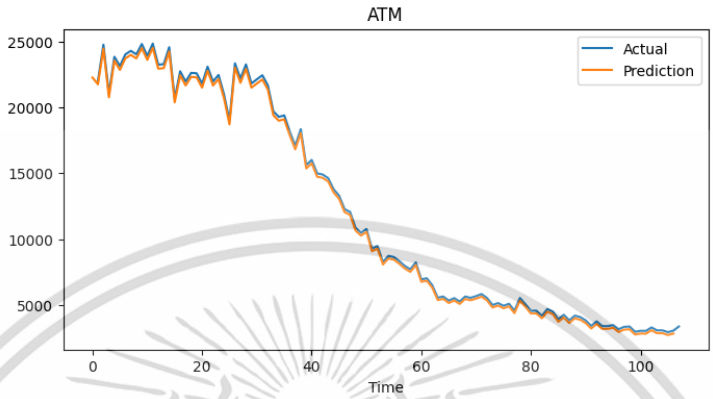
ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566			
มกราคม	5,530	กรกฎาคม	5,647
กุมภาพันธ์	5,549	สิงหาคม	5,666
มีนาคม	5,569	กันยายน	5,686
เมษายน	5,588	ตุลาคม	5,705
พฤษภาคม	5,608	พฤศจิกายน	5,724
มิถุนายน	5,627	ธันวาคม	5,744

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.2.2 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Batch_size = 32, Epochs = 1,000 และ Random_state = 2 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มทั้ง 107 ค่าดังรูปที่ 4.20



รูปที่ 4.20 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากรูปที่ 4.20 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 253.61, MAPE = 0.09 และ RMSE = 295.18 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.16 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566			
มกราคม	3,279	กรกฎาคม	2,835
กุมภาพันธ์	2,965	สิงหาคม	3,090
มีนาคม	3,143	กันยายน	2,870
เมษายน	3,165	ตุลาคม	2,869
พฤษภาคม	2,770	พฤศจิกายน	2,734
มิถุนายน	2,840	ธันวาคม	2,840

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์ที่เพิ่มขึ้นและลดลงที่แตกต่างกันในแต่ละเดือน

จากการวิเคราะห์ทั้ง 2 กรณีจะได้ค่า MAE, MAPE และ RMSE ทั้ง 2 กรณี ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสาร[illegible]ชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.17 ค่า MAE, MAPE และ RMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566

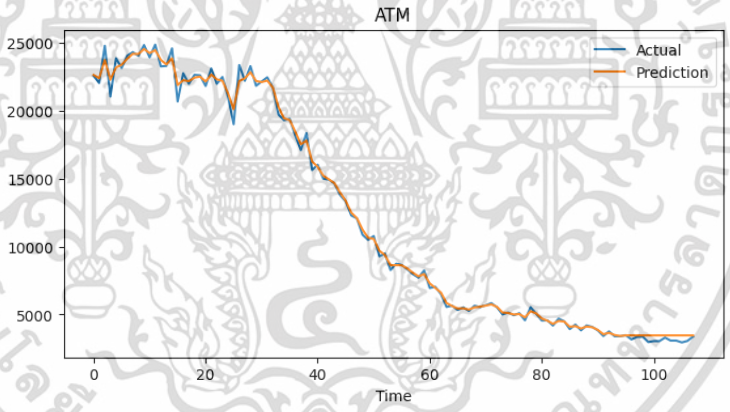
กรณีที่	ตัวแปรต้น	MAE	MAPE	RMSE
1	t	2,483.86	0.44	2,490.17
2	t , Y_{t-1}	253.61	0.09	295.18

จากตารางที่ 4.17 พบว่ากรณีที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม คือ กรณีที่ 2 เนื่องจากมีค่า MAE = 253.61, MAPE = 0.09 และ RMSE = 295.18 ซึ่งเป็นค่าต่ำที่สุด ดังนั้น จึงเลือกกรณีที่ 2 เป็นกรณีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม

4.2.3 วิธีป่าสุ่ม

4.2.3.1 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ t

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีป่าสุ่ม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Max_features = 1, N_estimators = 250 และ Random_state = 3 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มทั้ง 108 ค่าดังรูปที่ 4.21



รูปที่ 4.21 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t

จากรูปที่ 4.21 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มจากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 316.55, MAPE = 0.09 และ RMSE = 351.07 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่า ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

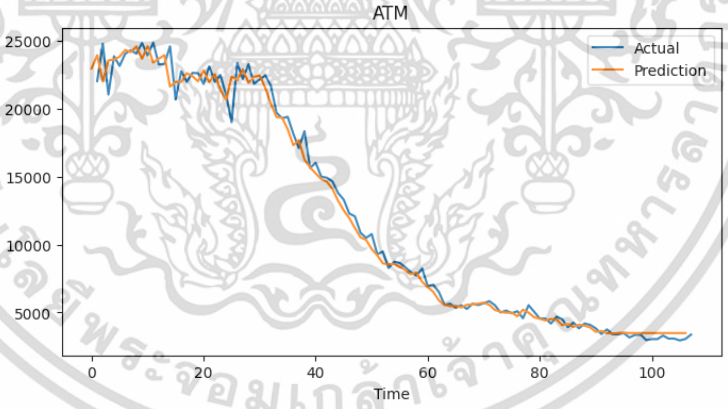
ตารางที่ 4.18 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ด้วยวิธีป่าสุ่มปี 2566			
มกราคม	3,470	กรกฎาคม	3,470
กุมภาพันธ์	3,470	สิงหาคม	3,470
มีนาคม	3,470	กันยายน	3,470
เมษายน	3,470	ตุลาคม	3,470
พฤษภาคม	3,470	พฤศจิกายน	3,470
มิถุนายน	3,470	ธันวาคม	3,470

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีป่าสุ่มจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์คงที่ไม่เปลี่ยนแปลง

4.2.3.2 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีป่าสุ่ม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Max_features = 2, N_estimators = 100 และ Random_state = 2 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มทั้ง 107 ค่าดังรูปที่ 4.22



รูปที่ 4.22 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากรูปที่ 4.22 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 342.88, MAPE = 0.09 และ RMSE = 374.96 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่า ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.19 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ด้วยวิธีป่าสุ่มปี 2566			
มกราคม	3,523	กรกฎาคม	3,494
กุมภาพันธ์	3,494	สิงหาคม	3,494
มีนาคม	3,494	กันยายน	3,494
เมษายน	3,494	ตุลาคม	3,494
พฤษภาคม	3,494	พฤศจิกายน	3,494
มิถุนายน	3,494	ธันวาคม	3,494

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีป่าสุ่มจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์คงที่

จากการวิเคราะห์ทั้ง 2 กรณีจะได้ค่า MAE, MAPE และ RMSE ทั้ง 2 กรณี ดังนี้

ตารางที่ 4.20 ค่า MAE, MAPE และ RMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มด้วยวิธีป่าสุ่มปี 2566

กรณีที่	ตัวแปรต้น	MAE	MAPE	RMSE
1	t	316.55	0.09	351.07
2	t , Y_{t-1}	342.88	0.09	374.97

จากตารางที่ 4.20 พบว่ากรณีที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม คือ กรณีที่ 1 เนื่องจากมีค่า MAE = 316.55 , MAPE = 0.09 และ RMSE = 351.07 ซึ่งเป็นค่าต่ำที่สุด ดังนั้น จึงเลือกกรณีที่ 1 เป็นกรณีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม

ตารางที่ 4.21 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่มปี 2566

เดือน	จำนวนปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ)	จำนวนปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ที่ได้จากการพยากรณ์		
		วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	วิธีป่าสุ่ม
มกราคม	3,170	3,444	3,279	3,470
กุมภาพันธ์	3,352	3,427	2,965	3,470
มีนาคม	3,376	3,399	3,143	3,470
เมษายน	2,977	3,380	3,165	3,470
พฤษภาคม	3,050	3,359	2,770	3,470
มิถุนายน	3,047	3,343	2,840	3,470
กรกฎาคม	3,307	3,326	2,835	3,470

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.21 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่มปี 2566 (ต่อ)

เดือน	จำนวนปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ)	จำนวนปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ที่ได้จากการพยากรณ์		
		วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	วิธีป่าสุ่ม
สิงหาคม	3,086	3,312	3,090	3,470
กันยายน	3,086	3,299	2,870	3,470
ตุลาคม	2,951	3,287	2,869	3,470
พฤศจิกายน	3,060	3,275	2,734	3,470
ธันวาคม	3,381	3,265	2,840	3,470

จากตารางปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม จะเห็นว่าวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ให้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุดในบางเดือน เช่น เดือนมีนาคม และทำนองเดียวกันกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ที่ให้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุดในบางเดือน เช่น เดือนสิงหาคม และวิธีป่าสุ่ม ที่ให้ค่าพยากรณ์ออกมาค่อนข้างคงที่

ตารางที่ 4.22 การเปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และ RMSE ที่ดีที่สุดของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม

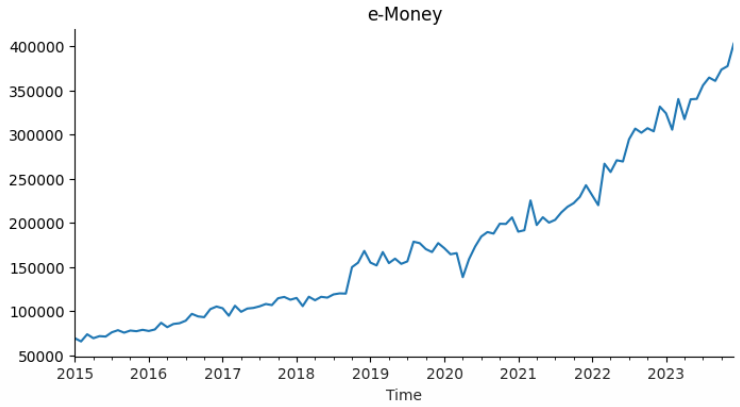
วิธีพยากรณ์	MAE	MAPE	RMSE
วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	209.16	0.07	241.30
วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	253.61	0.09	295.18
วิธีป่าสุ่ม	342.88	0.09	374.96

จากตารางเปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และ RMSE ของแต่ละวิธีจะพบว่า วิธีดีที่สุด คือ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ เนื่องจากให้ค่า MAE, MAPE และ RMSE น้อยที่สุดจากทั้ง 3 วิธี

4.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์

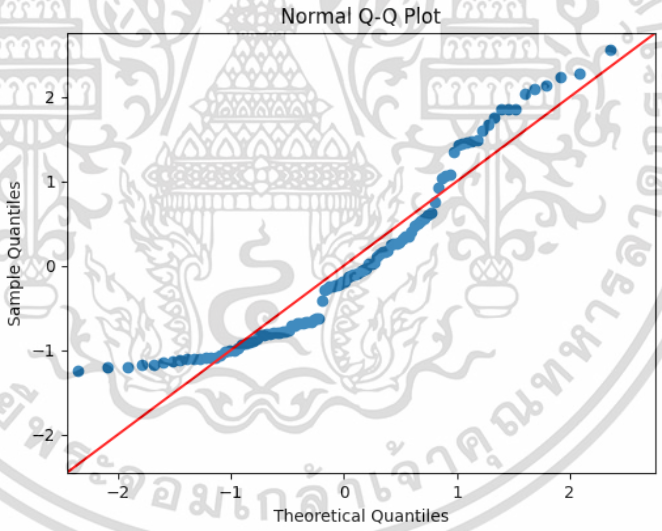
โดยจะทำการวิเคราะห์ทั้ง 3 วิธี คือ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม ก่อนนำข้อมูลไปวิเคราะห์เราต้องพิจารณาข้อมูลว่ามีการแจกแจงปรกติหรือไม่ โดยเบื้องต้นเราจะนำข้อมูลไปพล็อตกราฟเพื่อดูลักษณะของข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.23 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์

จากรูปที่ 4.23 จะพบว่า อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์มีแนวโน้มที่ชัดเจน และเมื่อพิจารณาทุกๆ 12 ช่วงเวลาพบว่าอิทธิพลของฤดูกาลมีลักษณะไม่ชัดเจน จึงต้องนำไปทดสอบแนวโน้มและฤดูกาล โดยที่จะพิจารณาเลือกจากผลการทดสอบการแจกแจงปรกติ ดังนี้



รูปที่ 4.24 การทดสอบการแจกแจงปรกติโดยใช้ Q-Q plot

สมมติฐานการทดสอบ คือ

H_0 : อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์มีการแจกแจงปรกติ

H_1 : อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ไม่มีการแจกแจงปรกติ

ค่าสถิติทดสอบ A = 2.96 และ p-value = 0.00

จะได้ p-value = 0.00 < 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

นั่นคือ อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ไม่มีการแจกแจงปรกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่ใช่สำหรับการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เนื่องจาก ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ไม่มีการแจกแจงปรกติ ใช้การทดสอบแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ คือ การทดสอบของ Kruskal และ Wallis ในการทดสอบฤดูกาล

การทดสอบของ Kruskal and Wallis

การทดสอบฤดูกาลโดย Kruskal และ Wallis

$H_0 : S_1 = S_2 = \cdots = S_{12} = 0$

$H_1 : S_i \neq 0$ สำหรับบางฤดูกาล เมื่อ $i = 1,2,3,..,12$

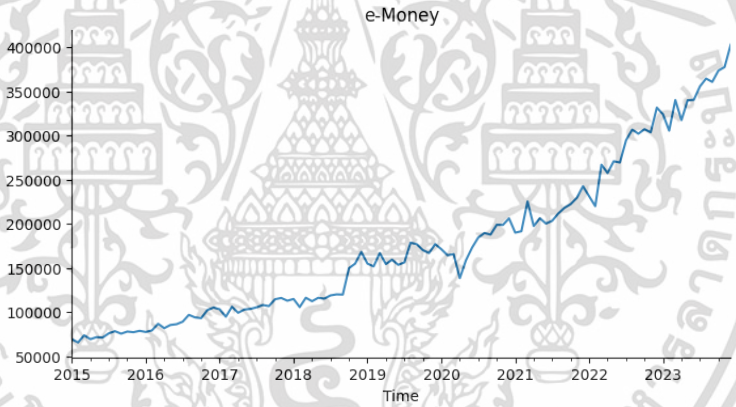
จะได้ $H = \frac{12}{96(96+1)}(5603.167) - 3(96+1) = -311.96$

เนื่องจาก ค่าวิกฤต คือ $\chi^2_{0.05,11} = 19.68$

ดังนั้น $-311.959 < \chi^2_{0.05,11} = 19.68$ จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 นั่นคือ อนุกรมปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

สรุปว่า ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล

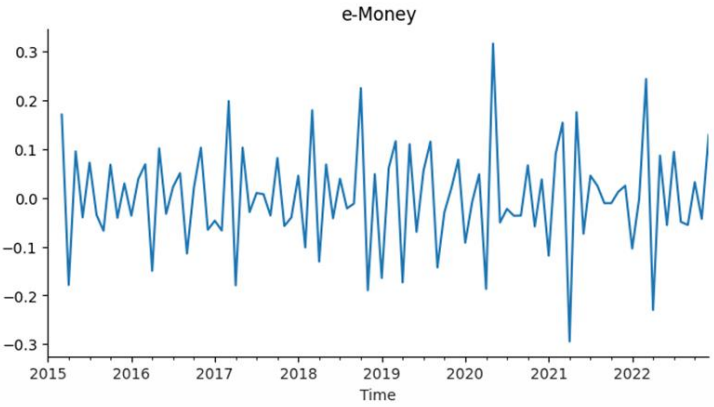
4.3.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)



รูปที่ 4.25 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์

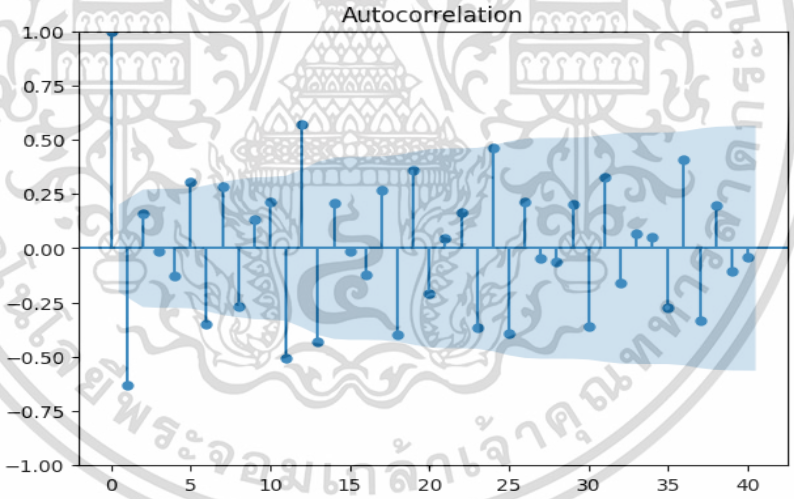
จากรูปที่ 4.25 พบว่าอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ยังไม่เป็นสเตชันนารี เนื่องจากพบว่าอนุกรมเวลามีแนวโน้มและไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องอย่างชัดเจน ดังนั้น จึงต้องนำไปหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง ดังรูปที่ 4.26

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



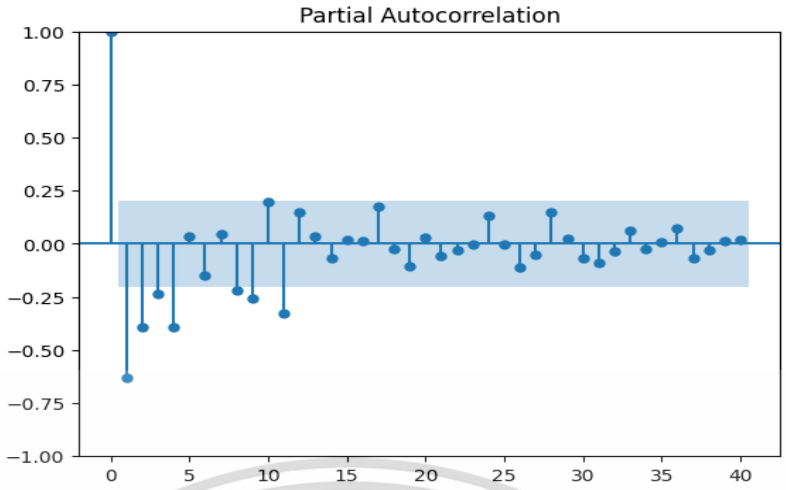
รูปที่ 4.26 อนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์

จากรูปที่ 4.26 พบว่าอนุกรมเวลาพบว่าอนุกรมเวลาชุดใหม่ที่ได้จากการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง ของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทอนิกส์ มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ ดังนั้นอนุกรมเวลาชุดใหม่เป็นอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีแล้ว จึงนำอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีไปพล็อตค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง และ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน เพื่อหาตัวแบบ ดังรูปที่ 4.27 และรูปที่ 4.28



รูปที่ 4.27 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ที่ได้จากการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.28 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วนของอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ที่ได้จากการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้ง

จากรูปที่ 4.27 จะเห็นได้ว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว และรูปที่ 4.28 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็วเช่นกัน และมีการหาผลต่างลอการิทึม 1 ครั้งจึงได้ตัวแบบ ARIMA (1,1,2) ในส่วนของอิทธิพลฤดูกาลพบว่าไม่มีการหาผลต่างฤดูกาล ดังนั้นจะได้ตัวแบบเป็น ARIMA (1,1,2)

ตาราง 4.23 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ ARIMA (1,1,2)

Statistic	Coefficient	Standard Error Coefficient	t-value	p-value
ϕ_1	1.00	0.01	78.68	0.00
θ_1	-1.28	0.10	-12.54	0.00
θ_2	0.29	0.09	3.20	0.00

สมมติฐานการทดสอบ

$H_0 : \phi_1 = 0$
$H_1 : \phi_1 \neq 0$

จากตารางที่ 4.23 พบว่า p-value = 0.00 < α = 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_1 ในตัวแบบไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_1 ควรมีในตัวแบบ

$H_0 : \theta_1 = 0$
$H_1 : \theta_1 \neq 0$

จากตารางที่ 4.23 พบว่า p-value = 0.00 < α = 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_1 ในตัวแบบไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ θ_1 ควรมีในตัวแบบ

$H_0 : \theta_2 = 0$
$H_1 : \theta_2 \neq 0$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตาราง 4.23 พบว่า p-value = 0.00 < α = 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_2 ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือ พารามิเตอร์ θ_2 ควรมีในตัวแบบ ดังนั้น ตัวแบบ ARIMA (1,1,2) เป็นตัวแบบที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.24 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ

Modified Box-Pierce (Box-Ljung) Chi-square Statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-square	17.92	33.44	46.97	62.90
DF	9	21	33	45
p-value	0.12	0.10	0.10	0.07

สมมติฐานการทดสอบ

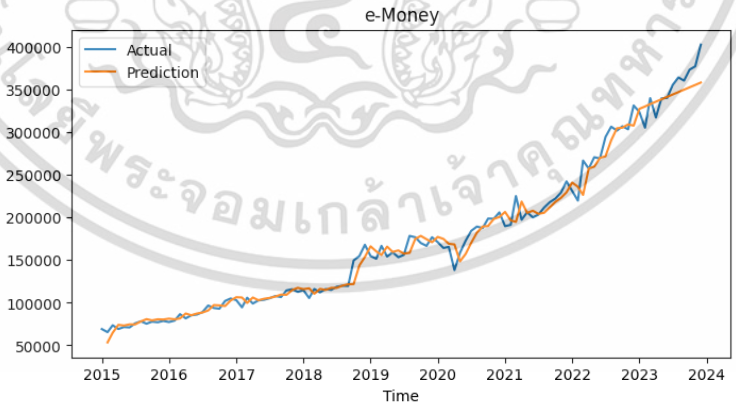
$H_0 : \rho_1(e_t) = \rho_2(e_t) = \cdots = \rho_{12}(e_t) = 0$

$H_1 : \rho_k(e_t)$ อย่างน้อย 1 ค่าไม่เท่ากับ 0 สำหรับ k = 1,2,3,..,12

ระดับนัยสำคัญ 0.05

จากตารางที่ 4.24 พบว่า p-value = 0.12 > α = 0.05 จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ในทำนองเดียวกับ lag ที่ 24, 36 และ48 แสดงว่าตัวแบบ ARIMA (2,1,2) เป็นตัวแบบที่เหมาะสม ดังรูปที่ 4.21 แสดงกราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยมีค่า MAE = 15,215.01, MAPE = 0.04 และ RMSE = 19,267.28

สมการบ็อกซ์และเจนกินส์ที่ได้ คือ $\hat{Y}_t = 1.100Y_{t-1} - 0.100Y_{t-2} + 1.293e_{t-1} - 0.299e_{t-2} + e_t$



รูปที่ 4.29 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.25 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ปี 2566

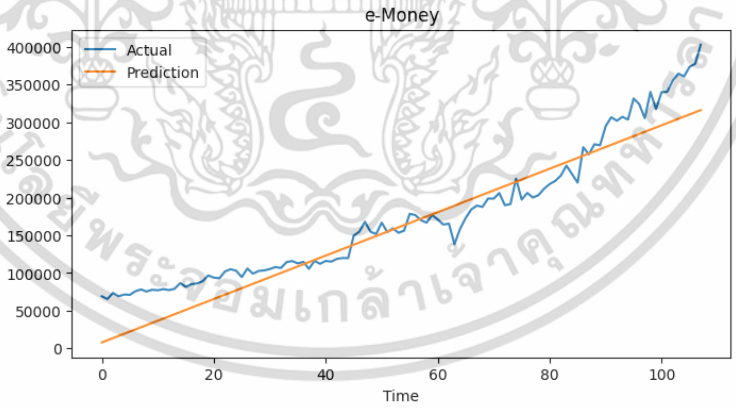
ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2566			
มกราคม	327,558	กรกฎาคม	344,418
กุมภาพันธ์	330,370	สิงหาคม	347,224
มีนาคม	333,182	กันยายน	350,030
เมษายน	335,992	ตุลาคม	352,834
พฤษภาคม	338,802	พฤศจิกายน	355,637
มิถุนายน	341,610	ธันวาคม	358,440

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์จะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม ให้ค่าพยากรณ์ที่เพิ่มขึ้นและลดลงที่แตกต่างกันในแต่ละเดือน

4.3.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

4.3.2.1 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ *t*

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Batch_size = 32, Epochs = 1,000 และ Random_state = 3 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ทั้ง 108 ค่าดังรูปที่ 4.30



รูปที่ 4.30 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อตัวแปรต้นคือ ***t***

จากรูปที่ 4.30 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 49,894.29, MAPE = 0.17 และ RMSE = 52,933.40 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่าดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

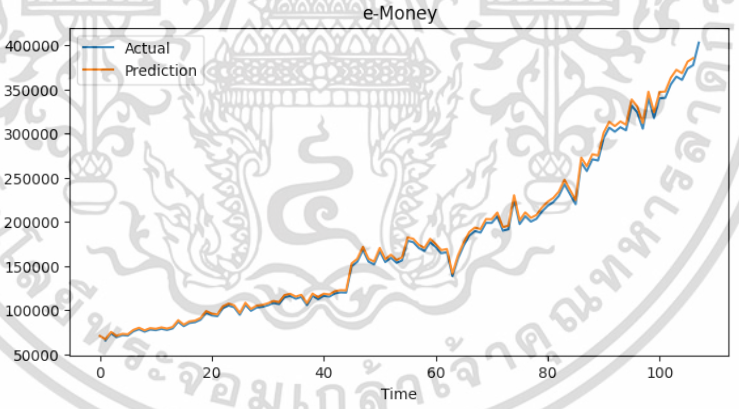
ตารางที่ 4.26 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566			
มกราคม	284,428	กรกฎาคม	301,708
กุมภาพันธ์	287,308	สิงหาคม	304,588
มีนาคม	290,188	กันยายน	307,467
เมษายน	293,068	ตุลาคม	310,347
พฤษภาคม	295,948	พฤศจิกายน	313,347
มิถุนายน	298,828	ธันวาคม	316,107

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์ที่เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง

4.3.2.2 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Batch_size = 32, Epochs = 1,000 และ Random_state = 2 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ทั้ง 107 ค่าดังรูปที่ 4.31



รูปที่ 4.31 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากรูปที่ 4.31 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 14,023.06, MAPE = 0.04 และ RMSE = 16,818.68 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่าดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.27 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566			
มกราคม	338,535	กรกฎาคม	347,514
กุมภาพันธ์	330,826	สิงหาคม	363,104
มีนาคม	311,887	กันยายน	372,175
เมษายน	347,331	ตุลาคม	368,289
พฤษภาคม	324,096	พฤศจิกายน	381,405
มิถุนายน	347,030	ธันวาคม	385,423

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม ให้ค่าพยากรณ์ที่เพิ่มขึ้นและลดลงที่แตกต่างกันในแต่ละเดือน

จากการวิเคราะห์ทั้ง 2 กรณีจะได้ค่า MAE, MAPE และ RMSE ทั้ง 2 กรณี ดังนี้

ตารางที่ 4.28 ค่า MAE, MAPE และ RMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2566

กรณีที่	ตัวแปรต้น	MAE	MAPE	RMSE
1	t	49,894.29	0.17	52,933.40
2	t , Y_{t-1}	14,023.06	0.04	16,818.68

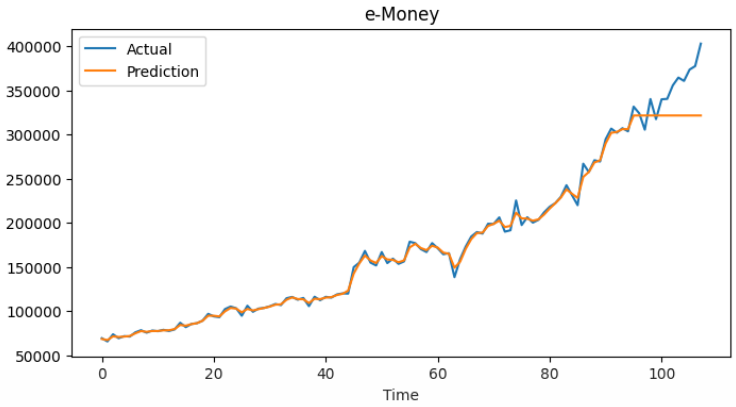
จากตารางที่ 4.28 พบว่ากรณีที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ คือ กรณีที่ 2 เนื่องจากมีค่า MAE = 14,023.06, MAPE = 0.04 และ RMSE = 16,818.68 ซึ่งเป็นค่าต่ำที่สุด ดังนั้น จึงเลือกกรณีที่ 2 เป็นกรณีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์

4.3.3 วิธีป่าสุ่ม

4.3.3.1 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ t

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีป่าสุ่ม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Max_features = 1, N_estimators = 100 และ Random_state = 2 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ทั้ง 108 ค่าดังรูปที่ 4.32

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.32 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t

จากรูปที่ 4.32 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 32,005.47, MAPE = 0.09 และ RMSE = 39,077.72 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่าดังนี้

ตารางที่ 4.29 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t ปี 2566

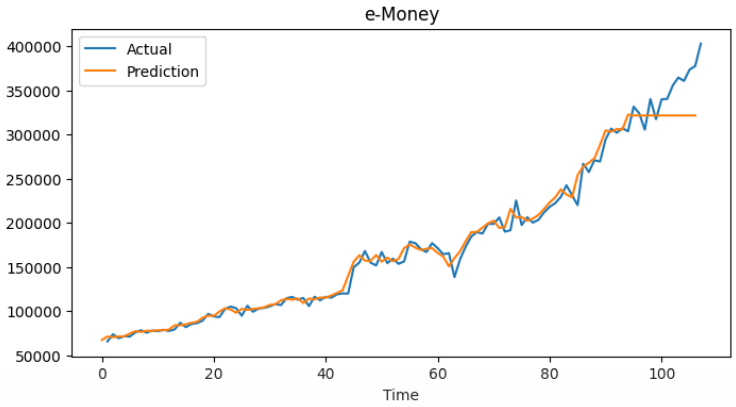
ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่มปี 2566			
มกราคม	321,527	กรกฎาคม	321,527
กุมภาพันธ์	321,527	สิงหาคม	321,527
มีนาคม	321,527	กันยายน	321,527
เมษายน	321,527	ตุลาคม	321,527
พฤษภาคม	321,527	พฤศจิกายน	321,527
มิถุนายน	321,527	ธันวาคม	321,527

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่มจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์คงที่

4.3.3.2 เมื่อกำหนด ตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีป่าสุ่ม โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ Max_features = 2, N_estimators = 100 และ Random_state = 3 จะได้กราฟแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ทั้ง 107 ค่าดังรูปที่ 4.33

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.33 กราฟอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1}

จากรูปที่ 4.33 พบว่าลักษณะของค่าพยากรณ์มีลักษณะใกล้เคียงกันกับลักษณะข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ จากนั้นทำการคำนวณหาค่า MAE, MAPE และ RMSE ซึ่งจะได้ MAE = 32,003.71, MAPE = 0.09 และ RMSE = 39,072.54 ได้ค่าพยากรณ์ทั้ง 12 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.30 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ปี 2566

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่มปี 2566			
มกราคม	321,537	กรกฎาคม	321,537
กุมภาพันธ์	321,537	สิงหาคม	321,537
มีนาคม	321,475	กันยายน	321,537
เมษายน	321,537	ตุลาคม	321,537
พฤษภาคม	321,537	พฤศจิกายน	321,537
มิถุนายน	321,537	ธันวาคม	321,537

จากตารางค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่มจะเห็นว่า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม มีค่าพยากรณ์คงที่

จากการวิเคราะห์ทั้ง 2 กรณีจะได้ค่า MAE, MAPE และ RMSE ทั้ง 2 กรณี ดังนี้

ตารางที่ 4.31 ค่า MAE, MAPE และ RMSE ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีป่าสุ่มปี 2566

กรณีที่	ตัวแปรต้น	MAE	MAPE	RMSE
1	t	32,005.47	0.09	39,077.72
2	t , Y_{t-1}	32,003.71	0.09	39,072.54

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.31 พบว่ากรณีที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ คือ กรณีที่ 2 เนื่องจากมีค่า MAE =32,003.71, MAPE = 0.09 และ RMSE = 39,072.54 ซึ่งเป็นค่าต่ำที่สุด ดังนั้น จึงเลือกกรณีที่ 2 เป็นกรณีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์

ตารางที่ 4.32 ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่มปี 2566

เดือน	จำนวนปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ)	จำนวนปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ที่ได้จากการพยากรณ์		
		วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	วิธีป่าสุ่ม
มกราคม	323,995	327,558	338,535	321,537
กุมภาพันธ์	305,437	330,370	330,826	321,537
มีนาคม	340,164	333,182	311,887	321,475
เมษายน	317,396	335,992	347,331	321,537
พฤษภาคม	339,866	338,802	324,096	321,537
มิถุนายน	340,338	341,610	347,030	321,537
กรกฎาคม	355,612	344,418	347,514	321,537
สิงหาคม	364,499	347,224	363,104	321,537
กันยายน	360,690	350,030	372,175	321,537
ตุลาคม	373,539	352,834	368,289	321,537
พฤศจิกายน	377,475	355,637	381,405	321,537
ธันวาคม	402,939	358,440	385,423	321,537

จากตารางปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์และค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ จะเห็นว่าวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ให้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุดในบางเดือน เช่นเดียวกันกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ที่ให้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุดในช่วงปลายปีตั้งแต่เดือนตุลาคม ถึงเดือนธันวาคม และวิธีป่าสุ่ม ที่ให้ค่าพยากรณ์ออกมาค่อนข้างคงที่

ตารางที่ 4.33 การเปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และ RMSE ที่ดีที่สุด ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์

วิธีพยากรณ์	MAE	MAPE	RMSE
วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	15,215.01	0.04	19,267.28
วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	14,023.06	0.04	16,818.68
วิธีป่าสุ่ม	32,003.71	0.09	39,072.54

จากตารางเปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และ RMSE ของแต่ละวิธีจะพบว่า วิธีดีที่สุด คือ โครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากให้ค่า MAE, MAPE และ RMSE น้อยที่สุดจากทั้ง 3 วิธี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.34 เปรียบเทียบค่า MAE, MAPE และ RMSE จากข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม

วิธีพยากรณ์	การชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค			การชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม			การชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์		
	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE
บ็อกซ์และเจนกินส์	373.22	7.5%	514.27	209.16	6.8%	241.30	15,215.01	4.2%	19,267.28
โครงข่ายประสาทเทียม	439.73	8.1%	586.83	253.61	8.8%	295.18	14,023.16	4.1%	16,818.68
ป่าสุ่ม	382.46	6.5%	601.28	342.88	9.8%	374.96	32,003.71	9.9%	39,072.54

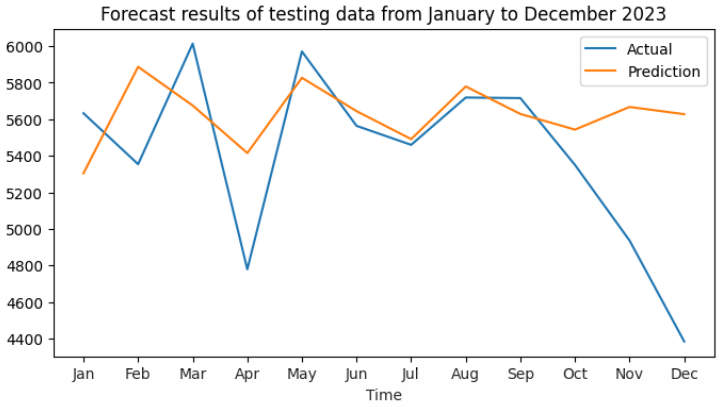
จากตารางที่ 4.34 จะพบว่าปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ดีที่สุดเนื่องจากจำนวนเกณฑ์ในการตรวจสอบความแม่นยำที่ให้ค่าน้อยสุดมี 2 ค่าคือ MAE และ RMSE ซึ่งมากกว่าวิธีป่าสุ่มที่มีจำนวนเกณฑ์ที่ให้ค่าน้อยสุดมี 1 ค่าคือ MAPE ในขณะเดียวกันปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม พบว่าวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ให้ค่า MAE, MAPE และ RMSE น้อยที่สุดแต่เมื่อพิจารณาจากกราฟพบว่า ค่าพยากรณ์จากโครงข่ายประสาทเทียมมีการเคลื่อนไหวที่ใกล้เคียงกับข้อมูลจริงมากกว่า จึงสรุปได้ว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมเหมาะสมมากกว่า สำหรับข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมดีที่สุด เนื่องจากให้ค่า MAE, MAPE และ RMSE น้อยที่สุดจากทั้ง 3 วิธี

4.4 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม

4.4.1 ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค

การพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ที่มีตัวแบบที่เหมาะสมคือ ARIMA (2,1,2) เป็นวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ซึ่งได้ค่า MAE = 373.22, MAPE = 7.5% และ RMSE = 514.27 ทำการพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 12 เดือน จากนั้นนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่าจริง 12 ค่าที่เก็บไว้ (ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2566) ดังรูปที่ 4.34

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.34 กราฟปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค พร้อมทั้งค่าพยากรณ์ ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

จากผลลัพธ์นำตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมของวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ มาทำการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ในปี 2567 ดังตารางที่ 4.35

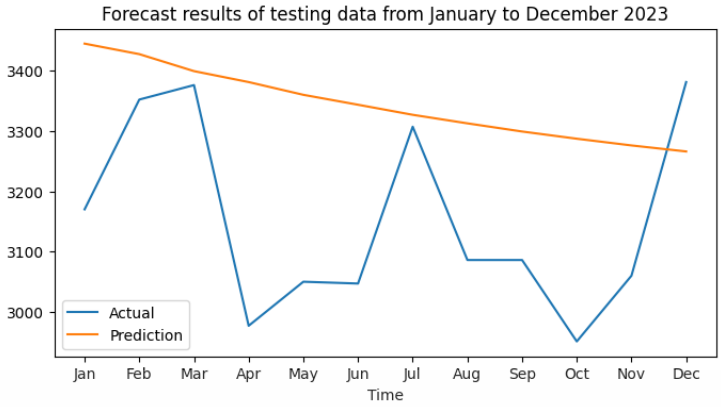
ตารางที่ 4.35 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ปี 2567 โดยวิธีที่ดีที่สุด คือ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค ปี 2567 โดยวิธีที่ดีที่สุด คือ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์			
มกราคม	5,578	กรกฎาคม	5,617
กุมภาพันธ์	5,714	สิงหาคม	5,678
มีนาคม	5,621	กันยายน	5,625
เมษายน	5,601	ตุลาคม	5,626
พฤษภาคม	5,693	พฤศจิกายน	5,667
มิถุนายน	5,622	ธันวาคม	5,627

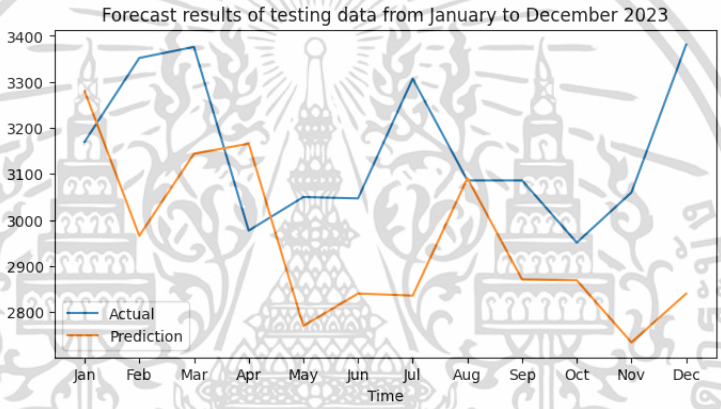
4.4.2 ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม

การพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ที่มีตัวแบบที่เหมาะสมคือ ARIMA (2,1,2) ซึ่งได้ค่า MAE = 209.16, MAPE = 6.8% และ RMSE = 241.30 และในวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่มีตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ซึ่งมีค่าพารามิเตอร์ดังนี้ Batch_size = 32, Epochs = 1,000 และ Random_state = 2 ซึ่งให้ค่า MAE = 253.61, MAPE = 8.8% และ RMSE = 295.18 ที่สูงกว่าวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์แต่สามารถทำนายการเคลื่อนไหวของข้อมูลได้ดีกว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม และทำการพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 12 เดือน จากนั้นนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่าจริง 12 ค่าที่เก็บไว้ (ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2566) ดังรูปที่ 4.35 และ 4.36

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.35 กราฟปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม พร้อมทั้งค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์



รูปที่ 4.36 กราฟปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม พร้อมทั้งค่าพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

จากผลลัพธ์นำตัวแบบพยากรณ์เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม มาทำการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ในปี 2567 ดังตารางที่ 4.36

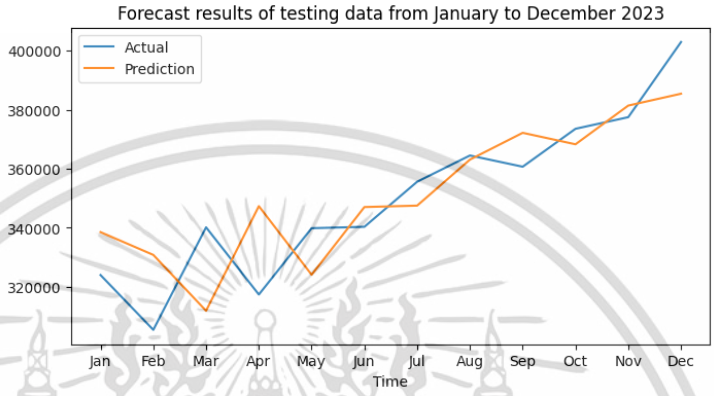
ตารางที่ 4.36 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ปี 2567 โดยวิธีที่ดีที่สุด คือ โครงข่ายประสาทเทียม

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ปี 2567 โดยวิธีที่ดีที่สุด คือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม			
มกราคม	3,256	กรกฎาคม	3,216
กุมภาพันธ์	3,248	สิงหาคม	3,211
มีนาคม	3,240	กันยายน	3,207
เมษายน	3,233	ตุลาคม	3,203
พฤษภาคม	3,227	พฤศจิกายน	3,199
มิถุนายน	3,221	ธันวาคม	3,196

เอกสารนี้มีไว้สงวนไว้สำหรับใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4.3 ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์

การพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่มีตัวแปรต้น คือ t และ Y_{t-1} ซึ่งมีค่าพารามิเตอร์ดังนี้ Batch_size = 32, Epochs = 1,000 และ Random_state = 2 เป็นวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ และได้ค่า MAE = 14,023.06, MAPE = 4.1% และ RMSE = 16,818.68 และทำการพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 12 เดือน จากนั้นนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่าจริง 12 ค่าที่เก็บไว้ (ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2566)



รูปที่ 4.37 กราฟปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ พร้อมทั้งค่าพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

จากผลลัพธ์นำตัวแบบพยากรณ์เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม มาทำการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ในปี 2567 ดังตารางที่ 4.37

ตารางที่ 4.37 ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ปี 2567 โดยวิธีที่ดีที่สุด คือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ปี 2567 โดยวิธีที่ดีสุด คือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม			
มกราคม	393,536	กรกฎาคม	445,878
กุมภาพันธ์	401,817	สิงหาคม	455,246
มีนาคม	410,271	กันยายน	464,810
เมษายน	418,900	ตุลาคม	474,571
พฤษภาคม	427,708	พฤศจิกายน	484,536
มิถุนายน	436,699	ธันวาคม	494,707

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

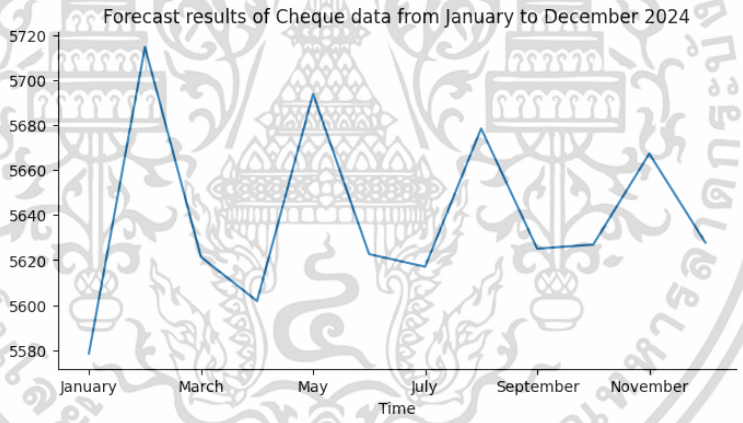
บทที่ 5
สรุปผลการวิจัยและอภิปรายผล

จากการเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์การพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี เพื่อเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ โดยใช้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ของความเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) ต่ำที่สุดเป็นเกณฑ์ในการเลือกวิธีที่เหมาะสม ได้ผลสรุปดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

5.1.1 ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค

จากการวิเคราะห์พบว่า วิธีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็ค คือ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยค่าพยากรณ์ใน ปี 2567 พบว่าปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค มีลักษณการเคลื่อนไหวซ้ำๆกัน บางเดือนมีปริมาณสูงกว่าเดือนอื่นๆ และบางเดือนมีปริมาณต่ำกว่าเดือนอื่นๆ

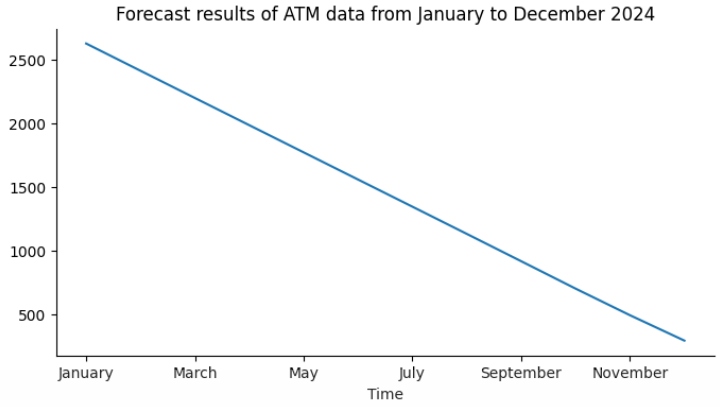


รูปที่ 5.1 กราฟแสดงปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567

5.1.2 ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านเครื่องเอทีเอ็ม

จากการวิเคราะห์พบว่า วิธีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านเครื่องเอทีเอ็ม คือ โครงข่ายประสาทเทียม โดยค่าพยากรณ์ ในปี 2567 พบว่าปริมาณการชำระเงินผ่านเครื่องเอทีเอ็ม มีปริมาณการใช้งานที่ลดลงอย่างรวดเร็ว

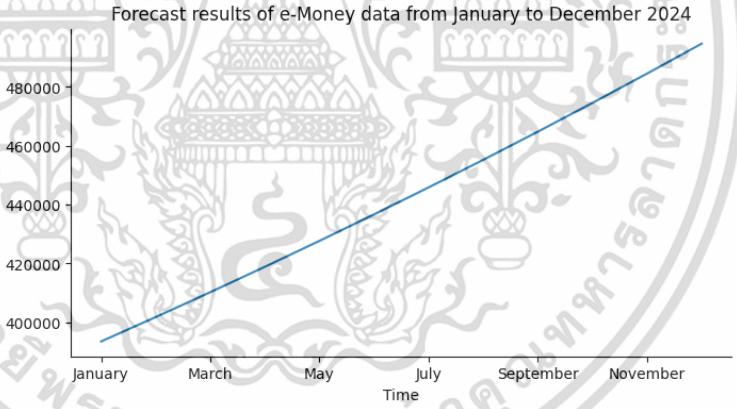
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.2 กราฟแสดงปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567

5.1.3 ปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์

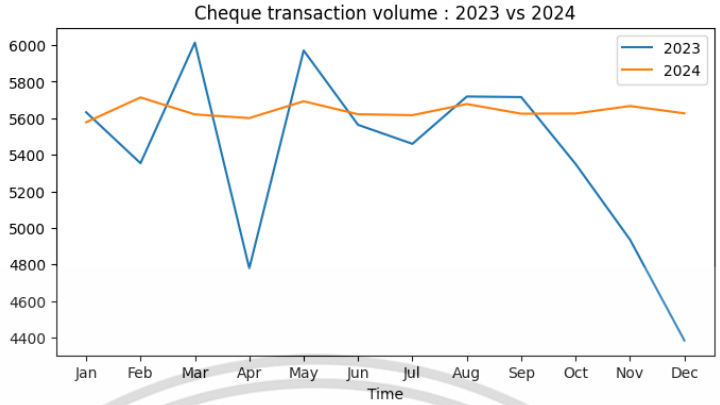
จากการวิเคราะห์พบว่า วิธีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ คือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยค่าพยากรณ์ ในปี 2567 พบว่าปริมาณการชำระเงินผ่านเงินอิเล็กทรอนิกส์ มีค่าเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง



รูปที่ 5.3 กราฟแสดงปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567

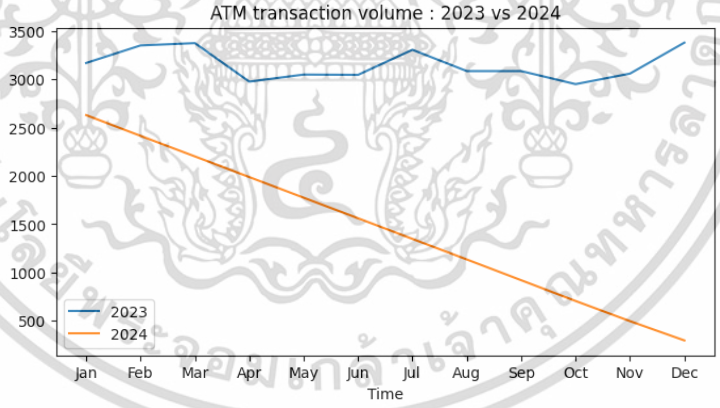
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2 อภิปรายผล



รูปที่ 5.4 กราฟแสดงการเปรียบเทียบปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค ระหว่าง พ.ศ. 2566 - พ.ศ. 2567

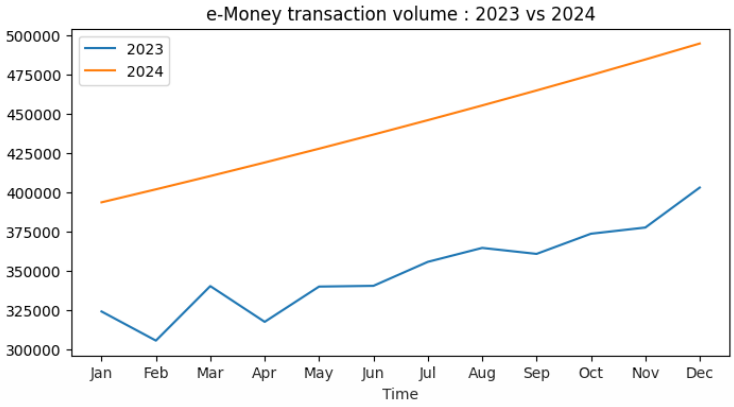
จากการเปรียบเทียบการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีป่าสุ่ม พบว่าผลการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเช็คในปี 2567 มีลักษณะเคลื่อนไหวซ้ำ ๆ กัน บางเดือนสูงบางเดือนต่ำ เมื่อเทียบกับปี 2566 พบว่า 9 เดือนแรกมีลักษณะคล้ายกัน ค่าบางเดือนสูงบางเดือนต่ำ และ 3 เดือนท้ายพบว่ามีการใช้ลดลงไม่มาก เนื่องจากการใช้เช็คนั้นยังจำเป็นสำหรับธุรกิจหรือองค์กรบางแห่งที่จำเป็นต้องใช้จ่ายเงินจำนวนมาก ๆ



รูปที่ 5.5 กราฟแสดงการเปรียบเทียบปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ระหว่าง พ.ศ. 2566 - พ.ศ. 2567

จากข้อมูลปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็ม ในปี 2567 มีการใช้เครื่องเอทีเอ็มลดลงอย่างมากเมื่อเทียบกับข้อมูล ในปี 2566 ที่มีลักษณะการใช้งานคงที่ไม่เปลี่ยนแปลง เนื่องจากความนิยมในการใช้แอปพลิเคชันที่สะดวกต่อการใช้จ่ายส่งผลให้ปริมาณในการใช้งานเครื่องเอทีเอ็มลดลง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.6 กราฟแสดงการเปรียบเทียบปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ระหว่าง พ.ศ. 2566 - พ.ศ. 2567

จากข้อมูลการปริมาณการชำระเงิน (พันรายการ) ผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ในปี 2567 มีการใช้เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องเช่นเดียวกับข้อมูล ในปี 2566 จะเห็นได้ว่าจากกราฟค่าพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์มีข้อมูลพุ่งสูงขึ้นอย่างเห็นได้ชัด เนื่องจากการใช้เงินอิเล็กทรอนิกส์มีความสะดวกด้วยแอปพลิเคชันธนาคารต่าง ๆ

ซึ่งจากผลลัพธ์การพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเครื่องเอทีเอ็มและช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์ ในปี 2567 พบว่ามีแนวโน้มที่สวนทางกันโดยที่ช่องทางเครื่องเอทีเอ็มมีปริมาณการชำระเงินที่ลดลงอย่างต่อเนื่อง ในขณะที่ช่องทางเงินอิเล็กทรอนิกส์มีปริมาณการชำระเงิน ที่เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าองค์กรที่เกี่ยวข้องจะสามารถใช้เป็นข้อมูลเบื้องต้นในการจัดสรรทรัพยากรที่น้อยลงสำหรับช่องทางที่มีการใช้งานลดลงอย่างต่อเนื่อง และจัดสรรทรัพยากรที่มากขึ้นให้สามารถรองรับช่องทางที่มีการใช้งานเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง เช่น การพัฒนาแอปพลิเคชันสำหรับรองรับการทำธุรกรรมทางการเงินให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น เป็นต้น

5.3 ข้อเสนอแนะ

จากวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมในการวิจัยนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับอนุกรมเวลาที่มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่คล้ายคลึงกัน ซึ่งวิธีการพยากรณ์อาจเปลี่ยนแปลงได้ตามความเหมาะสมเมื่อมีการเปลี่ยนช่วงเวลาการพยากรณ์ ดังนั้นควรตรวจสอบความถูกต้องแม่นยำเป็นระยะ เพื่อปรับวิธีการพยากรณ์ให้เหมาะสม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง

กาญจน์ภิวรรณ์ จงศิริวิโรจ. 2564. **การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ราคาปิดหุ้นรายวันในอนาคตโดยใช้ตัวแบบอารีม่า, โครงข่ายประสาทเทียม และตัวแบบผสม**. วิทยานิพนธ์ สาขาวิชาสถิติ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. [online] เข้าถึงได้จาก https://digital.car.chula.ac.th/cgi/viewcontent.cgi?article=6591&context=chulaetd

จักรพงษ์ ลีลาธนาคีรี และธัญวรัตน์ สุวรรณะ. 2561. **ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการยอมรับการทำธุรกรรมทางการเงินบนสมาร์ทโฟนในเขตกรุงเทพฯและปริมณฑล**. วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย. 8(3). 100-111.

จิรวุฒิ เชิญเกียรติประดับ และทัศนีย์ อัครพินท์. 2564. **การประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง**. วารสารวิทยาการจัดการวไลยอลงกรณ์ปริทัศน์. 2(2). 36-54 [online]. เข้าถึงได้จาก https://so03.tci-thaijo.org/index.php/MSVAR/article/view/250127/170265

เฉลิมพล จตุพร. 2560. **การพยากรณ์ทางอนุกรมเวลา (Time Series Forecasting)** [online]. เข้าถึงได้จาก https://cj007blog.wordpress.com/wp-

ชนบดี จุฑามณี 2563. **การประเมินการจัดสรรโทเคนสำหรับการประมูลวิชาด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง**. วิทยานิพนธ์ สาขาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. [online] เข้าถึงได้จาก https://www.cp.eng.chula.ac.th/~prabhas//thesis/Chonbadee-thesis-complete.pdf

ชัชวาล มะปรางหวาน และวชิระ ชูอิฐ. 2562. **การเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์สำหรับปริมาณการขายผลผลิต ลำไย ทุเรียน และมังคุดในประเทศไทย**. ปัญหาพิเศษ สาขาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ชัยพฤกษ์ นิละนนท์. 2563. **การพยากรณ์ความต้องการเหล็กรีดร้อนภายในประเทศด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง**. วิทยานิพนธ์ สาขาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. [online] เข้าถึงได้จาก https://digital.car.chula.ac.th/cgi/viewcontent.cgi?article=4829&context=chulaetd

ทรงศิริ. 2549. **การพยากรณ์เชิงปริมาณ**. การวิเคราะห์การทดสอบการวิเคราะห์อนุกรมเวลาพยากรณ์ศาสตร์ สถิติพยากรณ์. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. กรุงเทพฯ ธนาคารแห่งประเทศไทย. 2565. Bi-monthly Payment Insight. ฉบับที่ 18 เดือนธันวาคม 2565. [online] เข้าถึงได้จาก https://www.bot.or.th/reports/payment-report/bi-monthly-report/Bi-monthly_report_Vol18-2022_December.pdf

รตพรรณ ดียิ่ง. 2565. **การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ระหว่างวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีป่าสุ่มและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม : กรณีศึกษาปริมาณสายโทรเข้าศูนย์บริการข้อมูลลูกค้าของบริษัทแห่งหนึ่ง**. การค้นคว้าอิสระ สาขาวิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

ศุภฤกษ์ ชูธงชัย. 2546. **ระบบเครือข่ายสมองเทียมสำหรับการพยากรณ์อากาศ**. วิทยาลัยนวัตกรรมอุดมศึกษา มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

สมศรี บัณฑิตวิไล. 2554. **เอกสารประกอบการเรียนวิชาอนุกรมเวลาและดัชนี**. สาขาวิชาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

อนุสรณ์ บุญสง่า. 2559. **การพยากรณ์ความต้องการแว่นตากรณีศึกษา : ร้านรักแว่น**. การค้นคว้าอิสระ สาขาวิชาการจัดการโลจิสติกส์และโซ่อุปทานมหาวิทยาลัยศรีปทุม

Athanasopoulos. 2014. **Forecast : principle and practice**

Azhari et al. 2019. **Parenting Stress Undermines Mother-Child Brain-to-Brain Synchrony : A Hyper scanning Study**. [online] เข้าถึงได้จาก https://www.nature.com/articles/s41598-019-47810-4

Brandimart. 2011. **Quantitative Methods : An Introduction for Business Management**. Wiley.

Breiman. 2001. **RANDOM FOREST**. [online] เข้าถึงได้จาก https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/randomforest2001.pdf

Brown. 1963. **25 years of time series forecasting**. [online] เข้าถึงได้จาก https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169207006000021

George Box. et.al. 1994. **Time Series Analysis : Forecasting & Control. Editing**. Prentice Hall.

Shim. 2000. **Strategic Business Forecasting : The Complete Guide to Forecasting Real World Company Performance, Revised Edition.** CRC Press.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก

ข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านช่องทางเช็ค เอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์ ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ.2558 ถึง 31 ตุลาคม พ.ศ. 2566

Date	Cheque	ATM	e-Money
2015-01-01	8,988	22,528	69,178
2015-02-01	9,295	22,006	65,522
2015-03-01	11,956	24,744	73,619
2015-04-01	10,377	21,015	69,186
2015-05-01	9,909	23,829	71,526
2015-06-01	10,811	23,116	71,056
2015-07-01	10,112	24,013	75,884
2015-08-01	9,760	24,277	78,260
2015-09-01	10,443	24,010	75,447
2015-10-01	9,221	24,799	77,863
2015-11-01	9,755	23,896	77,128
2015-12-01	9,827	24,828	78,683
2016-01-01	8,783	23,229	77,381
2016-02-01	10,783	23,265	79,110
2016-03-01	11,871	24,556	86,649
2016-04-01	9,398	20,650	81,716
2016-05-01	10,465	22,728	85,307
2016-06-01	10,101	21,948	86,180
2016-07-01	8,706	22,608	89,048
2016-08-01	10,479	22,575	96,798
2016-09-01	9,776	21,789	93,882
2016-10-01	9,168	23,077	93,019
2016-11-01	9,572	21,951	102,147
2016-12-01	9,652	22,451	105,061

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2017-01-01	9,205	20,971	103,115
2017-02-01	8,926	18,981	94,642
2017-03-01	10,733	23,333	105,945
2017-04-01	8,564	22,169	99,104
2017-05-01	10,795	23,248	102,775
2017-06-01	9,788	21,803	103,518
2017-07-01	9,166	22,121	105,309
2017-08-01	9,959	22,427	107,941
2017-09-01	9,238	21,658	106,706
2017-10-01	9,162	19,686	114,475
2017-11-01	9,261	19,274	115,929
2017-12-01	8,987	19,380	112,777
2018-01-01	9,487	18,144	114,800
2018-02-01	8,895	17,078	105,563
2018-03-01	9,711	18,329	116,186
2018-04-01	9,272	15,618	112,216
2018-05-01	9,736	16,006	116,068
2018-06-01	9,171	14,983	115,145
2018-07-01	9,477	14,902	118,802
2018-08-01	9,740	14,627	119,960
2018-09-01	8,923	13,783	119,724
2018-10-01	10,281	13,297	149,669
2018-11-01	8,766	12,275	154,796
2018-12-01	8,388	12,066	168,081
2019-01-01	9,203	10,865	154,843
2019-02-01	7,992	10,484	151,635
2019-03-01	8,426	10,768	166,794
2019-04-01	8,347	9,281	154,272
2019-05-01	8,579	9,486	159,302
2019-06-01	7,754	8,271	153,427

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น ทั้งนี้ ห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2019-07-01	8,794	8,731	156,228
2019-08-01	8,191	8,644	178,525
2019-09-01	8,810	8,326	176,873
2019-10-01	8,044	7,964	170,111
2019-11-01	7,469	7,713	166,816
2019-12-01	8,158	8,236	176,927
2020-01-01	8,051	6,953	171,171
2020-02-01	7,115	7,035	164,316
2020-03-01	8,060	6,506	165,551
2020-04-01	6,399	5,560	138,349
2020-05-01	5,876	5,651	158,656
2020-06-01	6,825	5,337	172,988
2020-07-01	6,576	5,529	184,389
2020-08-01	6,875	5,268	189,447
2020-09-01	7,180	5,649	187,711
2020-10-01	6,311	5,551	198,846
2020-11-01	6,638	5,681	198,638
2020-12-01	6,756	5,837	206,086
2021-01-01	6,161	5,533	189,905
2021-02-01	5,758	5,005	191,493
2021-03-01	7,433	5,151	225,282
2021-04-01	5,907	4,947	197,413
2021-05-01	5,955	5,100	206,230
2021-06-01	6,164	4,579	200,163
2021-07-01	5,010	5,539	203,312
2021-08-01	5,458	5,061	211,691
2021-09-01	5,666	4,558	218,044
2021-10-01	4,757	4,572	222,186
2021-11-01	5,532	4,189	229,254
2021-12-01	5,476	4,699	242,508

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น ทั้งนี้ไม่ให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2022-01-01	5,230	4,509	231,203
2022-02-01	4,852	3,928	219,900
2022-03-01	5,607	4,266	266,910
2022-04-01	5,209	3,838	257,449
2022-05-01	6,148	4,200	270,805
2022-06-01	5,965	4,092	269,406
2022-07-01	5,097	3,838	294,596
2022-08-01	6,578	3,423	306,669
2022-09-01	6,331	3,766	301,995
2022-10-01	5,403	3,405	307,124
2022-11-01	5,630	3,403	299,158
2022-12-01	5,731	3,486	331,549
2023-01-01	5,633	3,170	323,994
2023-02-01	5,354	3,352	305,436
2023-03-01	6,014	3,376	340,163
2023-04-01	4,779	2,977	317,395
2023-05-01	5,971	3,050	339,864
2023-06-01	5,564	3,047	340,337
2023-07-01	5,460	3,307	355,610
2023-08-01	5,719	3,086	364,497
2023-09-01	5,716	3,086	360,688
2023-10-01	5,350	2,951	373,536
2023-11-01	4,936	3,060	377,475
2023-12-01	4,384	3,381	402,939

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข

โค้ดการพยากรณ์ ปริมาณการชำระเงินผ่านเช็ค (ไม่สเตชันนารี)

1.วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)

```
#เรียกPackage
!pip install pmdarima
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import statsmodels.api as sm
import pmdarima as pm
from scipy.stats import anderson
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
from sklearn.metrics import mean_absolute_percentage_error
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller
from statsmodels.stats.diagnostic import acorr_ljungbox
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_predict
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_pacf

#เรียกข้อมูล
df = pd.read_excel("Payment.xlsx", index_col='Time' , sheet_name='Sheet1')
df_train = df[0:96]
df1.plot(kind='line', figsize=(8, 4), title='Cheque')
plt.gca().spines[['top', 'right']].set_visible(False)

#หาการแจกแจงปรกติ
df1 = df['Cheque']
andTest = anderson(df1)
print(f'Anderson-Darling statistic: {andTest.statistic:.4f}')]
AD, _, _ = anderson(df1)
ADAdj = AD * (1 + (.75 / df1.shape[0]) + 2.25 / (df1.shape[0]**2))
if ADAdj >= 0.6:
  pValue = np.exp(1.2937 - 5.709 * ADAdj + 0.0186 * np.power(ADAdj, 2))
elif ADAdj >= 0.34:
  pValue = np.exp(0.9177 - 4.279 * ADAdj - 1.38 * np.power(ADAdj, 2))
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
elif ADAdj > 0.2:
  pValue = 1 - np.exp(-8.318 + 42.796 * ADAdj - 59.938 * np.power(ADAdj, 2))
else:
  pValue = 1 - np.exp(-13.436 + 101.14 * ADAdj - 223.73 * np.power(ADAdj, 2))
print(f'Anderson-Darling p-value: {pValue:.4f}')
qqplot1 = sm.qqplot(df1, line='45',fit=True)
plt.title('Normal Q-Q Plot')
print(qqplot1)

#พล็อตACF/PACF
df1_train = df_train['Cheque']
plot_acf(df1_train, lags=40)
plot_pacf(df1_train, lags=40)
plt.show()

#การหาผลต่าง 1 ครั้ง
df1 = pd.Series(df1_train)
df1_diff = df1.diff()
print(df1_diff)
df1.diff().plot(kind='line', figsize=(8, 4), title='Cheque')
plt.gca().spines[['top', 'right']].set_visible(False)
plot_acf(df1.diff().dropna(), lags=40)
plot_pacf(df1.diff().dropna(), lags=40)
plt.show()

#การตรวจสอบการเป็นStationary
result = adfuller(df1_train)
print('ADF Statistic: %f' % result[0])
print('p-value: %f' % result[1])
print('Critical Test Statistics Values:')
for key, value in result[4].items():
    print('\t%s: %.3f' % (key, value))

#ModelARIMA
auto_arima = pm.auto_arima(df1_train,  trace=True, seasonal=False)
auto_arima.summary()
arima_model = ARIMA(df1_train, order=(2,1,2))
Cheque_model1 = arima_model.fit()
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
print(Cheque_model1.summary())

#ljung-box test
acorr_ljungbox(Cheque_model1.resid, lags = [12,24,36,48], return_df=True)

#เรียกข้อมูลพยากรณ์ทั้งหมด
forecast = Cheque_model1.predict(start='2015-02-01',end='2023-12-01')
forecast1 = Cheque_model1.predict(start='2023-01-01',end='2023-12-01')
forecast1

#พล็อตกราฟการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
df1 = df['Cheque']
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('Cheque')
plt.plot(df, label="Actual")
plt.xlabel("Time")
plt.plot(forecast, label="Forecast")
plt.legend(loc='upper right')
plt.show()

#พล็อตกราฟการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
df1 = df['Cheque']
df11 = df1[96:108]
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.title('Cheque.')
plt.plot(df1, label="Actual")
plt.xlabel("Time")
plt.plot(forecast1, label="Forecast")
plt.legend(loc='upper right')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
y_true = df1
y_pred = forecast1
mae = mean_absolute_error(y_true, y_pred)
mape = mean_absolute_percentage_error(y_true, y_pred)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_true, y_pred))
print(f'mae : {mae}')
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
print(f'mape : {mape}')
print(f'rmse : {rmse}')

#ค่าพยากรณ์ตั้งแต่เดือนมกราคม - ธันวาคมปี 2567
f1 = Cheque_model1.predict(start='2024-01-01',end='2024-12-01')
f1

#พล็อตกราฟการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ ระหว่างปี 2566 – 2567
DF = pd.read_excel("Payment.xlsx", index_col='Time',sheet_name='Sheet4')
DF1 = DF["actual1"]
DF2 = DF["forecast1"]
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.title('Cheque transaction volume : 2023 vs 2024')
plt.plot(DF1, label="2023")
plt.xlabel("Time")
plt.plot(DF2, label="2024")
plt.legend(loc='upper right')
plt.show()
```

2.วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks)

```
#เรียกPackage
!pip install scikeras
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from scikeras.wrappers import KerasRegressor
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, TimeSeriesSplit

#เรียกข้อมูล
df = pd.read_excel('Payment.xlsx', index_col='Time',sheet_name='Sheet1')
df = df.reset_index()

#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t
Y = df["Cheque"]
X1 = df[["t"]]
x_train1,x_test1,y_train1,y_test1 = X1[:96],X1[96:],Y[:96],Y[96:]

#สร้างโครงข่ายประสาทเทียมและกำหนดค่าพารามิเตอร์
def create_ann_model1():
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
    model = Sequential()
    model.add(Dense(units=100, activation='relu', input_dim=1))
    model.add(Dense(units=100, activation='relu'))
    model.add(Dense(units=1))
    model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
    return model
ann_regressor1 = KerasRegressor(build_fn=create_ann_model1, batch_size=32,
epochs=1000,verbose=False,random_state=2)
ann_regressor1.fit(x_train1, y_train1);

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred1 = ann_regressor1.predict(X1)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('Cheque')
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred1,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest1 = ann_regressor1.predict(x_test1)
predtest1
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('Cheque')
plt.plot(y_test1,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest1)),predtest1,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
maetest1 = mean_absolute_error(predtest1, y_test1)
mapetest1 = mean_absolute_percentage_error(predtest1, y_test1)
rmsetest1 = np.sqrt(mean_squared_error(predtest1, y_test1))
print(f'mae : {maetest1}')
print(f'mape : {mapetest1}')
print(f'rmse : {rmsetest1}')
```

เอกสารนี้ใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t, y_{t-1}
df['LastMount']=df["Cheque"].shift(+1)
df = df.dropna()
df.head()
Y = df["Cheque"]
X2 = df[["t", "LastMount"]]
x_train2, x_test2, y_train2, y_test2 = X2[:95], X2[95:], Y[:95], Y[95:]

#สร้างโครงข่ายประสาทเทียมและกำหนดค่าพารามิเตอร์
def create_ann_model2():
    model = Sequential()
    model.add(Dense(units=100, activation='relu', input_dim=2))
    model.add(Dense(units=100, activation='relu'))
    model.add(Dense(units=1))
    model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
    return model
ann_regressor2 = KerasRegressor(build_fn=create_ann_model2, batch_size=32,
epochs=1000,verbose=False,random_state=2)
ann_regressor2.fit(x_train2, y_train2);

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred2 = ann_regressor2.predict(X2)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('Cheque')
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred2,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest2 = ann_regressor2.predict(x_test2)
predtest2
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('Cheque')
plt.plot(y_test2,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest2)),predtest2,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
maetest2 = mean_absolute_error(predtest2, y_test2)
mapetest2 = mean_absolute_percentage_error(predtest2, y_test2)
rmsetest2 = np.sqrt(mean_squared_error(predtest2, y_test2))
print(f'mae : {maetest2}')
print(f'mape : {mapetest2}')
print(f'rmse : {rmsetest2}')
```

3.วิธีป่าสุ่ม (Random Forest)

```
#เรียกPackage
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor

#เรียกข้อมูล
df = pd.read_excel('Payment.xlsx', index_col='Time',sheet_name='Sheet1')
df = df.reset_index()

#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t
Y = df["Cheque"]
X1 = df[["t"]]
x_train1,x_test1,y_train1,y_test1 = X1[:96],X1[96:],Y[:96],Y[96:]

#RandomForestModel
params_grid_RF = {'n_estimators': [100,250,500,750,1000,1250],
                  'max_features': [1],
                  'random_state': [1,2,3]}
np.random.seed(9999)
tscv = TimeSeriesSplit(n_splits=5,test_size=12)
RF_Model1 = GridSearchCV(RandomForestRegressor(), params_grid_RF, cv=tscv)
RF_Model1.fit(x_train1,y_train1)
best_params_rf = RF_Model1.best_params_
print("Best parameters: ", best_params_rf)

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred = RF_Model1.predict(X1)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
plt.title('Cheque')
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest = RF_Model1.predict(x_test1)
predtest
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('Cheque')
plt.plot(y_test1,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest)),predtest,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
mae = mean_absolute_error(predtest, y_test1)
mape = mean_absolute_percentage_error(predtest, y_test1)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(predtest, y_test1))
print(f'mae : {mae}')
print(f'mape : {mape}')
print(f'rmse : {rmse}')

#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t, y_{t-1}
df['LastMount']=df["Cheque"].shift(+1)
df = df.dropna()
df.head()
Y = df["Cheque"]
X2 = df[["t", "LastMount"]]
x_train2, x_test2, y_train2, y_test2 = X2[:95], X2[95:], Y[:95], Y[95:]

#RandomForestModel
params_grid_RF = {'n_estimators': [100,250,500,750,1000,1250],
                  'max_features': [2],
                  'random_state': [1,2,3]}
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
np.random.seed(9999)
tscv = TimeSeriesSplit(n_splits=5,test_size=12)
RF_Model1 = GridSearchCV(RandomForestRegressor(), params_grid_RF, cv=tscv)
RF_Model1.fit(x_train2,y_train2)
best_params_rf = RF_Model1.best_params_
print("Best parameters: ", best_params_rf)

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred = RF_Model1.predict(X2)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('Cheque')
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest = RF_Model1l.predict(x_test2)
predtest
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('Cheque')
plt.plot(y_test2,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest)),predtest,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
mae = mean_absolute_error(predtest, y_test2)
mape = mean_absolute_percentage_error(predtest, y_test2)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(predtest, y_test2))
print(f'mae : {mae}')
print(f'mape : {mape}')
print(f'rmse : {rmse}')
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โค้ดการพยากรณ์ ปริมาณการชำระเงินผ่านเครื่องเอทีเอ็ม (ไม่สเตชันนารี)

1.วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)

```
#เรียกPackage
!pip install pmdarima
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import statsmodels.api as sm
import pmdarima as pm
from scipy.stats import anderson
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
from sklearn.metrics import mean_absolute_percentage_error
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller
from statsmodels.stats.diagnostic import acorr_ljungbox
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_predict
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_pacf

#เรียกข้อมูล
df = pd.read_excel("Payment.xlsx", index_col='Time',sheet_name='Sheet2')
df_train = df[0:96]
df['ATM'].plot(kind='line', figsize=(8, 4), title='ATM')
plt.gca().spines[['top', 'right']].set_visible(False)

#หาการแจกแจงปรกติ
df2 = df['ATM']
andTest = anderson(df2)
print(f'Anderson-Darling statistic: {andTest.statistic:.4f}')
AD, _, _ = anderson(df2)
ADAdj = AD * (1 + (.75 / df2.shape[0]) + 2.25 / (df2.shape[0]**2))
if ADAdj >= 0.6:
  pValue = np.exp(1.2937 - 5.709 * ADAdj + 0.0186 * np.power(ADAdj, 2))
elif ADAdj >= 0.34:
  pValue = np.exp(0.9177 - 4.279 * ADAdj - 1.38 * np.power(ADAdj, 2))
elif ADAdj > 0.2:
  pValue = 1 - np.exp(-8.318 + 42.796 * ADAdj - 59.938 * np.power(ADAdj, 2))
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
else:
  pValue = 1 - np.exp(-13.436 + 101.14 * ADAdj - 223.73 * np.power(ADAdj, 2))
print(f'Anderson-Darling p-value: {pValue:.4f}')
qqplot2 = sm.qqplot(df2, line='45',fit=True)
plt.title('Normal Q-Q Plot')
print(qqplot2)

#พล็อตACF/PACF
df2_train = df_train['ATM']
plot_acf(df2_train, lags = 40)
plot_pacf(df2_train, lags = 40)
plt.show()

#การหาผลต่าง 1 ครั้ง
df2 = pd.Series(df2_train)
df2_log = np.log(df2)
df2_diff = df2_log.diff()
print(df2_diff)
df2_diff.diff().plot(kind='line', figsize=(8, 4), title='ATM')
plt.gca().spines[['top', 'right']].set_visible(False)

#การตรวจสอบการเป็นStationary
result = adfuller(df2_diff.diff().dropna())
print('ADF Statistic: %f' % result[0])
print('p-value: %f' % result[1])
print('Critical Test Statistics Values:')
for key, value in result[4].items():
    print('\t%s: %.3f' % (key, value))

#ModelARIMA
auto_arima2 = pm.auto_arima(df2_train, trace=True, seasonal= False)
auto_arima2.summary()
arima_model = ARIMA(df2_train, order=(2,1,2))
atm_model1 = arima_model.fit()
print(atm_model1.summary())

#ljung-box test
acorr_ljungbox(atm_model1.resid, lags = [12,24,36,48], return_df=True)
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#เรียกข้อมูลพยากรณ์ทั้งหมด
forecast20 = atm_model1.predict(start='2015-02-01',end='2022-12-01')
forecast21=atm_model1.predict(start='2023-01-01',end='2023-12-01')
forecast21

#พล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
df2 = df['ATM']
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.title('ATM')
plt.plot(df2, label="Actual")
plt.xlabel("Time")
plt.plot(forecast20, label="Forecast")
plt.legend(loc='upper right')
plt.show()

#พล็อตกราฟการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
df2 = df['ATM']
df22 = df2[96:108]
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.title('ATM')
plt.plot(df22, label="Actual")
plt.xlabel("Time")
plt.plot(forecast21, label="Forecast")
plt.legend(loc='upper right')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
y_true = df22
y_pred = forecast21
mae = mean_absolute_error(y_true, y_pred)
mape = mean_absolute_percentage_error(y_true, y_pred)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_true, y_pred))
print(f'mae : {mae}')
print(f'mape : {mape}')
print(f'rmse : {rmse}')
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#ค่าพยากรณ์ตั้งแต่เดือนมกราคม - ธันวาคมปี 2567
f1 = atm_model1.predict(start='2024-01-01',end='2024-12-01')
f1

#พล็อตกราฟการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ ระหว่างปี 2566 – 2567
DF = pd.read_excel("Payment.xlsx", index_col='Time',sheet_name='Sheet4')
DF1 = DF["actual2"]
DF2 = DF["forecast2"]
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.title('ATM transaction volume : 2023 vs 2024')
plt.plot(DF1, label="2023")
plt.xlabel("Time")
plt.plot(DF2, label="2024")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()
```

2.วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks)

```
#เรียกPackage
!pip install scikeras
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from scikeras.wrappers import KerasRegressor
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, TimeSeriesSplit

#เรียกข้อมูล
df = pd.read_excel('Payment.xlsx', index_col='Time',sheet_name='Sheet2')
df = df.reset_index()

#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t
Y = df["ATM"]
X1 = df[["t"]]
x_train1,x_test1,y_train1,y_test1 = X1[:96],X1[96:],Y[:96],Y[96:]

#สร้างโครงข่ายประสาทเทียมและกำหนดค่าพารามิเตอร์
def create_ann_model1():
    model = Sequential()
    model.add(Dense(units=100, activation='relu', input_dim=1))
    model.add(Dense(units=100, activation='relu'))
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
    model.add(Dense(units=1))
    model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
    return model
ann_regressor1 = KerasRegressor(build_fn=create_ann_model1, batch_size=32,
epochs=1000,verbose=False,random_state=3)
ann_regressor1.fit(x_train1, y_train1);

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred1 = ann_regressor1.predict(X1)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('ATM')
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred1,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest1 = ann_regressor1.predict(x_test1)
predtest1
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('ATM')
plt.plot(y_test1,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest1)),predtest1,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='upper right')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
maetest1 = mean_absolute_error(predtest1, y_test1)
mapetest1 = mean_absolute_percentage_error(predtest1, y_test1)
rmsetest1 = np.sqrt(mean_squared_error(predtest1, y_test1))
print(f'mae : {maetest1}')
print(f'mape : {mapetest1}')
print(f'rmse : {rmsetest1}')
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t, y_{t-1}
df['LastMount']=df["ATM"].shift(+1)
df = df.dropna()
df.head()
Y = df["ATM"]
X2 = df[["t", "LastMount"]]
x_train2, x_test2, y_train2, y_test2 = X2[:95], X2[95:], Y[:95], Y[95:]

#สร้างโครงข่ายประสาทเทียมและกำหนดค่าพารามิเตอร์
def create_ann_model2():
    model = Sequential()
    model.add(Dense(units=100, activation='relu', input_dim=2))
    model.add(Dense(units=100, activation='relu'))
    model.add(Dense(units=1))
    model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
    return model
ann_regressor2 = KerasRegressor(build_fn=create_ann_model2, batch_size=32,
epochs=1000,verbose=False,random_state=2)
ann_regressor2.fit(x_train2, y_train2);

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred2 = ann_regressor2.predict(X2)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('ATM')
plt.plot(Y,label='Actaul')
plt.plot(pred2,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest2 = ann_regressor2.predict(x_test2)
predtest2
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('ATM')
plt.plot(y_test2,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest2)),predtest2,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
maetest2 = mean_absolute_error(predtest2, y_test2)
mapetest2 = mean_absolute_percentage_error(predtest2, y_test2)
rmsetest2 = np.sqrt(mean_squared_error(predtest2, y_test2))
print(f'mae : {maetest2}')
print(f'mape : {mapetest2}')
print(f'rmse : {rmsetest2}')

#ค่าพยากรณ์ตั้งแต่เดือนมกราคม - ธันวาคมปี 2567
x_future = {'t': [108], 'LastMount': [2843.7869]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [109], 'LastMount': [2843.7869]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [110], 'LastMount': [2415.4312]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [111], 'LastMount': [2201.5115]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [112], 'LastMount': [1987.762]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [113], 'LastMount': [1774.181]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [114], 'LastMount': [1560.7671]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [115], 'LastMount': [1347.39]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [116], 'LastMount': [1133.5693]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [117], 'LastMount': [918.8999]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [118], 'LastMount': [703.63324]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [119], 'LastMount': [494.6084]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

#พล็อตกราฟการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ ระหว่างปี 2566 – 2567
DF = pd.read_excel("Payment.xlsx", index_col='Time',sheet_name='Sheet4')
DF1 = DF["actual2"]
DF2 = DF["forecast2"]
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.title('ATM transaction volume : 2023 vs 2024')
plt.plot(DF1, label="2023")
plt.xlabel("Time")
plt.plot(DF2, label="2024")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.วิธีป่าสุ่ม (Random Forest)

```
#เรียกPackage
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor

#เรียกข้อมูล
df = pd.read_excel('Payment.xlsx', index_col='Time',sheet_name='Sheet2')
df = df.reset_index()

#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t
Y = df["ATM"]
X1 = df[["t"]]
x_train1,x_test1,y_train1,y_test1 = X1[:96],X1[96:],Y[:96],Y[96:]

#RandomForestModel
params_grid_RF = {'n_estimators': [100,250,500,750,1000,1250],
                  'max_features': [1],
                  'random_state': [1,2,3]}
np.random.seed(9999)
tscv = TimeSeriesSplit(n_splits=5,test_size=12)
RF_Model1 = GridSearchCV(RandomForestRegressor(), params_grid_RF, cv=tscv)
RF_Model1.fit(x_train1,y_train1)
best_params_rf = RF_Model1.best_params_
print("Best parameters: ", best_params_rf)

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred1 = RF_Model1.predict(X1)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('ATM')
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred1,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest1 = RF_Model1.predict(x_test1)
predtest1
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
plt.title('ATM')
plt.plot(y_test1,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest1)),predtest1,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
mae = mean_absolute_error(predtest1, y_test1)
mape = mean_absolute_percentage_error(predtest1, y_test1)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(predtest1, y_test1))
print(f'mae : {mae}')
print(f'mape : {mape}')
print(f'rmse : {rmse}')

#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t, y_{t-1}
df['LastMount']=df["ATM"].shift(+1)
df = df.dropna()
df.head()
Y = df["ATM"]
X2 = df[["t", "LastMount"]]
x_train2, x_test2, y_train2, y_test2 = X2[:95], X2[95:], Y[:95], Y[95:]

#RandomForestModel
params_grid_RF = {'n_estimators': [100,250,500,750,1000,1250],
                  'max_features': [2],
                  'random_state': [1,2,3]}
np.random.seed(9999)
tscv = TimeSeriesSplit(n_splits=5,test_size=12)
RF_Model1 = GridSearchCV(RandomForestRegressor(), params_grid_RF, cv=tscv)
RF_Model1.fit(x_train2,y_train2)
best_params_rf = RF_Model1.best_params_
print("Best parameters: ", best_params_rf)

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred2 = RF_Model1.predict(X2)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('ATM')
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred2,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest2 = RF_Model1.predict(x_test2)
predtest2
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('ATM')
plt.plot(y_test2,label='Actaul')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest2)),predtest2,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='lower left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
mae = mean_absolute_error(predtest2, y_test2)
mape = mean_absolute_percentage_error(predtest2, y_test2)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(predtest2, y_test2))
print(f'mae : {mae}')
print(f'mape : {mape}')
print(f'rmse : {rmse}')
```

โค้ดการพยากรณ์ ปริมาณการชำระเงินผ่านเงินอิเลิกทรอนิกส์ (ไม่สเตชันนารี)

1.วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)

```
#เรียกPackage
!pip install pmdarima
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import statsmodels.api as sm
import pmdarima as pm
from scipy.stats import anderson
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
from sklearn.metrics import mean_absolute_percentage_error
from sklearn.metrics import mean_squared_error
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller
from statsmodels.stats.diagnostic import acorr_ljungbox
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_predict
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_pacf

#เรียกข้อมูล
df = pd.read_excel("Payment.xlsx", index_col='Time',sheet_name='Sheet3')
df_train = df[0:96]
df['e-Money'].plot(kind='line', figsize=(8, 4), title='e-Money')
plt.gca().spines[['top', 'right']].set_visible(False)

#หาการแจกแจงปรกติ
df3 = df['e-Money']
andTest = anderson(df3)
print(f'Anderson-Darling statistic: {andTest.statistic:.4f}')
AD, _, _ = anderson(df3)
ADAdj = AD * (1 + (.75 / df3.shape[0]) + 2.25 / (df3.shape[0]**2))
if ADAdj >= 0.6:
  pValue = np.exp(1.2937 - 5.709 * ADAdj + 0.0186 * np.power(ADAdj, 2))
elif ADAdj >= 0.34:
  pValue = np.exp(0.9177 - 4.279 * ADAdj - 1.38 * np.power(ADAdj, 2))
elif ADAdj > 0.2:
  pValue = 1 - np.exp(-8.318 + 42.796 * ADAdj - 59.938 * np.power(ADAdj, 2))
else:
  pValue = 1 - np.exp(-13.436 + 101.14 * ADAdj - 223.73 * np.power(ADAdj, 2))
print(f'Anderson-Darling p-value: {pValue:.4f}')
qqplot3 = sm.qqplot(df3, line='45',fit=True)
plt.title('Normal Q-Q Plot')
print(qqplot3)

#พล็อตACF/PACF
df3_train = df_train['e-Money']
plot_acf(df3_train, lags = 40)
plot_pacf(df3_train, lags = 40)
plt.show()
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#การหาผลต่าง 1 ครั้ง
df3 = pd.Series(df3_train)
df3_log = np.log(df3)
df3_diff = df3_log.diff()
print(df3_diff)
df3_diff.diff().plot(kind='line', figsize=(8, 4), title='e-Money')
plt.gca().spines[['top', 'right']].set_visible(False)

#การตรวจสอบการเป็นStationary
result = adfuller(df3_diff.diff().dropna())
print("Null Hypothesis: The series has a unit root (non-stationary)")
print('ADF Statistic: %f' % result[0])
print('p-value: %f' % result[1])
print('Critical Test Statistics Values:')
for key, value in result[4].items():
    print('\t%s: %.3f' % (key, value))
print("Note: If P-Value is smaller than 0.05, we reject the null hypothesis and the se-
ries is stationary")

#ModelARIMA
auto_arima3 = pm.auto_arima(df3_train,  trace=True)
auto_arima3.summary()
arima_model = ARIMA(df3_train, order=(1,1,2))
eMoney_model1 = arima_model.fit()
print(eMoney_model1.summary())

#ljung-box test
acorr_ljungbox(eMoney_model1.resid, lags = [12,24,36,48], return_df=True)

#เรียกข้อมูลพยากรณ์ทั้งหมด
forecast30 = eMoney_model1.predict(start='2015-02-01',end='2023-12-01')
forecast31 = eMoney_model1.predict(start='2023-01-01',end='2023-12-01')
forecast31

#พล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
df3 = df['e-Money']
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money')
```

เอกสารนี้สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
plt.plot(df3, label="Actual")
plt.xlabel("Time")
plt.plot(forecast30, label="Forecast")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()

#พล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
df3 = df['e-Money']
df33 = df3[96:108]
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money')
plt.plot(df33, label="Actual")
plt.xlabel("Time")
plt.plot(forecast31, label="Forecast")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
y_true = df3[96:]
y_pred = forecast31
mae = mean_absolute_error(y_true, y_pred)
mape = mean_absolute_percentage_error(y_true, y_pred)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_true, y_pred))
print(f'mae : {mae}')
print(f'mape : {mape}')
print(f'rmse : {rmse}')
```

2.วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks)

```
#เรียกPackage
!pip install scikeras
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from scikeras.wrappers import KerasRegressor
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, TimeSeriesSplit

#เรียกข้อมูล
df = pd.read_excel('Payment.xlsx', index_col='Time',sheet_name='Sheet3')
df = df.reset_index()
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t
Y = df["e-Money"]
X1 = df[["t"]]
x_train1,x_test1,y_train1,y_test1 = X1[:96],X1[96:],Y[:96],Y[96:]

#สร้างโครงข่ายประสาทเทียมและกำหนดค่าพารามิเตอร์
def create_ann_model1():
    model = Sequential()
    model.add(Dense(units=100, activation='relu', input_dim=1))
    model.add(Dense(units=100, activation='relu'))
    model.add(Dense(units=1))
    model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
    return model
ann_regressor1 = KerasRegressor(build_fn=create_ann_model1, batch_size=32,
epochs=1000,verbose=False,random_state=3)
ann_regressor1.fit(x_train1, y_train1);

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred1 = ann_regressor1.predict(X1)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money')
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred1,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest1 = ann_regressor1.predict(x_test1)
predtest1
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money')
plt.plot(y_test1,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest1)),predtest1,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#ตรวจสอบความแม่นยำ
maetest1 = mean_absolute_error(predtest1, y_test1)
mapetest1 = mean_absolute_percentage_error(predtest1, y_test1)
rmsetest1 = np.sqrt(mean_squared_error(predtest1, y_test1))
print(f'mae : {maetest1}')
print(f'mape : {mapetest1}')
print(f'rmse : {rmsetest1}')

#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t, y_{t-1}
df['LastMount']=df["e-Money"].shift(+1)
df = df.dropna()
df.head()
Y = df["e-Money"]
X2 = df[["t", "LastMount"]]
x_train2, x_test2, y_train2, y_test2 = X2[:95], X2[95:], Y[:95], Y[95:]

#สร้างโครงข่ายประสาทเทียมและกำหนดค่าพารามิเตอร์
def create_ann_model2():
    model = Sequential()
    model.add(Dense(units=100, activation='relu', input_dim=2))
    model.add(Dense(units=100, activation='relu'))
    model.add(Dense(units=1))
    model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
    return model
ann_regressor2 = KerasRegressor(build_fn=create_ann_model2, batch_size=32,
epochs=1000,verbose=False,random_state=2)
ann_regressor2.fit(x_train2, y_train2);

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred2 = ann_regressor2.predict(X2)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money')
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred2,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest2 = ann_regressor2.predict(x_test2)
predtest2
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money')
plt.plot(y_test2,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest2)),predtest2,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
maetest2 = mean_absolute_error(predtest2, y_test2)
mapetest2 = mean_absolute_percentage_error(predtest2, y_test2)
rmsetest2 = np.sqrt(mean_squared_error(predtest2, y_test2))
print(f'mae : {maetest2}')
print(f'mape : {mapetest2}')
print(f'rmse : {rmsetest2}')

#ค่าพยากรณ์ตั้งแต่เดือนมกราคม - ธันวาคมปี 2567
x_future = {'t': [108], 'LastMount': [385423.88]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [109], 'LastMount': [393536.4]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [110], 'LastMount': [401817.72]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [111], 'LastMount': [410271.1]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [112], 'LastMount': [418900.16]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [113], 'LastMount': [427708.53]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [114], 'LastMount': [436699.84]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [115], 'LastMount': [445878.03]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [116], 'LastMount': [455246.8]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [117], 'LastMount': [464810.06]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [118], 'LastMount': [474571.97]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

x_future = {'t': [119], 'LastMount': [484536.56]}
x_future_array = np.array([x_future['t'], x_future['LastMount']]).T
ann_regressor2.predict(x_future_array)

#พล็อตกราฟการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ ระหว่างปี 2566 – 2567
DF = pd.read_excel("Payment.xlsx", index_col='Time',sheet_name='Sheet4')
DF1 = DF["actual3"]
DF2 = DF["forecast3"]
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money transaction volume : 2023 vs 2024')
plt.plot(DF1, label="2023")
plt.xlabel("Time")
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
plt.plot(DF2, label="2024")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()
```

3.วิธีป่าสุ่ม (Random Forest)

```
#เรียกPackage
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor

#เรียกข้อมูล
df = pd.read_excel('Payment.xlsx', index_col='Time',sheet_name='Sheet3')
df = df.reset_index()

#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t
Y = df["e-Money"]
X1 = df[["t"]]
x_train1,x_test1,y_train1,y_test1 = X1[:96],X1[96:],Y[:96],Y[96:]

#RandomForestModel
params_grid_RF = {'n_estimators': [100,250,500,750,1000,1250],
                  'max_features': [1],
                   'random_state': [1,2,3]}
np.random.seed(9999)
tscv = TimeSeriesSplit(n_splits=5,test_size=12)
RF_Model1 = GridSearchCV(RandomForestRegressor(), params_grid_RF, cv=tscv)
RF_Model1.fit(x_train1,y_train1)
best_params_rf = RF_Model1.best_params_
print("Best parameters: ", best_params_rf)

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred1 = RF_Model1.predict(X1)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money')
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred1,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show(
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest1 = RF_Model1.predict(x_test1)
predtest1
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money')
plt.plot(y_test1,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest1)),predtest1,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
mae = mean_absolute_error(predtest1, y_test1)
mape = mean_absolute_percentage_error(predtest1, y_test1)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(predtest1, y_test1))
print(f'mae : {mae}')
print(f'mape : {mape}')
print(f'rmse : {rmse}')

#แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เมื่อกำหนดตัวแปรต้นเป็น t, y_{t-1}
df['LastMount']=df["e-Money"].shift(+1)
df = df.dropna()
df.head()
Y = df["e-Money"]
X2 = df[["t", "LastMount"]]
x_train2, x_test2, y_train2, y_test2 = X2[:95], X2[95:], Y[:95], Y[95:]

#RandomForestModel
params_grid_RF = {'n_estimators': [100,250,500,750,1000,1250],
                  'max_features': [2],
                  'random_state': [1,2,3]}
np.random.seed(9999)
tscv = TimeSeriesSplit(n_splits=5,test_size=12)
RF_Model1 = GridSearchCV(RandomForestRegressor(), params_grid_RF, cv=tscv)
RF_Model1.fit(x_train2,y_train2)
best_params_rf = RF_Model1.best_params_
print("Best parameters: ", best_params_rf)
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทั้งหมด 108 ค่า
pred2 = RF_Model1.predict(X2)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money')
plt.plot(Y,label='Actual')
plt.plot(pred2,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()

#เรียกข้อมูลและพล็อตการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบ 12 ค่า
predtest2 = RF_Model1.predict(x_test2)
predtest2
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,4))
plt.title('e-Money')
plt.plot(y_test2,label='Actual')
plt.plot(range(96, 96+len(predtest2)),predtest2,label='Prediction')
plt.xlabel("Time")
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()

#ตรวจสอบความแม่นยำ
mae = mean_absolute_error(predtest2, y_test2)
mape = mean_absolute_percentage_error(predtest2, y_test2)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(predtest2, y_test2))
print(f'mae : {mae}')
print(f'mape : {mape}')
print(f'rmse : {rmse}')
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

งานทะเบียนคณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
คำรับรองเล่มปัญหาพิเศษ

วันที่ 29 เดือน เมษายน พ.ศ. 2567

ข้าพเจ้า นางสาวจตุพร สำราญราษฎร์ รหัสประจำตัว 63050608
นางสาวพีรดา ตาละ รหัสประจำตัว 63050650
นางสาวสลิลทิพย์ หมอเรือง รหัสประจำตัว 63050672

นักศึกษาหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชา สถิติประยุกต์ ภาควิชา สถิติ
ขอรับรองว่า ปัญหาพิเศษ เรื่อง

การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบ
การชำระเงินในช่องทางเช็ค เครื่องเอทีเอ็ม และเงินอิเล็กทรอนิกส์
Comparison of forecasting methods for volume of
transactions through payment channels including
cheque ATM and e-money

ปีการศึกษา 2566
เป็นผลงานวิจัยที่มิได้คัดลอกหรือละเมิดลิขสิทธิ์ของผู้อื่นและได้ผ่านการตรวจสอบความซ้ำซ้อน เรียบร้อยแล้ว และได้แนบเอกสารการตรวจสอบการลอกเลียนงานวรรณกรรมที่ตรวจสอบจากเล่มปัญหาพิเศษฉบับสมบูรณ์แล้ว
โปรแกรมอักขราวิสุทธิ์ 0.89%

ลงชื่อ.....จตุพร สำราญราษฎร์..... ลงชื่อ.....พีรดา ตาละ..... ลงชื่อ.....สลิลทิพย์ หมอเรือง.....
(นางสาวจตุพร สำราญราษฎร์) (นางสาวพีรดา ตาละ) (นางสาวสลิลทิพย์ หมอเรือง)
นักศึกษา นักศึกษา นักศึกษา

ข้าพเจ้า ผศ.ดร. ยุวดี กล่อมวิเศษ อาจารย์ที่ปรึกษาปัญหาพิเศษ ได้ตรวจสอบปัญหาพิเศษ ของนักศึกษาข้างต้นแล้ว ขอรับรองว่าเป็นผลงานวิจัยของนักศึกษาจริงและมีเนื้อหาสมบูรณ์ จึงลงชื่อไว้เป็นหลักฐาน

ลงชื่อ.....
(ผศ.ดร. ยุวดี กล่อมวิเศษ)
อาจารย์ที่ปรึกษา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้