



ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

นางสาววัชรภรณ์ ลักษณะวิมล

การค้นคว้าอิสระนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาสถิติประยุกต์และวิทยาการวิเคราะห์ข้อมูล

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ปีการศึกษา 2568

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย



นางสาววัชรภรณ์ ลักษณะวิมล

การค้นคว้าอิสระนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตร

วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาสถิติประยุกต์และวิทยาการวิเคราะห์ข้อมูล

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ปีการศึกษา 2568

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ



ใบรับรองโครงการค้นคว้าอิสระ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

เรื่อง ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของ
ประเทศไทย

โดย นางสาววัชรารณณ์ ลักษณะวิมล

ได้รับอนุมัติให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชา
สถิติประยุกต์และวิทยาการวิเคราะห์ข้อมูล

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย / หัวหน้าภาควิชา

คณะกรรมการสอบการค้นคว้าอิสระ

ประธานกรรมการ

(ระพีณ สุนทรวัฒน์)

อาจารย์ที่ปรึกษา

(วิลาสินี ปิระจิตร)

กรรมการ

(ยุพารณณ์ อารีพงษ์)

ชื่อ : นางสาววัชรภรณ์ ลักษณะวิมล
 ชื่อการค้นคว้าอิสระ : ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและ
 ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย
 สาขาวิชา : สถิติประยุกต์และวิทยาการวิเคราะห์ข้อมูล
 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
 อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระหลัก : วิลาสินี ปิระจิตร
 ปีการศึกษา : 2568

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าและการนำเข้าพลังงานไฟฟ้า ปี พ.ศ. 2560 - พ.ศ. 2567 ซึ่งเก็บข้อมูลโดยกระทรวงพลังงาน การวิจัยนี้ใช้เทคนิคการพยากรณ์อนุกรมเวลาหลายวิธี ได้แก่ การปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing), การถดถอย (Time Series Regression), และวิธีบ็อกส์เจนกินส์ (Box-Jenkins) วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW) วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis : RA) วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination) วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE) และนำค่าพยากรณ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนที่ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ต่ำที่สุด เป็นเกณฑ์การตัดสินใจเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด จากผลการวิเคราะห์พบว่าวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย คือวิธีบ็อกส์เจนกินส์ (Box – jenkins method) และวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของข้อมูลปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย คือ วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination) หน่วยงานการไฟฟ้า

(มีจำนวนทั้งสิ้น 107 หน้า)

คำสำคัญ : ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย , ตัวแบบพยากรณ์

อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระหลัก

Name : Miss Watcharaporn Luksanavimol

Independent Study Title : Forecasting model the Electricity Consumption for
the Whole Country and Import Electricity of Thailand

Major Field : Applied Statistics and Data Analytics
King Mongkut's University of Technology North
Bangkok

Independent Study Advisor : Wilasinee Peerajit

Academic Year : 2025

ABSTRACT

The objective of this study is to find a predictive model and compare suitable predictive models for Forecasting electricity consumption supply and electricity import supply volumes in Thailand. The data collected by Ministry of Energy from 2017 to 2024 Various time series forecasting techniques were employed, including Exponential Smoothing, Time Series Regression, and the Box-Jenkins method. In addition, several combination forecasting methods were applied, such as the Simple Average or Equivalent Weighted Method (EW), Regression Analysis (RA), MAPE-Based Combination, and the Weighted Inverse to the Square Root Sum of Squared Error (WISRSSE). The accuracy of each method was evaluated based on the Mean Absolute Percentage Error (MAPE), with the model yielding the lowest MAPE identified as the most suitable. The results indicate that the Box-Jenkins method is the most appropriate model for forecasting Thailand's electricity consumption, while the MAPE-Based Combination method is best suited for forecasting electricity imports. The findings from this study can support electricity authorities in efficiently planning and managing current and future energy resources.

(Total 107 Pages)

Keywords: Consumption Supply and Electricity import supply volumes ,
Forecasting Model

Advisor

กิตติกรรมประกาศ

ข้าพเจ้าขอกราบแสดงความขอบพระคุณอย่างสูงต่อทุกภาคส่วนที่มีส่วนสนับสนุนให้การศึกษาวิจัยครั้งนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ไม่ว่าจะเป็นหน่วยงานที่เอื้อเพื่อข้อมูล คณาจารย์ผู้ให้ความรู้ และผู้ให้กำลังใจในทุกช่วงเวลาของการดำเนินงาน อันเป็นแรงผลักดันสำคัญที่ทำให้ข้าพเจ้าสามารถพัฒนาผลงานวิจัยฉบับนี้ให้แล้วเสร็จตามวัตถุประสงค์

ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณเป็นกรณีพิเศษต่อ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิลาสินี ปิระจิตร อาจารย์ที่ปรึกษา ซึ่งได้กรุณาให้คำแนะนำอย่างใกล้ชิด ให้ความอนุเคราะห์ในการตรวจสอบความถูกต้องทางวิชาการ และให้ข้อเสนอแนะแก่ข้าพเจ้าด้วยความเอาใจใส่ตลอดกระบวนการวิจัย ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการพัฒนาคุณภาพของผลงานวิจัยในครั้งนี้

ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณอาจารย์ทุกท่านในภาควิชาที่ได้ถ่ายทอดองค์ความรู้ แนวคิดเชิงวิชาการ และหลักการวิเคราะห์เชิงวิจัยอย่างเป็นระบบ ซึ่งเป็นพื้นฐานสำคัญในการเสริมสร้างศักยภาพด้านวิชาการของข้าพเจ้าให้สามารถดำเนินการศึกษาวิจัยได้อย่างรอบด้านและมีประสิทธิภาพ

ข้าพเจ้าขอขอบคุณกระทรวงพลังงานเป็นอย่างยิ่ง ที่ได้เอื้อเพื่อข้อมูลด้านปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย ซึ่งเป็นข้อมูลหลักที่ใช้ในการวิเคราะห์และพัฒนาตัวแบบการพยากรณ์ในงานวิจัยนี้

วัชรภรณ์ ลักษณะวิมล

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ	ก
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญภาพ	ช
บทที่ 1 บทนำ 1	1
1.1 ประวัติความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	1
1.3 ขอบเขตของการวิจัย	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3
1.5 นิยามคำศัพท์เฉพาะ	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 ความหมายการพยากรณ์	4
2.2 วิธีการพยากรณ์เดี่ยว	5
2.3 วิธีการพยากรณ์ร่วม	13
2.4 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์	20
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	22
บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย	23
3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล	23
3.2 วิเคราะห์ข้อมูล	24
3.3 เปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์	29
บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล	30
4.1 ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย	31
4.2 ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย	49

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 5 สรุปผลและอภิปรายผล	67
5.1 สรุปผลการวิเคราะห์	68
5.2 อภิปรายผล	69
5.3 ข้อเสนอแนะ	69
บรรณานุกรม	70
ภาคผนวก	71
ภาคผนวก ก	72
ภาคผนวก ข	74
ประวัติผู้เขียน	107



สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่

4-1 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย	48
4-2 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย	66



สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
4-1 การเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า	31
4-2 การประมาณค่า α , γ และ δ	31
4-3 การวิเคราะห์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย	32
4-4 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา	33
4-5 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv	34
4-6 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations	34
4-7 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ	36
4-8 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา	37
4-9 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv	37
4-10 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations	38
4-11 ฟังก์ชันอัตตสหสัมพันธ์ (ACF) ของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยหลังจากแปลงข้อมูลให้ค่าเฉลี่ยอยู่ในสภาวะคงที่	39
4-12 ฟังก์ชันอัตตสหสัมพันธ์บางส่วน (PACF) ของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยหลังจากแปลงข้อมูลให้อยู่ในสภาวะคงที่	40
4-13 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์จากการคัดเลือกตัวแบบ	40
4-14 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา	41
4-15 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv	41
4-16 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations	42
4-17 ผลการคำนวณค่าของวิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน	44
4-18 การวิเคราะห์ตัวแปรอิสระส่งผลกับตัวแปรตามหรือไม่	44
4-19 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ	45
4-20 การเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้า	49

สารบัญภาพ (ต่อ)

	หน้า
4-21 การประมาณค่า α , γ และ δ	49
4-22 การวิเคราะห์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังของปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้า	50
4-23 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา	51
4-24 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv	52
4-25 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations	52
4-26 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ	54
4-27 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา	55
4-28 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv	55
4-29 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations	56
4-30 ฟังก์ชันอัตตสหสัมพันธ์ (ACF) ของปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย หลังจากแปลงข้อมูลให้ค่าเฉลี่ยอยู่ในสภาวะคงที่	57
4-31 ฟังก์ชันอัตตสหสัมพันธ์บางส่วน (PACF) ของปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้า ของประเทศไทย	58
4-32 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์จากการคัดเลือกตัวแบบ	58
4-33 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา	59
4-34 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv	59
4-35 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations	60
4-36 ผลการคำนวณค่าของวิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน	62
4-37 การวิเคราะห์ตัวแปรอิสระส่งผลกับตัวแปรตามหรือไม่	63
4-38 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ	63

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ประวัติและความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

พลังงานไฟฟ้าเป็นปัจจัยสำคัญที่ขับเคลื่อนการพัฒนาทางเศรษฐกิจและสังคมของประเทศ ไทย การมีไฟฟ้าใช้ในชีวิตประจำวันช่วยอำนวยความสะดวกและเพิ่มคุณภาพชีวิตของประชาชน พลังงานไฟฟ้ามีบทบาทสำคัญในหลายด้าน เช่น ด้านคมนาคม ใช้ในการขับเคลื่อนพาหนะ ทำให้การเดินทางสะดวกและรวดเร็ว ด้านเศรษฐกิจ ช่วยกระตุ้นเศรษฐกิจและเพิ่มประสิทธิภาพการผลิตในภาคอุตสาหกรรม ด้านสังคม ทำให้การดำรงชีวิตมีความสะดวกสบายและเพิ่มคุณภาพชีวิตของประชาชน นอกจากนี้พลังงานไฟฟ้ายังเป็นมิตรกับสิ่งแวดล้อมเมื่อเทียบกับพลังงานรูปแบบอื่น ๆ

การพัฒนาระบบพลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยเป็นกระบวนการที่ต่อเนื่องและมีความสำคัญต่อการพัฒนาประเทศในทุกด้าน การมีไฟฟ้าใช้ไม่เพียงแต่ช่วยอำนวยความสะดวกในชีวิตประจำวัน แต่ยังเป็นปัจจัยสำคัญในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจและสังคมของประเทศ

พลังงานไฟฟ้าในปัจจุบันช่วยสนับสนุนอุตสาหกรรมและการผลิต พลังงานไฟฟ้าเป็นแหล่งพลังงานหลักที่ใช้ในกระบวนการผลิตและอุตสาหกรรมต่าง ๆ ส่งผลต่อการเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศ เพิ่มคุณภาพชีวิตของประชาชน การเข้าถึงไฟฟ้าช่วยให้ประชาชนมีความสะดวกสบายในการดำรงชีวิต เช่น การใช้เครื่องใช้ไฟฟ้าในการทำงานและการพักผ่อน สนับสนุนเทคโนโลยีและนวัตกรรม ไฟฟ้าเป็นพลังงานที่จำเป็นสำหรับการพัฒนาเทคโนโลยีและนวัตกรรมใหม่ ๆ ซึ่งส่งผลต่อความสามารถในการแข่งขันของประเทศในเวทีโลก

การพัฒนาระบบพลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยยังคงเป็นปัจจัยสำคัญที่สนับสนุนการเติบโตทางเศรษฐกิจ สังคม และการพัฒนาคุณภาพชีวิตของประชาชน การวางแผนและพัฒนาระบบพลังงานไฟฟ้าอย่างยั่งยืนจะช่วยให้ประเทศไทยก้าวหน้าทางด้านพลังงานและเศรษฐกิจในอนาคต

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อหาตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

2. เพื่อเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับใช้พยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1. ศึกษาข้อมูลปริมาณพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย เป็นข้อมูลพลังงานไฟฟ้า 2 ชุด คือ

1.1 ข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

1.2 ข้อมูลปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ซึ่งข้อมูลเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 จำนวน 96 เดือน เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบตัวแบบจากวิธีการพยากรณ์แบบต่างๆ

โดยที่ข้อมูลแต่ละชุดทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ดังนี้

ส่วนที่ 1 จำนวน 84 เดือน ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 สำหรับการวิเคราะห์เพื่อสร้างตัวแบบการพยากรณ์

ส่วนที่ 2 จำนวน 12 เดือน ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2566 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 สำหรับการตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์

2. วิธีการพยากรณ์ เพื่อใช้ในการคัดเลือกเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมมี 7 วิธี ดังนี้

2.1 วิธีการพยากรณ์เดี่ยว มี 3 วิธี ได้แก่

2.1.1 วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method)

2.1.2 วิธีการพยากรณ์โดยใช้การถดถอยในการวัดความผันแปรตามฤดูกาล (Time Series Regression Method)

2.1.3 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box – Jenkins Method)

2.2 วิธีการพยากรณ์ร่วม มี 4 วิธี ได้แก่

2.2.1 วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW)

2.2.2 วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

2.2.3 วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination)

2.2.4 วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE)

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ทราบตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย
2. สามารถพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย
3. หน่วยงานการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) การไฟฟ้านครหลวง (กฟน.) การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) สามารถนำผลที่ได้จากการศึกษาไปใช้ในการปรับปรุงและหาแนวทางในการจัดการด้านการใช้พลังงานไฟฟ้าและการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าให้เป็นไปอย่างเหมาะสม

1.5 นิยามคำศัพท์เฉพาะ

พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย หมายถึง ระบบการผลิต การส่ง และการจำหน่ายพลังงานไฟฟ้าทั้งหมดที่ดำเนินการภายในประเทศไทย รวมถึงพลังงานที่ผลิตจากแหล่งพลังงานภายในประเทศ

พลังงานที่นำการใช้พลังงานไฟฟ้า หมายถึง ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของผู้บริโภคในภาคส่วนต่าง ๆ ได้แก่ ภาคครัวเรือน ภาคอุตสาหกรรม ภาคพาณิชย์กรรม และภาครัฐบาล ภายในระยะเวลาที่กำหนด ซึ่งแสดงถึงความต้องการใช้พลังงานของประเทศเข้าจากต่างประเทศ เพื่อรองรับการใช้ไฟฟ้าของภาคส่วนต่าง ๆ อย่างต่อเนื่องและมั่นคง

การนำเข้าพลังงานไฟฟ้า หมายถึง ปริมาณพลังงานไฟฟ้าที่ประเทศไทยจัดหาจากต่างประเทศผ่านระบบเชื่อมโยงสายส่ง เพื่อเสริมความมั่นคงทางพลังงานและตอบสนองต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าภายในประเทศที่เกินจากกำลังการผลิตภายในประเทศ

การพยากรณ์ปริมาณพลังงานไฟฟ้า หมายถึง กระบวนการประมาณค่าหรือคาดการณ์แนวโน้มของปริมาณพลังงานไฟฟ้าที่จะใช้หรือจำเป็นต้องจัดหาในอนาคต โดยอาศัยข้อมูลในอดีตและเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา เพื่อใช้ในการวางแผนและจัดสรรทรัพยากรด้านพลังงานอย่างมีประสิทธิภาพ

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมโดยการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์เดี่ยวและวิธีการพยากรณ์ร่วม วิธีใดมีค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ต่ำที่สุดจะเป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุด สำหรับปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย ในเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 โดยจะกล่าวถึงทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง มีรายละเอียดดังนี้

2.1 ความหมายการพยากรณ์

การพยากรณ์ (Forecasting) หมายถึง กระบวนการประมาณหรือคาดการณ์ค่าของตัวแปรหรือปรากฏการณ์บางอย่างที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยอาศัยข้อมูลในอดีตและปัจจุบัน รวมถึงรูปแบบหรือแนวโน้มที่สังเกตได้จากข้อมูลเหล่านั้น การพยากรณ์เป็นเครื่องมือที่มีความสำคัญอย่างยิ่งในการวางแผน การตัดสินใจ และการจัดการทรัพยากรในหลากหลายสาขาวิชา เช่น เศรษฐศาสตร์ บริหารธุรกิจ วิทยาศาสตร์ สาธารณสุข และการเกษตร

ในทางสถิติ การพยากรณ์อาศัยเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณ เพื่อสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ และใช้แบบจำลองดังกล่าวในการคาดการณ์ค่าที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคต กระบวนการนี้ประกอบด้วยขั้นตอนหลัก ได้แก่ การรวบรวมข้อมูล การวิเคราะห์และแปลงข้อมูล การเลือกแบบจำลองทางสถิติที่เหมาะสม การทดสอบความแม่นยำของแบบจำลอง และการใช้แบบจำลองเพื่อทำการพยากรณ์จริง

ประเภทของการพยากรณ์สามารถแบ่งออกได้หลายประเภทตามวัตถุประสงค์และลักษณะของข้อมูล เช่น การพยากรณ์เชิงเวลา (Time Series Forecasting) ซึ่งใช้ข้อมูลที่มีลำดับเวลาเป็นปัจจัยหลัก เช่น ยอดขายรายเดือน หรืออุณหภูมิรายวัน และการพยากรณ์เชิงเหตุผล (Causal Forecasting) ซึ่งอาศัยความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นเหตุ (Independent Variables) กับตัวแปรตาม (Dependent Variable) เช่น ความสัมพันธ์ระหว่างรายได้และการบริโภค

ความแม่นยำในการพยากรณ์เป็นปัจจัยสำคัญที่สะท้อนถึงคุณภาพของแบบจำลองและความน่าเชื่อถือของผลการพยากรณ์ โดยนักวิจัยมักใช้เกณฑ์ทางสถิติเช่น ค่าเฉลี่ยของข้อผิดพลาด (Mean Error), ค่าเฉลี่ยของข้อผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAE), รากที่สองของค่าเฉลี่ยของข้อผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) และค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

การพยากรณ์ในทางสถิติเป็นกระบวนการสำคัญที่ช่วยให้สามารถตัดสินใจได้อย่างมีเหตุผลและมีหลักฐานรองรับ มีความเป็นระบบ และสามารถนำไปใช้ในงานวิจัยเชิงประยุกต์ในหลากหลายสาขาได้อย่างกว้างขวาง โดยเฉพาะอย่างยิ่งในยุคที่ข้อมูลมีบทบาทสำคัญต่อการพัฒนาเชิงกลยุทธ์และการบริหารจัดการที่มีประสิทธิภาพ

2.2 วิธีการพยากรณ์เดี่ยว

2.2.1 วิธีการปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล ด้วยวิธีของวินเทอร์ (Exponential Smoothing : Winter's Method)

วิธีการปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลด้วยวิธีของวินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing) เป็นหนึ่งในเทคนิคการพยากรณ์เชิงอนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในงานวิจัยและการประยุกต์ใช้ในด้านต่าง ๆ โดยเฉพาะเมื่อข้อมูลมีลักษณะของแนวโน้ม (Trend) และฤดูกาล (Seasonality) วิธีการนี้พัฒนาโดย Charles C. Holt และ Peter R. Winters ซึ่งต่อยอดจากแนวคิดของการปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบธรรมดา (Simple Exponential Smoothing)

ใช้พยากรณ์ระยะสั้นจนถึงปานกลาง ข้อมูลไม่ควรเป็นรายปี เพราะจะไม่สามารถแยกอิทธิพลของฤดูกาลได้ ข้อมูลควรอยู่ในรูปรายเดือน รายสัปดาห์ รายไตรมาส เป็นต้น

ตัวแบบคือ
$$Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) S_t \varepsilon_t$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าข้อมูลหรือค่าสังเกต ณ คาบเวลาที่ t

β_0, β_1 คือ ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

S_t คือ ค่าความผันแปรตามฤดูกาล ณ เวลา t

รูปแบบการพยากรณ์คือ

$$\hat{Y}_{t+m} = \begin{cases} (a_t + b_t(m))\hat{S}_t & , \text{ when } t \leq p \\ (a_t + b_t(m))\hat{S}_{t-p+m} & , \text{ when } t > p \end{cases}$$

ค่า a คือระดับของข้อมูลหรือส่วนที่ปรับให้เรียบ

$$a_t = \begin{cases} \frac{\alpha Y_t}{\hat{S}_t} + (1 - \alpha)[a_{t-1} + b_{t-1}] & , \text{ when } t \leq p \\ \frac{\alpha Y_t}{\hat{S}_t - p} + (1 - \alpha)[a_{t-1} + b_{t-1}] & , \text{ when } t > p \end{cases}$$

ค่า b_t คือแนวโน้มโดยที่

$$b_t = \gamma(a_t + a_{t-1}) + (1 - \gamma) b_{t-1}$$

ค่า $\hat{S}_t$ คือฤดูกาลโดยที่

$$\hat{S}_t = \frac{\delta Y_t}{a_t} + (1 - \delta)\hat{S}_{t-p}$$

โดย $p = 1, 2, \dots, 12$, $0 \leq \alpha \leq 1$, $0 \leq \gamma \leq 1$ และ $0 \leq \delta \leq 1$

P คือ จำนวนฤดูกาล ถ้า $P = 4$ เมื่อข้อมูลเป็นแบบรายไตรมาส $P = 7$ เมื่อข้อมูลคือรายวัน และ $P = 12$ เมื่อข้อมูลเป็นรายเดือน

α คือ ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างข้อมูลและค่าการคาดการณ์และ $0 \leq \alpha \leq 1$

γ คือ ค่าคงที่ที่ราบเรียบระหว่างแนวโน้มจริงและแนวโน้มโดยประมาณและ $0 \leq \gamma \leq 1$

δ คือ ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างค่าฤดูกาลจริงและฤดูกาลโดยประมาณและ $0 \leq \delta \leq 1$

2.2.2 วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยการถดถอย (Time Series Regression Model method: TS)

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย (Time Series Regression Model: TS) เป็นหนึ่งในวิธีทางสถิติที่ได้รับความนิยมในการศึกษาพฤติกรรมของข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา โดยเฉพาะอย่างยิ่งในสาขาวิชาที่เกี่ยวข้องกับเศรษฐศาสตร์ ธุรกิจ การเงิน และอุตุนิยมวิทยา ซึ่งข้อมูล que ศึกษา มักมีลักษณะเชิงอนุกรมหรือมีลำดับตามเวลา การใช้แบบจำลองถดถอยในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา มีเป้าหมายเพื่อสร้างแบบจำลองที่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ศึกษาและเวลา รวมถึงการพยากรณ์ค่าของตัวแปรดังกล่าวในอนาคตบนพื้นฐานของแนวโน้มและรูปแบบในอดีต

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยแบบจำลองถดถอยเริ่มต้นจากการเตรียมข้อมูลในลักษณะอนุกรมเวลา ซึ่งต้องเป็นข้อมูลที่เรียงตามลำดับเวลา เช่น ข้อมูลรายวัน รายเดือน หรือรายปี ทั้งนี้ควรตรวจสอบความสมบูรณ์ ความต่อเนื่อง และคุณภาพของข้อมูลอย่างรอบคอบก่อนดำเนินการวิเคราะห์ ข้อมูลที่นำมาใช้ควรมีจำนวนช่วงเวลาที่เพียงพอ เพื่อให้สามารถจับแนวโน้มหรือรูปแบบที่เกิดขึ้นซ้ำได้อย่างชัดเจน

ข้อมูลอนุกรมเวลาจะประกอบด้วยองค์ประกอบหลัก 4 ประการ ได้แก่ แนวโน้ม (Trend) ซึ่งเป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในระยะยาว เช่น การเพิ่มขึ้นของยอดขายตามเวลา องค์ประกอบตามฤดูกาล (Seasonal) ที่เกิดขึ้นซ้ำเป็นรอบ เช่น ยอดขายที่เพิ่มขึ้นในช่วงเทศกาล องค์ประกอบเชิงวัฏจักร (Cyclical) ที่สะท้อนถึงวงจรทางเศรษฐกิจ และองค์ประกอบสุ่ม (Irregular) ซึ่งเป็นความผันผวนที่ไม่สามารถคาดการณ์ได้ล่วงหน้า แบบจำลองถดถอยในอนุกรมเวลามักมุ่งเน้นไปที่การวิเคราะห์แนวโน้มและฤดูกาล เนื่องจากเป็นปัจจัยที่สามารถระบุได้ชัดเจนจากข้อมูลในอดีต

ในกรณีที่ข้อมูลอนุกรมเวลามีค่าเปลี่ยนแปลงเนื่องจากแนวโน้มและ/หรือความผันแปรตามฤดูกาลซึ่งในกรณีนี้ตัวแบบการถดถอยก็อาจจะประกอบไปด้วยแนวโน้มเพียงอย่างเดียว หรือแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาล ถ้าตัวแบบการถดถอย ประกอบไปด้วยแนวโน้มเพียงอย่างเดียว ตัวแปรอิสระ จะเป็นตัวแปรเวลา แต่ถ้าตัวแบบดังกล่าวมีความผันแปรตามฤดูกาล รวมอยู่ด้วยตัวแปรอิสระที่ใช้แทนความผันแปรตามฤดูกาลจะเป็นตัวแปรดัมมี่ (dummy variable) ซึ่งตัวแปรนี้จะมีการกำหนดค่าขึ้นมาเพื่อจะบอกว่าข้อมูลอนุกรมเวลานั้นเกิดขึ้นในฤดูกาลใด ค่าตัวแปรดัมมี่ที่มักนิยมใช้กันคือ 0 หรือ 1 ตัวแปรดัมมี่จะเท่ากับ 0 ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลาไม่ตกในฤดูกาลที่กำหนด และเท่ากับ

1 ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลาคงอยู่ในฤดูกาลที่กำหนด ดังนั้นค่า 0 หรือ 1 ของตัวแปรดัมมีไม่ใช่ค่าที่แท้จริง แต่เป็นค่าที่ใช้แทนความหมายเท่านั้น ด้วยเหตุค่าของตัวแปรดัมมี จึงไม่สามารถนำมาคำนวณด้วย

วิธีการ ทางคณิตศาสตร์ (บวก ลบ คูณหรือหาร) ได้

สำหรับตัวแบบที่แสดงแนวโน้มและ/หรือความผันแปรตามฤดูกาลสามารถจะเขียนได้หลายรูปแบบดังนี้

1. กรณีที่ข้อมูลอนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้ม มีแต่ความผันแปรตามฤดูกาลในกรณีนี้จำนวนตัวแปรดัมมีที่สร้างขึ้นจะมีจำนวนเท่ากับ $L - 1$ ตัวโดยที่ L เป็นจำนวนฤดูกาลต่อปี เช่น ถ้าเป็นอนุกรมเวลารายเดือนค่า $L = 12$ เพราะว่าหนึ่งปีมี 12 เดือนหรือ 12 ฤดูกาล และ ถ้าเป็นอนุกรมเวลารายไตรมาสค่า $L = 4$ เพราะว่าหนึ่งปีมี 4 ไตรมาสหรือ 4 ฤดูกาล สำหรับตัวแปรดัมมี กำหนดให้เป็น S_{it} โดยที่

$$S_{it} = \begin{cases} 1 & \text{เมื่อสังเกต } Y_t \text{ ตกอยู่ในฤดูกาล } i, i=1,2,3,\dots,L-1 \\ 0 & \text{เมื่อสังเกต } Y_t \text{ ไม่ตกอยู่ในฤดูกาล } i, i=1,2,3,\dots,L-1 \end{cases}$$

ตัวแบบคือ

$$Y_t = \alpha + \beta_1 S_{1t} + \beta_2 S_{2t} + \beta_3 S_{3t} + \dots + \beta_{L-1} S_{L-1,t} + \varepsilon_t$$

โดยที่

Y_t คือ ข้อมูลหรือค่าสังเกต ณ เวลา t

α คือ ระยะที่ตัดแกนตั้ง (Y-intercept)

β_i คือ ค่าวัดความผันแปรตามฤดูกาลที่ i เมื่อเทียบกับฤดูกาลที่ L สำหรับ $i = 1, 2, 3, \dots, L-1$

เมื่อ β_i เป็นบวกแสดงว่าฤดูกาลที่ i มีความผันแปรเหนือฤดูกาลที่ L และเมื่อ β_i เป็นลบแสดงว่าฤดูกาลที่ i มีความผันแปรน้อยกว่าฤดูกาลที่ L

ε_t คือค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

สมการที่ใช้ในการพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_t = a + b_{1t}S_{1t} + b_{2t}S_{2t} + b_{3t}S_{3t} + \dots + b_{L-1}S_{L-1}$$

โดยที่ค่า a และ $b_1, b_2, b_3, \dots, b_{L-1}$ เป็นค่าประมาณของ α และ $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_{L-1}$
ตามลำดับ

2. กรณีที่ข้อมูลอนุกรมเวลามีแนวโน้มเป็นเส้นตรงและความผันแปรตามฤดูกาล ตัวแบบการถดถอยคือ

$$Y_t = \alpha + \beta t + \beta_1 S_{1t} + \beta_2 S_{2t} + \dots + \beta_{L-1} S_{L-1,t} + \varepsilon_t$$

โดยที่

Y_t คือ ข้อมูลหรือค่าสังเกต ณ เวลา t

α คือ ระยะที่ตัดแกนตั้ง (Y-intercept)

β คือ อัตราเพิ่มขึ้นหรือลดลงของ Y_t เมื่อ เพิ่มขึ้นหนึ่งหน่วย

β_i คือ ค่าวัดความผันแปรตามฤดูกาลที่ i เมื่อเทียบกับฤดูกาลที่ L สำหรับ $i = 1, 2, 3, \dots, L-1$

ε_t คือค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

สมการที่ใช้ในการพยากรณ์คือ $\hat{Y}_t = a + bt + b_{1t}S_{1t} + b_{2t}S_{2t} + \dots + b_{L-1}S_{L-1}$

โดยที่ค่า a และ $b_1, b_2, b_3, \dots, b_{L-1}$ เป็นค่าประมาณของ α และ $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_{L-1}$
ตามลำดับ

สำหรับวิธีอนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย เมื่อตรวจสอบตัวแบบแล้วพบว่าความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกันสามารถกำหนดให้เป็นตัวแบบ AR(1) ได้โดยที่

$$\varepsilon_t = \phi \varepsilon_{t-1}$$

2.2.3 วิธีบ็อกซ์ - เจนกินส์ (Box – Jenkins method : ARIMA)

วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) หรือที่รู้จักในชื่อแบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) เป็นวิธีการสถิติที่พัฒนาโดย George Box และ Gwilym Jenkins สำหรับการวิเคราะห์และการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีที่ข้อมูลไม่มีฤดูกาลชัดเจนหรือไม่มีโครงสร้างแนวโน้มแบบง่าย วิธีนี้ถือเป็นหนึ่งในแนวทางที่ทรงประสิทธิภาพและมีความยืดหยุ่นสูง เนื่องจากสามารถจัดการกับข้อมูลที่ไม่นิ่ง (non-stationary) ได้ผ่านกระบวนการทำให้ข้อมูลอยู่ในภาวะเสถียร (stationary) ก่อนการสร้างแบบจำลอง

แบบจำลอง ARIMA ประกอบด้วยสามองค์ประกอบหลัก ได้แก่ องค์ประกอบเชิงอัตโนมิติ (Autoregressive: AR) ซึ่งใช้ค่าย้อนหลังของตัวแปรเองมาอธิบายค่าปัจจุบัน องค์ประกอบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average: MA) ซึ่งใช้ข้อผิดพลาดของแบบจำลองในอดีตมาอธิบายค่าปัจจุบัน และองค์ประกอบทำให้ข้อมูลเป็นเสถียร (Integrated: I) โดยการหาผลต่าง (differencing) เพื่อขจัดแนวโน้มหรือความไม่เสถียรในชุดข้อมูล องค์ประกอบทั้งสามนี้ถูกระบุในแบบจำลอง ARIMA(p,d,q) ซึ่ง p แสดงถึงลำดับของ AR, d แสดงถึงจำนวนครั้งที่ทำ differencing และ q แสดงถึงลำดับของ MA

กระบวนการวิเคราะห์ตามแนวทางของ Box-Jenkins ประกอบด้วยขั้นตอนสำคัญสามประการ ได้แก่ (1) การระบุแบบจำลอง (Model Identification) ซึ่งเกี่ยวข้องกับการตรวจสอบว่าอนุกรมเวลาที่ใช้งานมีลักษณะเป็น stationary หรือไม่ และเลือกค่าของ p, d, และ q ที่เหมาะสมโดยอาศัยกราฟ ACF (Autocorrelation Function) และ PACF (Partial Autocorrelation Function) เป็นหลัก (2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameter Estimation) โดยใช้วิธี Maximum Likelihood หรือ Least Squares เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด และ (3) การตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง (Model Diagnostic Checking) ซึ่งทำได้โดยการวิเคราะห์ค่าคลาดเคลื่อน (Residuals) ว่ามีลักษณะเป็น white noise หรือไม่ หากยังมีรูปแบบที่เหลืออยู่ อาจต้องพิจารณาแก้ไขแบบจำลองใหม่

ในเชิงปฏิบัติ แบบจำลอง ARIMA มีความสามารถในการพยากรณ์ค่าของข้อมูลในอนาคตได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในกรณีที่ข้อมูลมีลักษณะซับซ้อนหรือไม่สามารถอธิบายได้ด้วยแนวโน้มหรือฤดูกาลเพียงอย่างเดียว การพัฒนาแบบจำลองในลักษณะนี้ช่วยให้สามารถปรับใช้กับ

ข้อมูลได้อย่างยืดหยุ่น และสามารถประยุกต์ใช้ในงานหลากหลายด้าน เช่น การพยากรณ์ยอดขาย การวิเคราะห์แนวโน้มเศรษฐกิจ การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วย หรือข้อมูลทางด้านสิ่งแวดล้อม

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบอซ-เจนกินส์ เป็นระเบียบวิธีทางสถิติสำหรับหาตัวแบบพยากรณ์ เทคนิคนี้อาศัยความสัมพันธ์จากข้อมูลในอดีต เพื่อหาตัวแบบแสดงพฤติกรรมของข้อมูล และใช้เป็นแนวทางในการพยากรณ์พฤติกรรมในอนาคต เป็นเทคนิคที่มีประสิทธิภาพสูงสำหรับการพยากรณ์ในระยะสั้น ตัวแบบที่ใช้ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบอซและเจนกินส์ เรียกตัวแบบ ARIMA ซึ่งย่อมาจากคำว่า Autoregressive Integrated Moving Average ตัวแบบ ARIMA มีข้อสมมติว่าค่าปัจจุบันของค่าสังเกตเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของค่าสังเกตและค่าคลาดเคลื่อนสุ่มในอดีต โดยงานศึกษานี้ จะศึกษาตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาล หลักการสร้างตัวแบบจะประกอบไปด้วย 2 ส่วน ส่วนที่หนึ่งได้แก่ ตัวแบบ ARIMA(p,d,q) ซึ่งเป็นตัวแบบที่ใช้อนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม ส่วนที่สองได้แก่ ตัวแบบ ARIMA(P,D,O) ตัวแบบนี้สามารถจะเขียนในรูปของ Backshift Operator เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ ARIMA(p,d,g(P,D,Q), มีตัวแบบ คือ

$$(1-B)^d(1-B^L)^D(1-\phi_1B-\phi_2B^2-...-\phi_pB^p)(1-\phi_LB^L-\phi_{2L}B^{2L}-...-\phi_{PL}B^{PL})Y_t = \theta_0 + (1-\theta_1B-\theta_2B^2-...-\theta_qB^q)(1-\theta_LB^L-\theta_{2L}B^{2L}-...-\theta_{QL}B^{QL})\varepsilon_t$$

โดยที่ Y_t	คือ ค่าสังเกต ณ คาบเวลาที่ t
θ_0	คือ ค่าคงที่
$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$	คือ ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย
$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$	คือ ค่าสัมประสิทธิ์ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่
$\phi_L, \phi_{2L}, \dots, \phi_{PL}$	คือ ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยฤดูกาล
$\theta_L, \theta_{2L}, \dots, \theta_{PL}$	คือ ค่าสัมประสิทธิ์ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ฤดูกาล
B	คือ ตัวดำเนินการถดถอยหลังเวลา โดยที่ $B^m Y_t = Y_{t-m}$
P	คือ อันดับของตัวแบบการถดถอย
d	คือ จำนวนครั้งของการทำผลต่างเพื่อทำให้อนุกรมเวลาคงที่
q	คือ อันดับของตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่
p	คืออันดับของตัวแบบการถดถอยฤดูกาล
D	คือ จำนวนครั้งของการทำผลต่างฤดูกาล
Q	คือ อันดับของตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ฤดูกาล
L	คือ จำนวนฤดูกาล (อนุกรมเวลารายเดือน $L = 12$)

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ คาบเวลาที่ t และ $\varepsilon_t \sim Nid(0, \sigma^2)$

ส่วนของค่าสังเกตในอดีตที่อยู่ในตัวแบบเรียกเป็นเทอมการถดถอยในตัว (Autoregressive หรือ AR) และในส่วนของความคลาดเคลื่อนสุ่มในอดีตที่อยู่ในตัวแบบเรียกเป็นเทอมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average หรือ MA) และอนุกรมเวลาที่ต้องมีการหาผลต่างก่อนเพื่อแปลงให้เป็นอนุกรมเวลาที่มีลักษณะคงที่ เรียกว่าเป็นอนุกรมเวลาที่ปรับให้มีลักษณะคงที่แล้ว (Integrated Version of a Stationary Series หรือ I) ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์-เจนกินส์ มีขั้นตอนดังนี้

1. พิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลาว่าคงที่หรือไม่ หากไม่คงที่ทำการที่ทำการหาผลต่างเพื่อให้ลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาที่คงที่
2. กำหนดรูปแบบ เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสม จากการพิจารณาแผนภาพสหสัมพันธ์ในตัว (ACF) และแผนภาพสหสัมพันธ์ในตัวบางส่วน (PACF)
3. การประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด
4. ตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบ โดยการพิจารณาแผนภาพสหสัมพันธ์ในตัว (ACF) และแผนภาพสหสัมพันธ์ในตัวบางส่วน (PACF) ของค่าความคลาดเคลื่อน

2.3 วิธีการพยากรณ์ร่วม (Combined Forecasts)

การพยากรณ์ร่วม (Combined Forecasting) เป็นวิธีการพยากรณ์ที่มีเป้าหมายเพื่อเพิ่มความแม่นยำของผลการพยากรณ์โดยการรวมผลลัพธ์จากแบบจำลองพยากรณ์หลายแบบเข้าด้วยกัน แทนที่จะพึ่งพาเพียงแบบจำลองเดียว วิธีการนี้มีรากฐานจากแนวคิดที่ว่าผลลัพธ์จากแต่ละแบบจำลองย่อมมีข้อผิดพลาดบางประการที่อาจแตกต่างกันออกไป และด้วยเหตุนี้ การผสมผสานผลลัพธ์จากหลายแบบจำลองจึงสามารถลดความเอนเอียงและความแปรปรวนที่มีอยู่ในแบบจำลองเดี่ยวได้

การพยากรณ์ร่วมได้รับการสนับสนุนจากหลักฐานเชิงประจักษ์ที่แสดงให้เห็นว่า แบบจำลองรวมสามารถให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากกว่าการใช้แบบจำลองใดแบบจำลองหนึ่งเพียงลำพัง โดยเฉพาะในกรณีที่ข้อมูลมีความไม่แน่นอนสูง หรือแบบจำลองแต่ละแบบมีข้อจำกัดเฉพาะตัว การใช้การพยากรณ์ร่วมจึงเป็นแนวทางที่ช่วยลดความเสี่ยงจากการเลือกแบบจำลองที่ไม่เหมาะสมในบริบทใดบริบทหนึ่ง อีกทั้งยังช่วยให้ได้ผลลัพธ์ที่มีเสถียรภาพมากขึ้น เหมาะสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้ในงานพยากรณ์เชิงธุรกิจ เศรษฐกิจ หรือวิทยาศาสตร์ข้อมูล

การพยากรณ์ร่วมจำเป็นต้องอาศัยการวิเคราะห์เชิงลึกเกี่ยวกับคุณสมบัติของแบบจำลองที่นำมารวม ความสัมพันธ์ระหว่างผลลัพธ์ และวิธีการถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสม หากใช้โดยไม่คำนึงถึงความแตกต่างหรือความสัมพันธ์ระหว่างแบบจำลอง อาจนำไปสู่การรวมที่ไม่มีประสิทธิภาพได้ ดังนั้น การประเมินความแม่นยำของแบบจำลองแต่ละตัว รวมถึงการตรวจสอบสมมติฐานของความเป็นอิสระและความครอบคลุมของแบบจำลองที่เลือกมาใช้ จึงเป็นสิ่งสำคัญที่ต้องพิจารณาอย่างรอบคอบในการวางแผนและดำเนินการพยากรณ์ร่วม

การหาค่าพยากรณ์ใหม่จากการรวมกันของค่าพยากรณ์เดี่ยวแต่ละวิธีการที่ใช้ในการศึกษา โดยการหาตัวถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมสำหรับแต่ละวิธีการพยากรณ์ นั้น ๆ การหาค่าพยากรณ์ร่วม (Combined Forecast: CF) มีตัวแบบ คือ

$$CF_{jt} = \sum_{j=1}^m W_j \hat{Y}_{jt}$$

โดยที่	W_j	คือ ตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีพยากรณ์ที่ j
	$\hat{Y}_{jt}$	คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีพยากรณ์ที่ j ณ คาบเวลาที่ t
	j	คือ วิธีพยากรณ์ที่ j ; $j = 1, 2, \dots, m$
	t	คือ คาบเวลา ; $t = 1, 2, \dots, n$

2.3.1 วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW)

วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method หรือ Equivalent Weighted Method: EW) เป็นแนวทางหนึ่งในการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลหลายชุดโดยที่ให้ความสำคัญหรือความถ่วงน้ำหนักแก่แต่ละชุดข้อมูลอย่างเท่าเทียมกัน กล่าวคือ ข้อมูลทุกชุดจะมีผลต่อค่าเฉลี่ยรวมในสัดส่วนที่เท่ากันโดยไม่มีการให้น้ำหนักมากหรือน้อยไปกว่ากัน วิธีนี้ถือเป็นวิธีการพื้นฐานที่ได้รับการยอมรับและใช้งานอย่างแพร่หลายในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณ โดยเฉพาะในงานวิจัยที่ต้องการความเป็นกลางในการพิจารณาค่ากลางของข้อมูลหลายชุดหรือหลายช่วงเวลา

หลักการพื้นฐานของวิธีการนี้คือการนำค่าที่ต้องการวิเคราะห์มาบวกเข้าด้วยกันทั้งหมด แล้วนำผลรวมที่ได้ไปหารด้วยจำนวนค่าทั้งหมด ซึ่งส่งผลให้ค่าทุกค่ามีอิทธิพลต่อผลลัพธ์ในระดับที่เท่ากัน กล่าวคือ ไม่มีค่าหนึ่งค่าหรือกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งถูกให้น้ำหนักมากกว่าหรือน้อยกว่าค่าอื่น การคำนวณนี้สามารถใช้ได้ทั้งในกรณีของข้อมูลตัวเลขที่เป็นปริมาณ เช่น คะแนนเฉลี่ย ผลผลิตเฉลี่ย หรือผลการวัดค่าต่าง ๆ ที่มีลักษณะเทียบเคียงกันได้

ข้อดีของวิธีนี้คือความเรียบง่ายในการคำนวณ ความโปร่งใสในการวิเคราะห์ และความเป็นกลางที่ไม่เลือกปฏิบัติต่อข้อมูลชุดใดชุดหนึ่ง ข้อจำกัดที่สำคัญคือ วิธีนี้ไม่สามารถสะท้อนถึงความสำคัญหรือขนาดของแต่ละชุดข้อมูลได้อย่างเหมาะสมในกรณีที่ข้อมูลแต่ละชุดมีน้ำหนักในเชิงปริมาณไม่เท่ากัน เช่น ข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดแตกต่างกัน หรือข้อมูลที่มีความเชื่อมั่นไม่เท่ากัน หากใช้วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากันในกรณีดังกล่าว อาจทำให้ผลการวิเคราะห์บิดเบือนได้ และอาจไม่สอดคล้องกับสภาพความเป็นจริงทางสถิติหรือเชิงปฏิบัติ

วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method หรือ EW) เป็นวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีจุดเด่นด้านความเรียบง่ายและความเป็นกลาง เหมาะสำหรับใช้ในบริบทที่ข้อมูลแต่ละชุดมีความสำคัญเท่าเทียมกัน และไม่มีปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อความแตกต่างของน้ำหนักระหว่างข้อมูลชุดต่าง ๆ อย่างมีนัยสำคัญ ทั้งนี้ การเลือกใช้วิธีดังกล่าวควรขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลและวัตถุประสงค์ของการวิจัยอย่างถี่ถ้วน เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความถูกต้องและสอดคล้องกับข้อเท็จจริงทางวิชาการและสถิติอย่างแท้จริง

วิธีการนี้ให้ความสำคัญแก่วิธีการพยากรณ์แต่ละวิธีที่นำมารวมกัน เท่าๆกัน ดังนั้นสูตรในการคำนวณหาตัวถ่วงน้ำหนัก คือ

$$W_j = \frac{1}{m}$$

โดยที่ W_j คือ ตัวถ่วงน้ำหนักเฉลี่ยของวิธีการพยากรณ์ที่ j

m คือ จำนวนวิธีการพยากรณ์ที่นำมารวมกัน

2.3.2 วิธีการพยากรณ์รวมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

การพยากรณ์รวมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis for Joint Forecasting) เป็นเทคนิคทางสถิติที่มีความสำคัญอย่างยิ่งในงานวิจัยเชิงปริมาณ โดยเฉพาะในกรณีที่นักวิจัยต้องการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น (Independent Variables) หลายตัวกับตัวแปรตาม (Dependent Variable) เพื่อนำความสัมพันธ์ดังกล่าวมาใช้ในการทำนายค่าของตัวแปรตามในอนาคตอย่างมีหลักเกณฑ์และเป็นระบบ

หลักการสำคัญของวิธีการวิเคราะห์การถดถอยอยู่ที่การสร้างสมการหรือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ซึ่งแสดงความสัมพันธ์เชิงเส้น (หรือในบางกรณี อาจเป็นความสัมพันธ์ไม่เชิงเส้น) ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ โดยสมการที่ได้จะสะท้อนถึงแนวโน้มของข้อมูลในอดีต และใช้แนวโน้มนั้นในการพยากรณ์ค่าที่อาจเกิดขึ้นในอนาคตได้อย่างมีเหตุผล การพยากรณ์รวมในบริบทนี้จึงหมายถึงการใช้ตัวแปรต้นหลายตัวร่วมกัน เพื่ออธิบายหรือคาดการณ์ค่าของตัวแปรตามให้มีความแม่นยำและรัดกุมมากยิ่งขึ้น

ในเชิงปฏิบัติ กระบวนการวิเคราะห์การถดถอยเริ่มต้นจากการรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรต้นและตัวแปรตามในช่วงเวลาหนึ่ง จากนั้นทำการตรวจสอบความสัมพันธ์เบื้องต้น เช่น การหาค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เพื่อพิจารณาว่าตัวแปรใดมีแนวโน้มที่จะมีอิทธิพลต่อกันมากน้อยเพียงใด เมื่อได้ข้อมูลเบื้องต้นแล้ว นักวิจัยจะดำเนินการสร้างแบบจำลองถดถอย โดยการประมาณค่าพารามิเตอร์ในสมการถดถอยผ่านกระบวนการคำนวณ เช่น วิธีการกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Method) ซึ่งเป็นวิธีที่นิยมมากที่สุด เนื่องจากสามารถให้ค่าประมาณที่ทำให้ผลรวมของกำลังสองของค่าคลาดเคลื่อน (Residuals) น้อยที่สุด

การพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเป็นกระบวนการที่นำเสนอแนวทางที่เป็นระบบและมีหลักวิชาการในการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหลายตัว เพื่อสร้างแบบจำลองที่สามารถนำมาใช้ทำนายพฤติกรรมของปรากฏการณ์ใดปรากฏการณ์หนึ่งในอนาคตได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยอาศัยข้อมูลในอดีตเป็นพื้นฐานสำคัญ วิธีการนี้จึงถือเป็นเครื่องมือทางสถิติที่มีประโยชน์และมีประสิทธิภาพสูงในการวิจัยเชิงประจักษ์ ทั้งในด้านเศรษฐศาสตร์ สังคมศาสตร์ วิทยาศาสตร์ประยุกต์ และสาขาอื่น ๆ

ขั้นตอนการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย จะทำการเลือกตัวแปรโดยวิธี Stepwise ซึ่งใช้สัญลักษณ์ ดังนี้

$$C\hat{F}_{jt} = \beta + \sum_{t=1}^n \beta_j \hat{y}_{jt} + \varepsilon_t$$

โดยที่	$\hat{y}_{jt}$	คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ที่ j ณ คาบเวลาที่ t
	j	คือ วิธีการพยากรณ์ที่ j ; j = 1,2,...,m
	t	คือ คาบเวลา ; t = 1,2,...,n

2.3.3 วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination)

วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based Combination) เป็นแนวทางเชิงวิเคราะห์ที่ใช้ในการรวมผลการพยากรณ์จากหลายแบบจำลองเข้าด้วยกัน โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อเพิ่มความแม่นยำของผลการพยากรณ์โดยรวม วิธีนี้มีรากฐานมาจากแนวคิดที่ว่า การใช้ผลลัพธ์จากแบบจำลองเดี่ยวเพียงแบบเดียวอาจไม่สามารถสะท้อนพฤติกรรมของข้อมูลที่แท้จริงได้อย่างครอบคลุม เนื่องจากแบบจำลองแต่ละแบบมีข้อสมมติ ข้อดี และข้อจำกัดเฉพาะตัว ดังนั้น การนำผลลัพธ์จากหลายแบบจำลองมารวมกันโดยอิงตามค่าความแม่นยำในอดีต จึงเป็นวิธีที่สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการคาดการณ์ในเชิงสถิติได้อย่างมีนัยสำคัญ

ในบริบทของวิธีรวมแบบอิงค่า MAPE หรือ Mean Absolute Percentage Error ถือเป็นตัวชี้วัดความแม่นยำที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย โดยเฉพาะในงานวิเคราะห์เชิงพยากรณ์ เนื่องจากสามารถแสดงค่าความคลาดเคลื่อนในรูปแบบร้อยละ ซึ่งช่วยให้สามารถเปรียบเทียบระดับความผิดพลาดของแบบจำลองต่าง ๆ ได้อย่างชัดเจนและเป็นมาตรฐานเดียวกัน วิธีการรวมแบบอิงค่า

MAPE จึงใช้ MAPE เป็นเกณฑ์ในการกำหนดน้ำหนักของแต่ละแบบจำลอง กล่าวคือ แบบจำลองที่มีค่า MAPE ต่ำกว่า (ซึ่งหมายถึงมีความแม่นยำสูงกว่า) จะได้รับการจัดสรรน้ำหนักมากกว่าแบบจำลองที่มีค่า MAPE สูง

กระบวนการในการนำวิธีการนี้ไปใช้ในเชิงปฏิบัติโดยทั่วไปเริ่มต้นจากการประเมินค่า MAPE ของแต่ละแบบจำลอง โดยพิจารณาจากผลการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่มีข้อมูลจริง (เรียกว่า in-sample หรือ historical data) เมื่อนักวิจัยได้ค่า MAPE ของแบบจำลองแต่ละแบบแล้ว จะทำการแปลงค่า MAPE เหล่านั้นให้เป็นน้ำหนักในเชิงผกผัน ซึ่งมักใช้วิธีการแปลงเป็นค่ากลับ (reciprocal) หรือค่าที่แปรผกผันต่อค่า MAPE เพื่อให้แบบจำลองที่แม่นยำกว่า (มี MAPE ต่ำ) มีน้ำหนักสูงกว่าอย่างสมเหตุสมผล จากนั้นจึงนำผลการพยากรณ์ของแต่ละแบบจำลองมารวมกันตามสัดส่วนน้ำหนักที่ได้คำนวณไว้

ข้อได้เปรียบของวิธีรวมแบบอิงค่า MAPE คือสามารถสะท้อนคุณภาพของแบบจำลองแต่ละแบบได้อย่างมีนัยสำคัญ เนื่องจากพิจารณาจากผลงานในอดีตที่เป็นรูปธรรม จึงสามารถลดผลกระทบจากแบบจำลองที่มีความคลาดเคลื่อนสูงได้ในระดับหนึ่ง นอกจากนี้ วิธีนี้ยังมีความยืดหยุ่นสูงและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้กับแบบจำลองทุกประเภท ทั้งแบบเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น รวมถึงแบบจำลองเชิงสถิติและแบบจำลองจากการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning)

การใช้วิธีนี้ก็มีข้อจำกัดที่ควรพิจารณา กล่าวคือ ความแม่นยำของแบบจำลองในอดีตอาจไม่จำเป็นต้องสอดคล้องกับความแม่นยำในอนาคต โดยเฉพาะในกรณีที่ข้อมูลมีความเปลี่ยนแปลงเชิงโครงสร้าง (structural change) หรืออยู่ภายใต้บริบทที่เปลี่ยนไปจากเดิมอย่างมาก การให้น้ำหนักตามค่า MAPE ในอดีตเพียงอย่างเดียวอาจไม่สามารถสะท้อนถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองในสถานการณ์ใหม่ได้อย่างถูกต้อง MAPE มีข้อจำกัดในบางบริบท เช่น เมื่อตัวแปรตามมีค่าต่ำหรือเป็นศูนย์ ซึ่งอาจทำให้ค่าความผิดพลาดมีขนาดสูงเกินจริงหรือตีความได้ยาก

วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based Combination) เป็นแนวทางการผสมผสานผลการพยากรณ์จากหลายแบบจำลองเข้าด้วยกัน โดยใช้ความแม่นยำจากข้อมูลในอดีตเป็นเกณฑ์กำหนดน้ำหนักของแต่ละแบบจำลอง ผ่านการใช้ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยในรูปเปอร์เซ็นต์ (MAPE) เป็นตัวบ่งชี้หลัก วิธีนี้ช่วยเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์โดยรวม และเป็นทางเลือกที่เหมาะสมสำหรับนักวิจัยที่ต้องการลดความเสี่ยงจากการพึ่งพาแบบจำลองเพียงแบบเดียว โดยใช้ข้อได้เปรียบของแต่ละแบบจำลองให้เกิดประโยชน์ร่วมกันอย่างมีประสิทธิภาพทางสถิติ

$$w_i = \frac{100 - \text{mape_}w_i}{\sum_{i=1}^m 100 - \text{mape_}w_i}$$

เมื่อ

$$\text{mape_}w_i = \left(\frac{100}{n}\right) \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าจริงของข้อมูล
 $\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ของข้อมูล
 n คือ จำนวนข้อมูล

2.3.4 วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE)

วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Weighted Inverse to the Square Root of the Sum of Squared Errors: WISRSSE) เป็นเทคนิคเชิงปริมาณที่มีความสำคัญในการพยากรณ์และการรวมผลการพยากรณ์จากหลายแบบจำลอง (forecast combination) โดยมีจุดมุ่งหมายหลักในการเพิ่มความแม่นยำของค่าที่พยากรณ์ผ่านการจัดสรรน้ำหนักให้แก่แต่ละแบบจำลองตามระดับความผิดพลาดของแบบจำลองนั้นในอดีต วิธีนี้ตั้งอยู่บนสมมติฐานพื้นฐานที่ว่า แบบจำลองที่มีผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Sum of Squared Errors: SSE) ต่ำ จะมีความแม่นยำสูงกว่าแบบจำลองที่มี SSE สูง และสมควรได้รับน้ำหนักมากกว่าในการรวมผลการพยากรณ์

หลักการของวิธีการนี้เริ่มต้นจากการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Squared Error) สำหรับ แต่ละช่วงเวลาของการพยากรณ์ในอดีต ซึ่งเป็นค่าความแตกต่างระหว่างค่าที่พยากรณ์ได้กับค่าจริง แล้วทำการ ยกกำลังสองเพื่อลบล้างค่าลบและเน้นความผิดพลาดที่มีขนาดใหญ่

ผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่ได้ (SSE) จะถูกนำมาใช้ในการประเมินคุณภาพของแต่ละแบบจำลอง โดยแบบจำลองที่มีค่า SSE ต่ำจะถือว่ามีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีกว่า

จากนั้น กระบวนการในการถ่วงน้ำหนักจะดำเนินการต่อไปด้วยการนำค่าผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองมาแปลงเป็นรากที่สอง (square root) เพื่อปรับให้หน่วยของค่าความคลาดเคลื่อนอยู่ในระดับเดียวกับค่าต้นฉบับ ลดปัญหาการให้ค่าผิดพลาดที่สูงเกินจริง จากนั้นจึงนำค่าดังกล่าวไปผกผัน (inverse) เพื่อสร้างน้ำหนักถ่วง (weight) ซึ่งจะส่งผลให้แบบจำลองที่มีค่ารากที่สองของ SSE ต่ำกว่าจะได้รับน้ำหนักสูงกว่าแบบจำลองที่มี SSE สูงอย่างสมเหตุสมผล

การคำนวณน้ำหนักในลักษณะนี้ช่วยให้สามารถสะท้อนประสิทธิภาพของแบบจำลองต่าง ๆ ได้อย่างแม่นยำมากขึ้น โดยเน้นการลดอิทธิพลของแบบจำลองที่มีความคลาดเคลื่อนสูง และส่งเสริมการใช้ข้อมูลจากแบบจำลองที่แสดงผลลัพธ์ที่มีแนวโน้มใกล้เคียงกับความเป็นจริงมากกว่า เมื่อได้ค่าน้ำหนักที่เหมาะสมแล้ว นักวิจัยจะนำค่าน้ำหนักเหล่านี้ไปใช้ในการรวมค่าพยากรณ์ของแต่ละแบบจำลอง เพื่อสร้างค่าพยากรณ์รวม (combined forecast) ที่มีความแม่นยำสูงกว่าการใช้แบบจำลองเดียว

จุดแข็งของวิธีการ WISRSSE คือความสามารถในการจัดสรรน้ำหนักแบบพลวัตตามคุณภาพของแบบจำลองแต่ละแบบโดยอิงจากการวัดความผิดพลาดที่ครอบคลุมทุกช่วงเวลาในอดีต การใช้ผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง ทำให้สามารถพิจารณาข้อมูลที่มีลักษณะเบี่ยงเบนหรือความผิดปกติได้อย่างเหมาะสม อีกทั้งการใช้การแปลงค่าเป็นรากที่สองและการผกผัน ยังช่วยลดอคติจากค่าผิดปกติที่อาจเกิดจากข้อมูลเฉพาะช่วงเวลาหนึ่งได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ข้อจำกัดของวิธีนี้ก็มิให้พิจารณา เช่น ในกรณีที่แบบจำลองหนึ่งมี SSE ต่ำมากแต่ยังคงมีลักษณะของการพยากรณ์ที่ไม่สม่ำเสมอ หรือในกรณีที่ข้อมูลในอดีตไม่สามารถสะท้อนถึงลักษณะของข้อมูลในอนาคตได้อย่างครบถ้วน การให้น้ำหนักตาม SSE อาจไม่สามารถนำไปสู่ผลลัพธ์ที่แม่นยำที่สุดได้เสมอไป อีกทั้งวิธีนี้ยังต้องอาศัยข้อมูลที่มีการวัดค่าความผิดพลาดได้อย่างถูกต้องและครอบคลุม เพื่อให้การประเมิน SSE เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ

วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (WISRSSE) เป็นเครื่องมือทางสถิติที่ช่วยเสริมประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยใช้การรวมผลจากหลายแบบจำลองเข้าด้วยกันในสัดส่วนที่สะท้อนความแม่นยำของแต่ละแบบจำลองอย่างแท้จริง วิธีนี้

เหมาะสมกับงานวิจัยเชิงประจักษ์ที่ต้องการผลลัพธ์เชิงพยากรณ์ที่มีความเที่ยงตรงสูง และเป็นทางเลือกที่ได้รับความนิยมในสาขาเศรษฐศาสตร์ การเงิน วิทยาศาสตร์ข้อมูล และการวางแผนเชิงกลยุทธ์ในภาคธุรกิจและอุตสาหกรรม

$$W_i = \frac{1/\sqrt{SSE_j}}{1/\sqrt{SSE_1} + 1/\sqrt{SSE_2} + \dots + 1/\sqrt{SSE_j}}$$

$$SSE_j = \sum_{t=1}^n e_t^2$$

โดยที่ W_i คือ ตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการพยากรณ์ที่ j

SSE_j คือ ผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของวิธีการพยากรณ์ที่ j

2.4 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์

การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ (Forecasting Method Comparison) โดยใช้ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยในรูปเปอร์เซ็นต์ หรือที่เรียกโดยย่อว่า MAPE (Mean Absolute Percentage Error) เป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในงานวิจัยเชิงประจักษ์และงานวิเคราะห์ข้อมูลเชิงคาดการณ์ ทั้งนี้เนื่องจาก MAPE เป็นตัวชี้วัดที่สามารถอธิบายระดับความแม่นยำของการพยากรณ์ได้อย่างชัดเจน เข้าใจง่าย และอยู่ในรูปแบบของร้อยละ ทำให้สามารถนำไปเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลองหรือวิธีการพยากรณ์ต่าง ๆ ได้อย่างเหมาะสมและเป็นธรรม โดยไม่ขึ้นกับหน่วยของข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์

ในกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพยากรณ์ นักวิจัยมักมีความจำเป็นในการประเมินว่าแบบจำลองใด หรือวิธีการใดให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำมากกว่ากัน เพื่อเลือกนำไปใช้ในบริบทที่ต้องการทำนายค่าของตัวแปร ในอนาคต การเปรียบเทียบดังกล่าวจึงต้องอาศัยตัวชี้วัดที่สามารถวัดความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าที่พยากรณ์ได้ กับค่าจริงอย่างเป็นระบบและสามารถตีความในเชิงประสิทธิภาพของแบบจำลองได้ ซึ่ง MAPE เป็นตัวชี้วัดที่ตอบโจทย์ในด้านนี้อย่างมีประสิทธิภาพ

ค่าของ MAPE คำนวณได้จากการหาค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ระหว่างค่าที่พยากรณ์ได้ และค่าจริง ในแต่ละช่วงเวลา แล้วหารด้วยค่าจริงในช่วงเวลานั้น ๆ จากนั้นนำมาหาค่าเฉลี่ยตลอดช่วงเวลาที่ทำนายพยากรณ์ และแสดงผลในรูปเปอร์เซ็นต์ ดังนั้น ค่านี้จึงสามารถแสดงขนาดของความ

คลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ยในสัดส่วนต่อค่าจริง ซึ่งช่วยให้สามารถเข้าใจได้ว่าผลการพยากรณ์นั้นเบี่ยงเบนจากค่าจริงไปมากน้อยเพียงใด หากค่า MAPE มีค่าน้อย หมายถึงการพยากรณ์มีความแม่นยำสูง ในทางตรงกันข้าม ค่า MAPE ที่มีค่าสูงจะแสดงถึงการพยากรณ์ที่เบี่ยงเบนจากค่าจริงมาก จึงมีความแม่นยำน้อย

เมื่อมีการนำวิธีการพยากรณ์หลายวิธีมาทดสอบกับชุดข้อมูลเดียวกัน นักวิจัยสามารถใช้ค่า MAPE จากแต่ละแบบจำลองเป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบ เพื่อประเมินว่าแบบจำลองใดให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำที่สุดภายใต้เงื่อนไขเดียวกัน วิธีนี้มีข้อได้เปรียบที่ชัดเจน คือสามารถใช้เปรียบเทียบระหว่างแบบจำลองที่มีลักษณะต่างกัน เช่น แบบจำลองเชิงสถิติกับแบบจำลองที่ใช้การเรียนรู้ของเครื่อง หรือแบบจำลองเชิงเส้นกับแบบจำลองไม่เชิงเส้น ได้อย่างยุติธรรม เนื่องจากไม่ขึ้นอยู่กับสเกลของข้อมูล และสามารถแปลความหมายในเชิงสัดส่วนได้อย่างชัดเจน

การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์โดยใช้ค่า MAPE เป็นกระบวนการวิเคราะห์เชิงประเมินที่มีความสำคัญและมีความน่าเชื่อถือในเชิงสถิติ ช่วยให้นักวิจัยสามารถตัดสินใจเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการนำไปใช้พยากรณ์ในอนาคต โดยอาศัยการเปรียบเทียบความแม่นยำของผลลัพธ์ในอดีตอย่างเป็นระบบและโปร่งใส การใช้ MAPE อย่างมีประสิทธิภาพควรอยู่ภายใต้บริบทของข้อมูลที่มีความเหมาะสม

ค่าร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \times 100$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าข้อมูลจริง ณ เวลาที่ t

$\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลาที่ t

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ยุทธชัย มิ่งขวัญ (2565) การศึกษาเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์สำหรับปริมาณการใช้ไฟฟ้าของมหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรดิตถ์โดยใช้ข้อมูล ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2564 จำนวนทั้งหมด 120 เดือน เปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์จากวิธีของ บอกซ์-เจนกินส์ และวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวกและ เมื่อทำการเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์จากทั้ง 2 วิธี โดยทำการแบ่งการพยากรณ์ล่วงหน้าเป็น 3 ช่วงเวลา พบว่า วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวกเป็นวิธีที่เหมาะสมในการพยากรณ์ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าช่วง 3 เดือน ส่วนวิธีของ บอกซ์-เจนกินส์เป็นวิธีที่เหมาะสมในการ พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้าช่วง 6 และ 12 เดือน

ศศิประภา ตาลยงค์ (2560) การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ของประเทศไทยโดยใช้ ตัวแบบวินเทอร์ ตัวแบบอาร์มา และตัวแบบวินเทอร์ที่มีความคลาดเคลื่อน เป็นตัวแบบอาร์มา และ เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือน ของประเทศไทยจำแนก ตามรายภาค และรายจังหวัดที่มีผลิตภัณฑ์จังหวัดต่อหัวในปีพ.ศ. 2558 ที่ สูงสุด 5 อันดับแรก โดย แบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน คือส่วนที่หนึ่งใช้ในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ และส่วนที่สองเพื่อใช้ในการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน โดยใช้เกณฑ์ค่าเฉลี่ยของค่า สัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความ คลาดเคลื่อน (MAPE) ซึ่งตัวแบบที่เหมาะสมจะให้ค่า MAPE ต่ำสุด ในการ พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย จำแนกตามรายจังหวัด ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2558 จำนวน 12 เดือน ต่ำสุด คือ ตัวแบบอาร์มา จำนวน 12 ชุด คิด เป็นร้อยละ 48 รองลงมาคือ ตัวแบบวินเทอร์ที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบอาร์มา จำนวน 8 ชุด คิดเป็นร้อยละ 32

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาตัวแบบการพยากรณ์และเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมสำหรับปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 โดยศึกษาเทคนิคการพยากรณ์เดี่ยว 3 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (*Exponential Smoothing Method*) วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยการถดถอย (*Time Series Regression Method*) และวิธีบอกซ์เจนกินส์ (*Box - Jenkins Method*) เทคนิคการพยากรณ์ร่วม 4 วิธี ได้แก่ วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (*Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW*) วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย วิธีรวมแบบอิงค่า (*MAPE-Based combination*) และวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (*Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE*) โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป SPSS for Windows โปรแกรม Minitab 18 และ โปรแกรม Microsoft Office Excel ซึ่งมีวิธีโดยมีขั้นตอนการดำเนินงานดังนี้

3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

3.2 วิเคราะห์ข้อมูล

3.3 เปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์

3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

โดยการวิจัยครั้งนี้ศึกษาปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยเป็นข้อมูลทติยภูมิที่รวบรวมโดยกระทรวงพลังงาน ข้อมูลมีลักษณะเป็นรายเดือน โดยข้อมูลข้อมูลที่ใช้ศึกษาในครั้งนี้แบ่ง 2 ชุด ชุดที่ 1 เป็นข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยและชุดที่ 2 ข้อมูลปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย ข้อมูลเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2560 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2567 รวมทั้งสิ้น 96 เดือน ผู้ศึกษาได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 จำนวน 72 เดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 สำหรับการวิเคราะห์เพื่อสร้างตัวแบบการพยากรณ์ ส่วนที่ 2 จำนวน 12 เดือน

ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 สำหรับการตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์

3.2 วิเคราะห์ข้อมูล

หลังจากที่ได้ข้อมูลอนุกรมเวลาแล้วจากนั้นจะทำการวิเคราะห์ข้อมูลชุดดังกล่าวด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาวิธีต่างๆซึ่งในการทำวิจัยนี้ วิธีการพยากรณ์เดียวที่นำมาใช้ในการศึกษาได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method) วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยการถดถอย (Time Series Regression Method) และวิธีบ็อกซ์เจนกินส์ (Box – Jenkins Method) และวิธีการพยากรณ์ร่วม(Combined Forecast Method: CF) ได้แก่ วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW) วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination) และวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE)

3.2.1 วิธีการพยากรณ์เดี่ยว

3.2.1.1 วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method)

ขั้นตอนที่ 1 เนื่องจากข้อมูลในงานวิจัยนี้มีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวของแนวโน้มและฤดูกาล ดังนั้นวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับวิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง คือ วิธีการปรับให้เรียบแบบเรียบแบบเลขชี้กำลัง ด้วยวิธีของวินเตอร์ (Triple Exponential Smoothing : Winter's Method)

ขั้นตอนที่ 2 ประเมินค่าพารามิเตอร์โดยใช้โปรแกรม SPSS จำนวน 3 ค่า คือ ค่าปรับให้เรียบระหว่างข้อมูลและค่าพยากรณ์ (α) ค่าคงที่ที่ปรับระหว่างแนวโน้มจริงและแนวโน้มโดยประมาณ (γ) และ ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างค่าฤดูกาลจริงและฤดูกาลประมาณ (δ) ที่ทำให้ค่าผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อนต่ำสุด ($\sum e_t^2$) เพื่อให้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่ให้ค่าพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำสุด

ขั้นตอนที่ 3 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยทำการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าความคลาดเคลื่อน (ϵ_t) ได้แก่ ค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าเท่ากับศูนย์ ค่าความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่ ค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ และค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ถ้าตรวจสอบแล้วพบว่าผ่านคุณสมบัติครบทั้ง 4 ข้อ ที่กล่าวมาข้างต้น แสดงว่าตัวแบบที่ได้สามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลได้

3.2.1.2 วิธีการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาด้วยการถดถอย (*Time Series Regression Method*)

ขั้นตอนที่ 1 พิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย ว่าข้อมูลประกอบด้วยอนุกรมเวลาชนิดใดมีแนวโน้ม ฤดูกาล วัฏจักร หรือค่าผิดปกติหรือไม่จากข้อมูล พบว่า ข้อมูลมีลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลามีแนวโน้มและฤดูกาล

ขั้นตอนที่ 2 ประมาณค่าพารามิเตอร์ $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_{L-1}$ ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดเพื่อประมาณปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย เพื่อนำมาเขียนตัวแบบการพยากรณ์

ขั้นตอนที่ 3 วินิจฉัยตัวแบบโดยพิจารณาจากฟังก์ชันอัตโนมัติสหสัมพันธ์ของเศษเหลือตกค้างว่าตัวแบบพยากรณ์ที่ได้นั้นมีความเหมาะสมเพียงพอหรือไม่ ถ้าลักษณะกราฟของเศษเหลือตกค้างมีลักษณะเข้ากับรูปแบบของ $AR(1)$ จะต้องทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ใหม่ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาโดยวิธี *Autoregression* โดยวิธีดังกล่าวนี้รวมเอาเทอมของเศษเหลือตกค้างมีลักษณะเข้ากับรูปแบบ $AR(1)$ เข้ากับตัวแบบเป็นตัวแบบใหม่หลังจากนั้นวินิจฉัยตัวแบบใหม่โดยพิจารณาฟังก์ชันอัตโนมัติสหสัมพันธ์ของเศษเหลือตกค้างของตัวแบบอีกครั้ง

3.2.1.3 วิธีบ็อกซ์ - เจนกินส์ (*Box - Jenkins method: ARMA*)

ขั้นตอนที่ 1 พิจารณาข้อมูล ตรวจสอบว่าข้อมูลมีสภาพคงที่ หรือเป็นสภาพเสถียรหรือไม่ โดยพิจารณาจากกราฟของอนุกรมเวลาเทียบกับเวลา (Y_t, t) กราฟฟังก์ชันสหพันธ์ในตัวเอง (*autocorrelation function : ACF*) และกราฟฟังก์ชันสหพันธ์ในตัวเองบางส่วน

(Partial autocorrelation function : PACF) พร้อมกับตรวจสอบค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของอนุกรมเวลาว่าคงที่หรือไม่ โดยการแบ่งอนุกรมเวลาออกเป็นกลุ่มย่อย เพื่อหาค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของแต่ละกลุ่ม หากพบว่าอนุกรมเวลาออกเป็นกลุ่มย่อย เพื่อหาค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของแต่ละกลุ่ม หากพบว่าอนุกรมเวลาไม่อยู่ในสภาพคงที่ที่จะต้องแปลงข้อมูลอนุกรมเวลานั้นให้เป็นอนุกรมเวลาชุดใหม่ให้อยู่ในสภาพคงที่ โดยทำการแปลงข้อมูลค่าให้คงที่ในค่าเฉลี่ยได้ด้วยการทำผลต่างระหว่างข้อมูลที่อยู่ในตำแหน่งติดกัน เพื่อให้อนุกรมเวลาอยู่ในสภาพคงที่ก่อนพิจารณา กำหนดตัวแบบ

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดรูปแบบพิจารณากำหนดรูปแบบเบื้องต้นของข้อมูล ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย เมื่อข้อมูลอยู่ในสภาพคงที่แล้วนำมากำหนดรูปแบบเบื้องต้น ซึ่งสามารถกำหนดได้หลายรูปแบบเพื่อเปรียบเทียบกับว่ารูปแบบใดใกล้เคียงกันตามตัวแบบ $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)L$

ขั้นตอนที่ 3 การประมาณค่าพารามิเตอร์ หลังจากกำหนดรูปแบบแล้วจึงดำเนินการคำนวณค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ตามที่รูปแบบกำหนด

ขั้นตอนที่ 4 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยทำการตรวจสอบข้อตกลง

เบื้องต้นของค่าความคลาดเคลื่อน (ε_t) ได้แก่ ค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าเท่ากับศูนย์ ค่าความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่ ค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติและค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ถ้าตรวจสอบแล้วพบว่าผ่านคุณสมบัติครบทั้ง 4 ข้อ ที่กล่าวมาข้างต้น แสดงว่าตัวแบบที่ได้สามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลได้

3.2.2 วิธีการพยากรณ์ร่วม (Combined Forecasts)

หมายถึง การหาค่าพยากรณ์ใหม่จากการรวมกันของค่าพยากรณ์เดี่ยวแต่ละวิธีการที่ใช้ในการศึกษาโดยการหาตัวถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมสำหรับแต่ละวิธีการพยากรณ์ นั้น ๆ การหาค่าพยากรณ์ร่วม (Combined Forecast: CF) มีตัวแบบ คือ

$$CF_{jt} = \sum_{j=1}^m w_j \hat{Y}_{jt}$$

โดยที่ W_j	คือ ตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการพยากรณ์ที่ j
$\hat{Y}_{jt}$	คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ที่ j ณ คาบเวลาที่ t
j	คือ วิธีการพยากรณ์ที่ j ; $j = 1, 2, \dots, m$
t	คือ คาบเวลา ; $t = 1, 2, \dots, n$

ขั้นตอนวิธีการสร้างตัวแบบโดยวิธีการพยากรณ์ร่วม

1. หารูปแบบของสมการพยากรณ์ด้วยวิธีต่างๆดังต่อไปนี้

- 1.1 วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (*Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW*)
- 1.2 วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย
- 1.3 วิธีรวมแบบอิงค่า (*MAPE-Based combination*)
- 1.4 วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (*Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE*)

2. หาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของแต่ละวิธีการ

- 2.1 วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (*Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW*)

วิธีการนี้ให้ความสำคัญแก่วิธีการพยากรณ์แต่ละวิธีที่นำมารวมกัน เท่าๆกัน

ดังนั้นสูตรในการคำนวณหาตัวถ่วงน้ำหนัก คือ

$$W_j = \frac{1}{m}$$

โดยที่ W_j	คือ ตัวถ่วงน้ำหนักเฉลี่ยของวิธีการพยากรณ์ที่ j
m	คือ จำนวนวิธีการพยากรณ์ที่นำมารวมกัน

2.2 วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

ขั้นตอนการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย จะทำการเลือกตัวแปรโดยวิธี Stepwise ซึ่งใช้สัญลักษณ์ ดังนี้

$$CF_{jt} = \beta + \sum_{t=1}^n \beta_j \hat{y}_{jt} + \varepsilon_t$$

โดยที่ $\hat{y}_{jt}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ที่ j ณ คาบเวลาที่ t
 j คือ วิธีการพยากรณ์ที่ j ; $j = 1, 2, \dots, m$
 t คือ คาบเวลา ; $t = 1, 2, \dots, n$

2.3 วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination)

$$w_i = \frac{100 - \text{mape_}w_i}{\sum_{i=1}^m 100 - \text{mape_}w_i}$$

เมื่อ

$$\text{mape_}w_i = \left(\frac{100}{n} \right) \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าจริงของข้อมูล
 $\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ของข้อมูล
 n คือ จำนวนข้อมูล

2.4 วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความ

คลาดเคลื่อนกำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE)

$$= \frac{1/\sqrt{SSE_j}}{1/\sqrt{SSE_1} + 1/\sqrt{SSE_2} + \dots + 1/\sqrt{SSE_j}}$$

$$SSE_j = \sum_{t=1}^n e_t^2$$

โดยที่ W_i คือ ตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการพยากรณ์ที่ j

SSE_j คือ ผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของวิธีการพยากรณ์ที่ j

3.3 เปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์

หลังจากได้ค่าพยากรณ์ ทั้ง 7 วิธีแล้ว นำข้อมูลชุดที่ 2 ข้อมูลปี พ.ศ.2567 ที่สำรองไว้ที่เก็บไว้ทำการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ที่ได้จากแต่ละวิธี โดยวิธีการใดให้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ต่ำที่สุดถือว่าวิธีการพยากรณ์นั้นประสิทธิภาพมากที่สุดกับข้อมูลชุดนั้นมากที่สุด

ค่าร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \times 100$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าข้อมูลจริง ณ เวลาที่ t

$\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลาที่ t

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

บทที่ 4

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

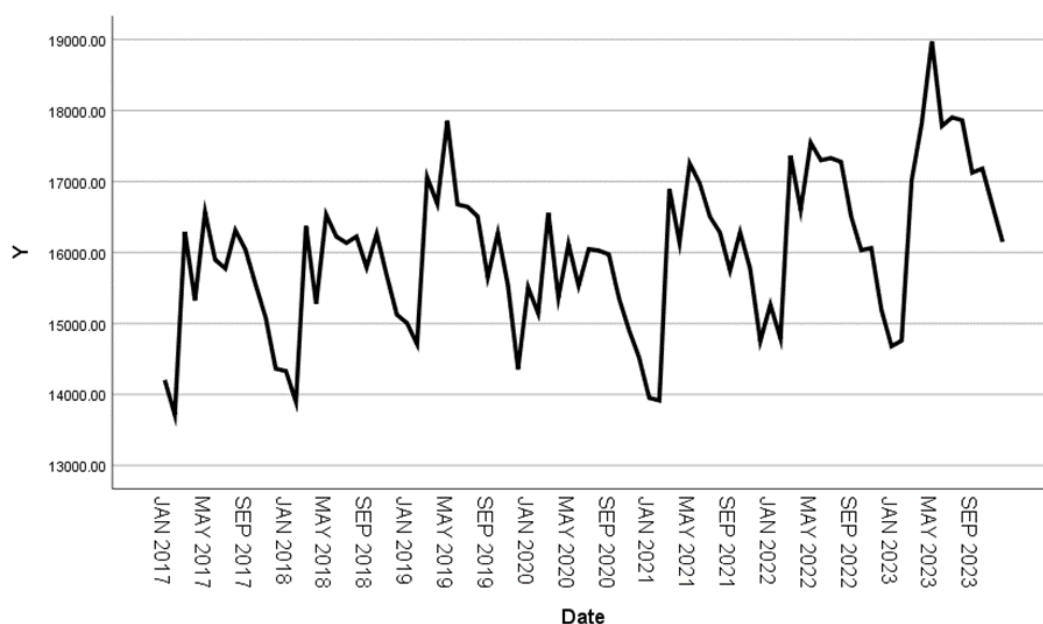
งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ของการศึกษาค้นคว้าเพื่อหาตัวแบบการพยากรณ์และเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับใช้พยากรณ์ข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลข้อมูลปริมาณไฟฟ้า 2 ชุด ได้แก่ ปริมาณการใช้และปริมาณการนำเข้า ข้อมูลเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2560 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2567 รวมทั้งสิ้น 96 เดือน ซึ่งทำการศึกษาวิธีการพยากรณ์เดี่ยว 3 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (*Exponential Smoothing Method*) วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยการถดถอย (*Time Series Regression Method*) และวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (*Box - Jenkins Method*) เทคนิคการพยากรณ์รวม 4 วิธี ได้แก่ วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (*Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW*) วิธีการพยากรณ์รวมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย วิธีรวมแบบอิงค่า (*MAPE-Based combination*) และวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (*Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE*) และนำค่าพยากรณ์ที่ได้มาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (*Mean Absolute Percentage Error : MAPE*) ที่ต่ำที่สุดเป็นเกณฑ์การตัดสินเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด

จากนั้นนำตัวแบบที่ได้มาพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมกราคม 2567 ถึงเดือนธันวาคม 2567 ของแต่ละวิธีการพยากรณ์มาทำการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (*Mean Absolute Percentage Error : MAPE*) ที่ต่ำที่สุด

วิธีการพยากรณ์เดี่ยว

4.1 ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ข้อมูลที่น่าสนใจมาเป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567



ภาพที่ 4-1 ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า

จากภาพที่ 4-1 จะเห็นว่าการเคลื่อนไหวของข้อมูลมีแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาล

4.1.1 วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method)

Exponential Smoothing Model Parameters

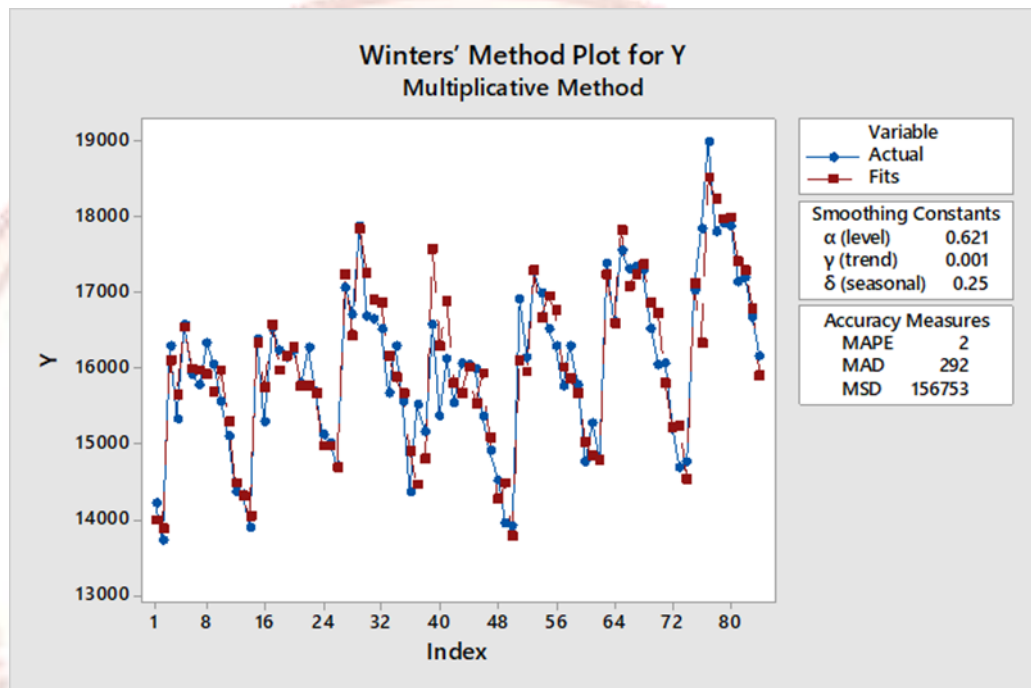
Model			Estimate	SE	t	Sig.
Y-Model_1	No Transformation	Alpha (Level)	.621	.102	6.108	.000
		Gamma (Trend)	.001	.057	.017	.986
		Delta (Season)	.253	.170	1.491	.140

ภาพที่ 4-2 การประมาณค่า α , γ และ δ

จากการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณน้ำจำหน่าย จังหวัดน่าน มีแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาลจึงเหมาะสมกับวิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังด้วยวิธีของวินเตอร์โดยใช้โปรแกรม SPSS คำนวณหาค่าคงที่ค่าคงที่การปรับให้เรียบ (α , γ , δ) ได้ค่าดังนี้

1. ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างข้อมูลและค่าพยากรณ์ $\alpha = 0.621$
2. ค่าคงที่ที่ราบเรียบระหว่างแนวโน้มจริงและแนวโน้มโดยประมาณ $\gamma = 0.001$
3. ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างค่าฤดูกาลจริงและฤดูกาลประมาณ $\delta = 0.253$

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป Minitab จะได้ผลดังนี้



ภาพที่ 4-3 การวิเคราะห์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ตัวแบบคือ

$$Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) S_t \varepsilon_t$$

จะได้สมการพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t(m)) \hat{S}_{t-p+m}, \text{ when } t > p$$

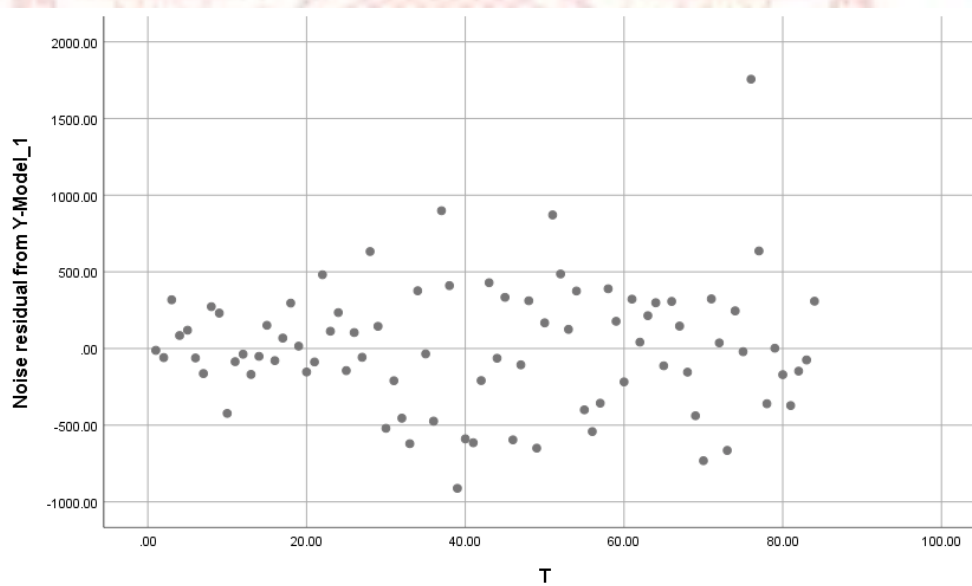
จากโปรแกรม Minitab สามารถหาสมการพยากรณ์ได้ดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = (17309.7 + 39.4849(m)) \hat{S}_{t-p+m}$$

เมื่อ	$\hat{S}_1 = 0.921704$	$\hat{S}_7 = 1.03686$
	$\hat{S}_2 = 0.900934$	$\hat{S}_8 = 1.04170$
	$\hat{S}_3 = 1.05167$	$\hat{S}_9 = 1.00841$
	$\hat{S}_4 = 1.00902$	$\hat{S}_{10} = 1.00437$
	$\hat{S}_5 = 1.07920$	$\hat{S}_{11} = 0.976382$
	$\hat{S}_6 = 1.03825$	$\hat{S}_{12} = 0.929864$
p คือ จำนวนฤดูกาล		

การตรวจสอบตัวแบบวิธี วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method)

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ 4-4 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ 4-4 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบ ๆ ค่าเฉลี่ย ศูนย์และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.080	84	.200 [*]	.951	84	.003

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ 4-5 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า sig = 0.200 ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations					
Series: Noise residual from Y-Model_1					
Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	.137	.107	1.635	1	.201
2	-.158	.107	3.826	2	.148
3	-.027	.106	3.889	3	.274
4	-.232	.105	8.765	4	.067
5	-.098	.105	9.650	5	.086
6	-.077	.104	10.196	6	.117
7	-.068	.103	10.631	7	.156
8	.080	.103	11.234	8	.189
9	.056	.102	11.540	9	.240
10	.137	.101	13.364	10	.204
11	-.085	.101	14.080	11	.229
12	-.213	.100	18.640	12	.098
13	.129	.099	20.337	13	.087
14	.098	.098	21.322	14	.094
15	.025	.098	21.390	15	.125
16	.100	.097	22.444	16	.129

a. The underlying process assumed is independence (white noise).

b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ 4-6 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.1.2 วิธีการพยากรณ์โดยใช้การถดถอยในการวัดความผันแปรตามฤดูกาล (Time Series Regression Method)

จากการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยมี แนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาล ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์มีลักษณะเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2560 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2566 โดยกำหนดตัวแปรอิสระในแบบการพยากรณ์ ดังต่อไปนี้

1. ตัวแปรบ่งชี้เวลา (t) สำหรับอิทธิพลแนวโน้ม
2. ตัวแปรบ่งชี้ฤดูกาล ($S_1, S_2, S_3, \dots, S_{12}$) สำหรับอิทธิพลฤดูกาล

ตัวแบบคือ

$$Y_t = \alpha + \beta_1 S_{1t} + \beta_2 S_{2t} + \beta_3 S_{3t} + \dots + \beta_{L-1} S_{L-1,t} + \varepsilon_t$$

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS จะได้ดังนี้

Coefficients ^a						
		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients		
Model		B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1	(Constant)	14054.583	222.080		63.286	.000
	T	18.044	2.313	.408	7.800	.000
	x1	-16.226	273.179	-.004	-.059	.953
	x2	-323.127	272.974	-.083	-1.184	.240
	x3	2036.257	272.787	.525	7.465	.000
	x4	1396.784	272.621	.360	5.124	.000
	x5	2469.739	272.473	.636	9.064	.000
	x6	1813.552	272.346	.467	6.659	.000
	x7	1789.079	272.238	.461	6.572	.000
	x8	1793.606	272.149	.462	6.591	.000
	x9	1252.562	272.080	.323	4.604	.000
	x10	1249.232	272.031	.322	4.592	.000
	x11	767.902	272.002	.198	2.823	.006

a. Dependent Variable: Y

ภาพที่ 4-7 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้น สมการการใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยโดยใช้การถดถอยในการวัดความผันแปรตามฤดูกาล คือ

$$\hat{Y}_t = 14054.583 + 18.044 T - 16.226 S_1 - 323.127 S_2 + 2036.257 S_3 + 1396.784 S_4 + 2469.739 S_5 + 1813.552 S_6 + 1789.079 S_7 + 1793.606 S_8 + 1252.562 S_9 + 1249.232 S_{10} + 767.902 S_{11}$$

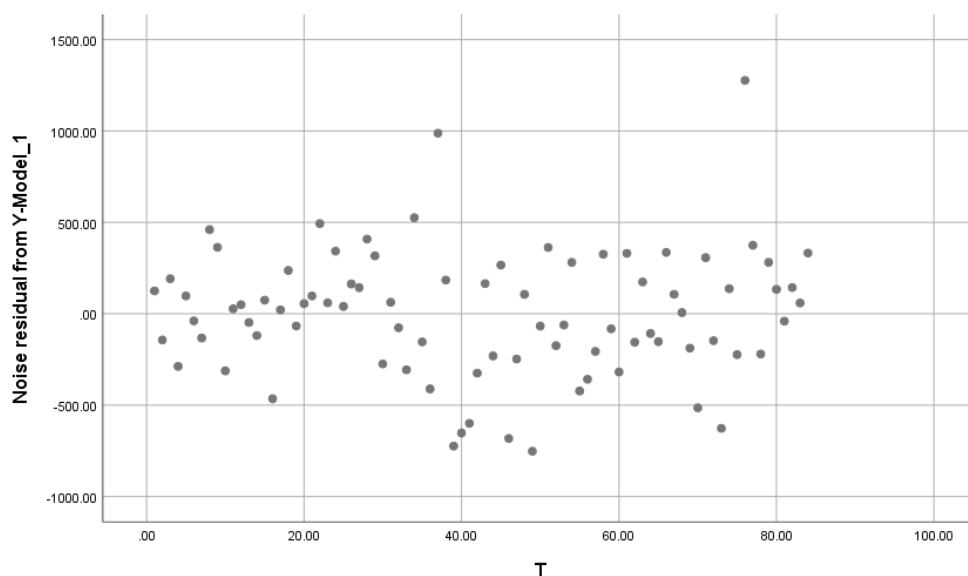
โดยที่ $\hat{Y}_t$ คือ ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

t คือ เวลา

จุดกำเนิด ณ วันที่ 1 มกราคม 2567

การตรวจสอบด้วยวิธี Time Series Regression Method

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ 4-8 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ 4-8 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบ ๆ ค่าเฉลี่ยศูนย์และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.068	84	.200 [*]	.965	84	.021

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ 4-9 การตรวจสอบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า sig = 0.200 ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations

Series: Noise residual from Y-Model_1

Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	.006	.107	.003	1	.957
2	-.096	.107	.806	2	.668
3	.170	.106	3.395	3	.335
4	-.121	.105	4.724	4	.317
5	.085	.105	5.378	5	.372
6	.052	.104	5.627	6	.466
7	-.032	.103	5.723	7	.572
8	.138	.103	7.525	8	.481
9	.022	.102	7.570	9	.578
10	.135	.101	9.355	10	.499
11	-.044	.101	9.547	11	.572
12	-.296	.100	18.363	12	.105
13	.141	.099	20.381	13	.086
14	.037	.098	20.525	14	.114
15	-.043	.098	20.716	15	.146
16	.117	.097	22.168	16	.138

a. The underlying process assumed is independence (white noise).

b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ 4-10 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

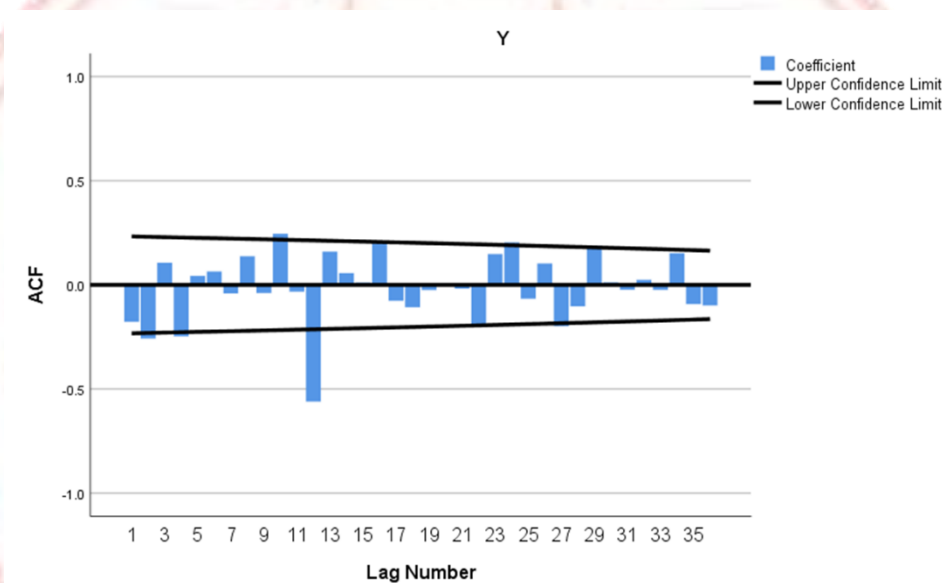
H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.1.3 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box – Jankins Method)

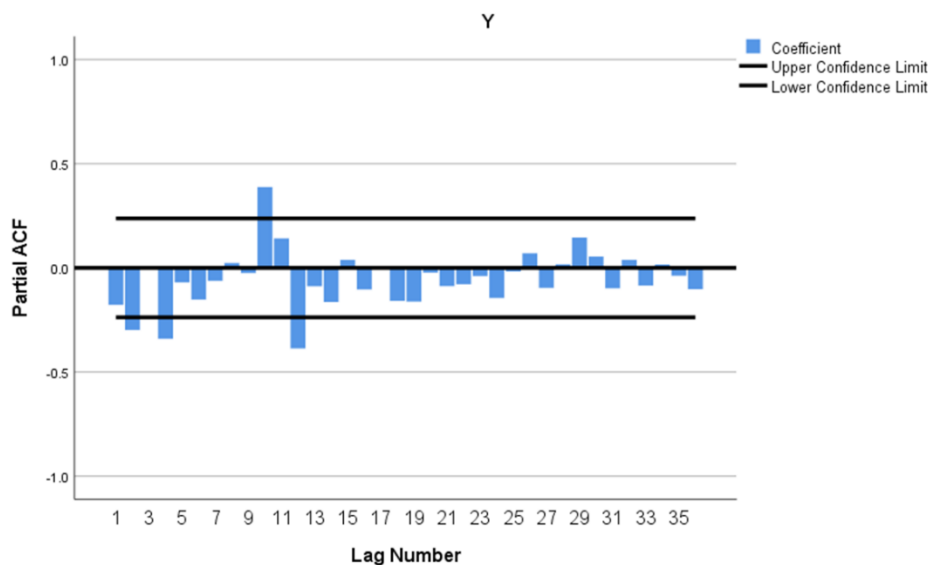
จากการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยมีแนวโน้มและความผันแปร

ตามฤดูกาลจึงดำเนินการหาผลต่างเพื่อทำให้อนุกรมเวลาคงที่และผลต่างฤดูกาลหนึ่งครั้ง กำหนดตัวแบบ เมื่อ $d = 1$ และ $D = 1$ จะได้



ภาพที่ 4-11 ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ (ACF) ของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

หลังจากแปลงข้อมูลให้ค่าเฉลี่ยอยู่ในสภาวะคงที่



ภาพที่ 4-12 ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์บางส่วน (PACF) ของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

หลังจากแปลงข้อมูลให้อยู่ในสภาวะคงที่

จะได้ตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย คือ $ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ โดยไม่มีพจน์ของค่าคงที่

ARIMA Model Parameters				Estimate	SE	t	Sig.
Y-Model_1	Y	No Transformation	Difference	1			
			MA Lag 1	.456	.108	4.232	.000
			AR, Seasonal Lag 1	-.626	.100	-6.285	.000
			Seasonal Difference	1			

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS จะได้ดังนี้

ภาพที่ 4-13 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์จากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบอกซ์-เจนกินส์ (Box – Jankins Method) คือ

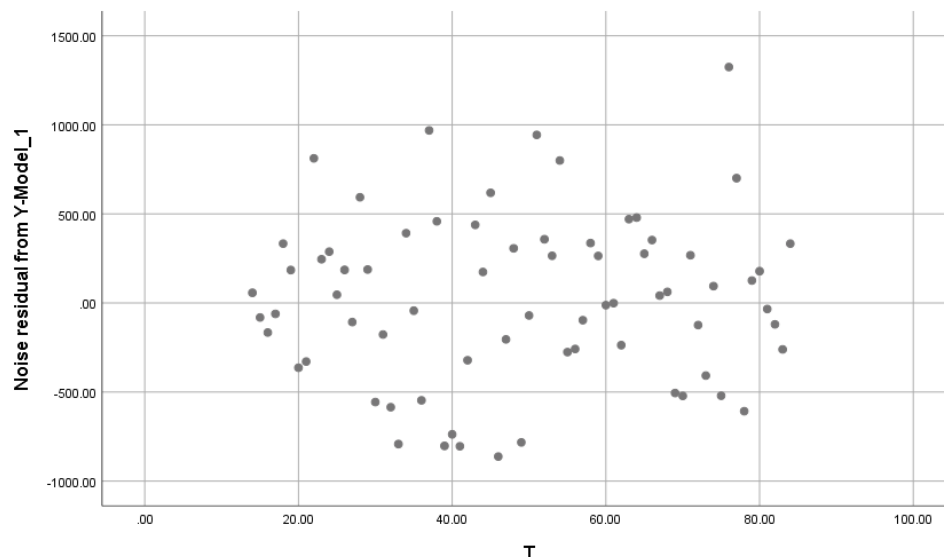
$$(1 - B)(1 - B^{12})(1 - \phi B^{12})Y_t = \theta_0 + (1 - \theta_1 B)\varepsilon_t$$

เมื่อประมาณค่าพารามิเตอร์รูปแบบของ $ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ จะได้ค่าประมาณของ $\hat{\theta}_0 = 0$, $\hat{\theta}_1 = 0.456$ $\phi_{12} = -0.626$ ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + 0.374 Y_{t-12} - 0.374 Y_{t-13} + 0.626 Y_{t-24} - 0.626 Y_{t-25} + \varepsilon_t - 0.456 \varepsilon_{t-1}$$

การตรวจสอบตัวแบบสำหรับวิธี *Box – Jenkins Method*

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ 4-14 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ 4-15 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบๆ ค่าเฉลี่ยศูนย์และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.054	71	.200 [*]	.985	71	.532

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ 4-15 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า $\text{sig} = 0.200$ ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations					
Series: Noise residual from Y-Model_1					
Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
	n		Value	df	Sig. ^b
1	.093	.116	.635	1	.426
2	-.208	.115	3.894	2	.143
3	.066	.115	4.231	3	.238
4	-.213	.114	7.740	4	.102
5	-.099	.113	8.507	5	.130
6	.070	.112	8.894	6	.180
7	-.030	.111	8.965	7	.255
8	.069	.110	9.355	8	.313
9	.079	.109	9.878	9	.360
10	.068	.108	10.275	10	.417
11	-.069	.108	10.685	11	.470
12	-.174	.107	13.356	12	.344
13	.087	.106	14.032	13	.372
14	.043	.105	14.197	14	.435
15	-.036	.104	14.314	15	.502
16	.106	.103	15.374	16	.497

a. The underlying process assumed is independence (white noise).
b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ 4-16 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

วิธีการพยากรณ์ร่วม

4.1.4 วิธีการพยากรณ์ร่วม(Combined Forecasts)

วิธีการพยากรณ์ร่วมเป็นการสร้างตัวแบบพยากรณ์ ด้วยการหาค่าถ่วงน้ำหนักของวิธีการพยากรณ์กับการพยากรณ์เดี่ยวซึ่งเดิมทำการศึกษาวิธีการพยากรณ์เดี่ยว 3 วิธี คือ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method) วิธีการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย(Time Series Regression Method) และวิธีบ็อกซ์เจนกินส์ (Box - Jenkins Method) โดยแบ่งวิธีการหาค่าถ่วงน้ำหนักเป็น 4 วิธี ได้แก่ วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW) วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination) และวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE) และนำค่าพยากรณ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE)

4.1.4.1 วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW)

วิธีการนี้ให้ความสำคัญแก่วิธีการพยากรณ์แต่ละวิธีที่นำมารวมกัน เท่าๆกัน ดังนั้น สูตรในการคำนวณหาตัวถ่วงน้ำหนัก คือ

$$W_j = \frac{1}{m}$$

ปี	เดือน	Y	Y_Expo	Y_TS	Y_Box	EW	APE
2567	มกราคม	16372.8	16135.1	16025.7	16128.8	16096.5	0.01687
	กุมภาพันธ์	16451.1	15775.1	15602.3	15858.4	15745.3	0.0429
	มีนาคม	18900.1	18302.1	17889.1	18320	18170.4	0.03861
	เมษายน	18984.5	17440.4	17206.7	18139.9	17595.7	0.07316
	พฤษภาคม	20241.4	18516.9	18256.8	19163.1	18645.6	0.07884
	มิถุนายน	18445.2	17838.1	17591.2	18562.7	17997.3	0.02428
	กรกฎาคม	18073.8	17855.3	17566.6	18626.1	18016	0.0032
	สิงหาคม	18318.2	17970.4	17577.4	18578.3	18042	0.01508
	กันยายน	17607.8	17518.3	17047.1	17821.5	17462.3	0.00826
	ตุลาคม	17899.8	17602.3	17057.9	17544	17401.4	0.02785
	พฤศจิกายน	17231.9	17097.8	16593.4	17368.2	17019.8	0.01231
	ธันวาคม	15942.4	16265.2	15844.9	16632	16247.3	0.01913
MAPE			3.06251	4.62359	2.61401		0.36048
							3.00396

ภาพที่ 4-17 ผลการคำนวณค่าของวิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยการให้ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักด้วยค่าสัมบูรณ์

ต่ำสุด

คือ

$$CF_{j1} = \left(\frac{1}{3}\right)(16135.1) + \left(\frac{1}{3}\right)(16025.7) + \left(\frac{1}{3}\right)(16128.8)$$

เมื่อ CF_{j1} คือ ตัวถ่วงน้ำหนักเฉลี่ยของวิธีการพยากรณ์ที่ j1

4.1.4.2 วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

การสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

ANOVA^{a,b}

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	3846607183	1	3846607183	12378.720	.000 ^c
	Residual	3418178.749	11	310743.523		
	Total	3850025362 ^d	12			

a. Dependent Variable: Y

b. Linear Regression through the Origin

c. Predictors: Y_Box

d. This total sum of squares is not corrected for the constant because the constant is zero for regression through the origin.

ภาพที่ 4-18 การวิเคราะห์ตัวแปรอิสระส่งผลกับตัวแปรตามหรือไม่

สมมติฐานการทดสอบ $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3$

H_1 : มี β_j บางตัวที่ไม่เป็นศูนย์

เมื่อพิจารณาค่า sig มีค่าน้อยกว่า $\alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก หมายความว่า มี β บางตัวที่ไม่เป็นศูนย์ที่ระดับนัยสำคัญ = 0.05

Coefficients^{a,b}

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	Y_Box	1.008	.009	1.000	111.260	.000

a. Dependent Variable: Y

b. Linear Regression through the Origin

ภาพที่ 4-19 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย คือ

$$\widehat{CF}_{Reg} = (1.008)\widehat{Y}_{3t}$$

เมื่อ $\widehat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

4.1.4.3 วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination)

หาตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีรวมแบบอิงค่า มีสูตรดังนี้

$$w_i = \frac{100 - \text{mape_}w_i}{\sum_{i=1}^m 100 - \text{mape_}w_i}$$

เมื่อ

$$\text{mape_}w_i = \left(\frac{100}{n}\right) \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าจริงของข้อมูล
 $\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ของข้อมูล
 n คือ จำนวนข้อมูล

$$W_1 = \frac{(100 - 3.06251)}{((100 - 3.06251) + (100 - 4.62359) + (100 - 2.61401))}$$

$$W_2 = \frac{(100 - 4.62359)}{((100 - 3.06251) + (100 - 4.62359) + (100 - 2.61401))}$$

$$W_3 = \frac{(100 - 2.61401)}{((100 - 3.06251) + (100 - 4.62359) + (100 - 2.61401))}$$

จะได้ $W_1 = 0.335$, $W_2 = 0.329$, $W_3 = 0.336$

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยวิธีรวมแบบอิงค่า คือ

$$CF_{MAPE\ BASED} = (0.335)(\hat{Y}_{1t}) + (0.329)(\hat{Y}_{2t}) + (0.336)(\hat{Y}_{3t})$$

เมื่อ $\hat{Y}_{1t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง

เมื่อ $\hat{Y}_{2t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย

เมื่อ $\hat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

4.1.4.4 วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อน

กำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE)

หาตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง มีสูตรดังนี้

$$W_i = \frac{1/\sqrt{SSE_j}}{1/\sqrt{SSE_1} + 1/\sqrt{SSE_2} + \dots + 1/\sqrt{SSE_j}}$$

$$SSE_j = \sum_{t=1}^n e_t^2$$

โดยที่ W_i คือ ตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการพยากรณ์ที่ j

SSE_j คือ ผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของวิธีการพยากรณ์ที่ j

$$W_1 = \frac{100/\sqrt{6985148.006}}{100/\sqrt{6985148.006} + 100/\sqrt{11938014} + 100/\sqrt{3676122.04}}$$

$$W_2 = \frac{100/\sqrt{11938014}}{100/\sqrt{6985148.006} + 100/\sqrt{11938014} + 100/\sqrt{3676122.04}}$$

$$W_3 = \frac{100/\sqrt{3676122.04}}{100/\sqrt{6985148.006} + 100/\sqrt{11938014} + 100/\sqrt{3676122.04}}$$

จะได้ $W_1 = 0.318$, $W_2 = 0.243$, $W_3 = 0.439$

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง คือ

$$\widehat{CF}^{WISRSSE} = (0.318)(\widehat{Y}_{1t}) + (0.243)(\widehat{Y}_{2t}) + (0.439)(\widehat{Y}_{3t})$$

เมื่อ $\widehat{Y}_{1t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง

เมื่อ $\widehat{Y}_{2t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย

เมื่อ $\widehat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์-เจนกินส์

4.1.5 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์

การเปรียบเทียบตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย 7 วิธี โดยใช้ ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (*Mean Absolute Percentage Error: MAPE*) ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 4-1 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ปี	เดือน	Y	Y_Exp	Y_TS	Y_Box	EW	Reg	MAPE-Based	WISRSSE
2567	มกราคม	16372.75604	16135.09	16025.73	16128.8	16096.54	16261.9669	16096.97151	16105.71936
	กุมภาพันธ์	16451.09623	15775.09	15602.33	15858.4	15745.27333	15989.33435	15746.21874	15769.58314
	มีนาคม	18900.0743	18302.09	17889.14	18320.02	18170.41667	18471.27863	18172.16397	18209.46307
	เมษายน	18984.50395	17440.36	17206.72	18139.94	17595.67333	18289.71181	17598.61186	17690.28853
	พฤษภาคม	20241.39132	18516.92	18256.76	19163.08	18645.58667	19321.29933	18648.48306	18736.96895
	มิถุนายน	18445.15432	17838.1	17591.2	18562.69	17997.33	18715.95223	18000.39374	18095.7693
	กรกฎาคม	18073.78794	17855.29	17566.6	18626.08	18015.99	18779.8656	18019.3561	18123.04976
	สิงหาคม	18318.24152	17970.42	17577.37	18578.31	18042.03333	18731.70119	18045.36746	18141.34833
	กันยายน	17607.80479	17518.26	17047.08	17821.53	17462.29	17968.67286	17465.08357	17536.59199
	ตุลาคม	17899.81889	17602.29	17057.86	17544.04	17401.39667	17688.89178	17403.46869	17444.26106
	พฤศจิกายน	17231.90004	17097.77	16593.37	17368.17	17019.77	17511.56971	17022.60708	17093.60369
	ธันวาคม	15942.43857	16265.15	15844.86	16632.01	16247.34	16769.33163	16250.10434	16323.75172
MAPE			3.062510018	4.623591078	2.614009621	3.003960133	2.635592089	2.993342111	2.746128649

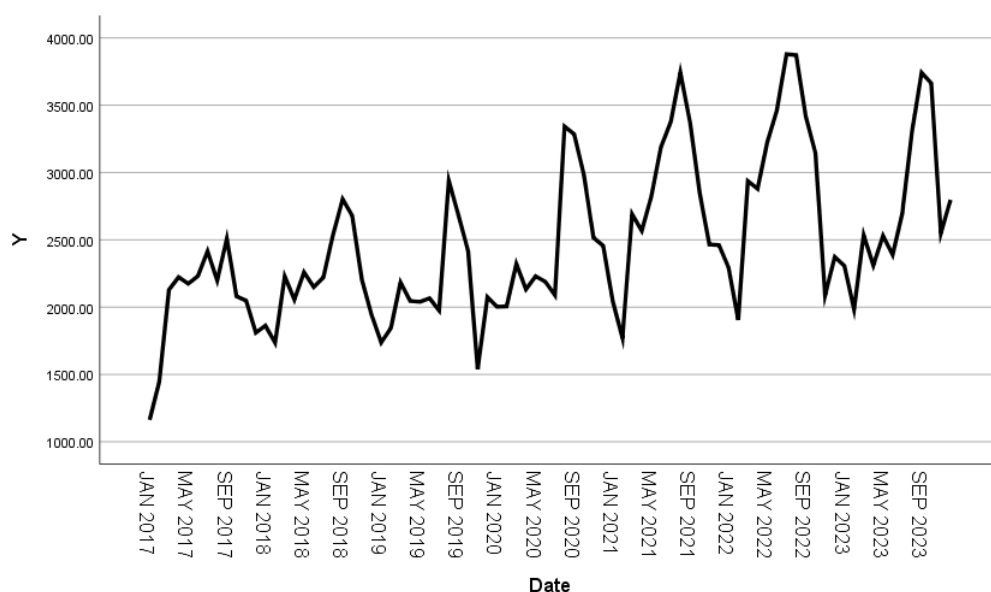
จากตารางที่ 4-1 เมื่อพิจารณาจากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ที่ได้จากวิธีการพยากรณ์ทั้ง 7 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง มีค่า *MAPE* เท่ากับ 3.06 วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย มีค่า *MAPE* เท่ากับ 4.62 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ มีค่า *MAPE* เท่ากับ 2.61 วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน มีค่า *MAPE* เท่ากับ 3.00 วิธีการพยากรณ์รวมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย มีค่า *MAPE* เท่ากับ 2.64 วิธีรวมแบบอิงค่ามีค่า *MAPE* เท่ากับ 2.99 และวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง มีค่า *MAPE* เท่ากับ 2.75 พบว่าวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ มีค่า *MAPE* ต่ำที่สุด

สรุปได้ว่า วิธีวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (*Box - Jenkins Method*) เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

วิธีการพยากรณ์เดียว

4.2 ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ข้อมูลที่น่าสนใจมาเป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567



ภาพที่ 4-20 ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้า

จากภาพที่ 4-20 จะเห็นว่าการเคลื่อนไหวของข้อมูลมีแนวโน้มและความผันแปรตาม

ฤดูกาล

4.1.1 วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method)

Exponential Smoothing Model Parameters

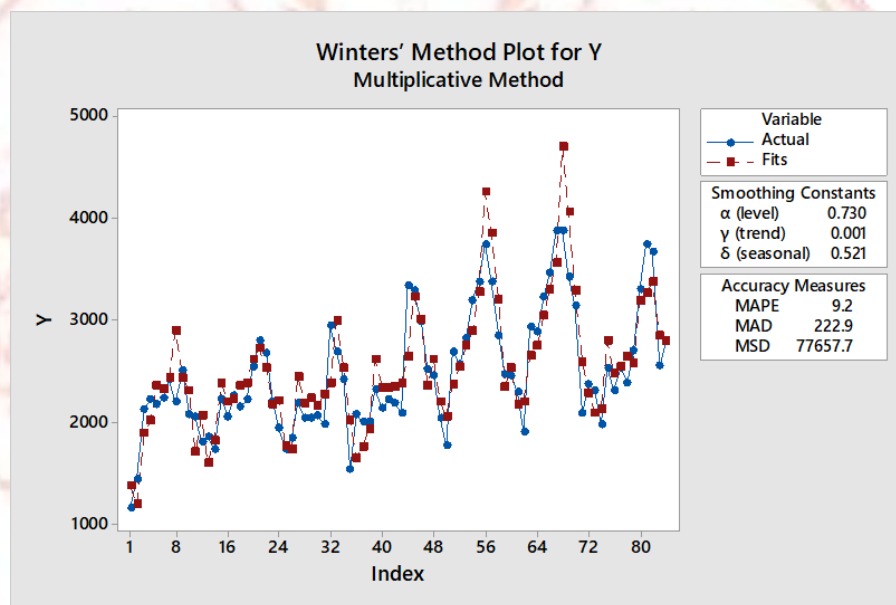
Model			Estimate	SE	t	Sig.
Y-Model_1	No Transformation	Alpha (Level)	.730	.105	6.934	.000
		Gamma (Trend)	.001	.035	.029	.977
		Delta (Season)	.521	.281	1.854	.067

ภาพที่ 4-21 การประมาณค่า α , γ และ δ

จากการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณน้ำจำหน่าย จังหวัดน่าน มีแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาลจึงเหมาะสมกับวิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังด้วยวิธีของวินเทอร์โดยใช้โปรแกรม SPSS คำนวณหาค่าคงที่ค่าคงที่การปรับให้เรียบ (α , γ , δ) ได้ค่าดังนี้

1. ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างข้อมูลและค่าพยากรณ์ $\alpha = 0.730$
2. ค่าคงที่ที่ราบเรียบระหว่างแนวโน้มจริงและแนวโน้มโดยประมาณ $\gamma = 0.001$
3. ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างค่าฤดูกาลจริงและฤดูกาลประมาณ $\delta = 0.521$

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป Minitab จะได้ผลดังนี้



ภาพที่ 4-22 การวิเคราะห์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังของปริมาณการนำไฟฟ้าลงงานไฟฟ้า

ตัวแบบคือ

$$Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) S_t \epsilon_t$$

จะได้สมการพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t(m)) \hat{S}_{t-p+m} \quad , \text{ when } t > p$$

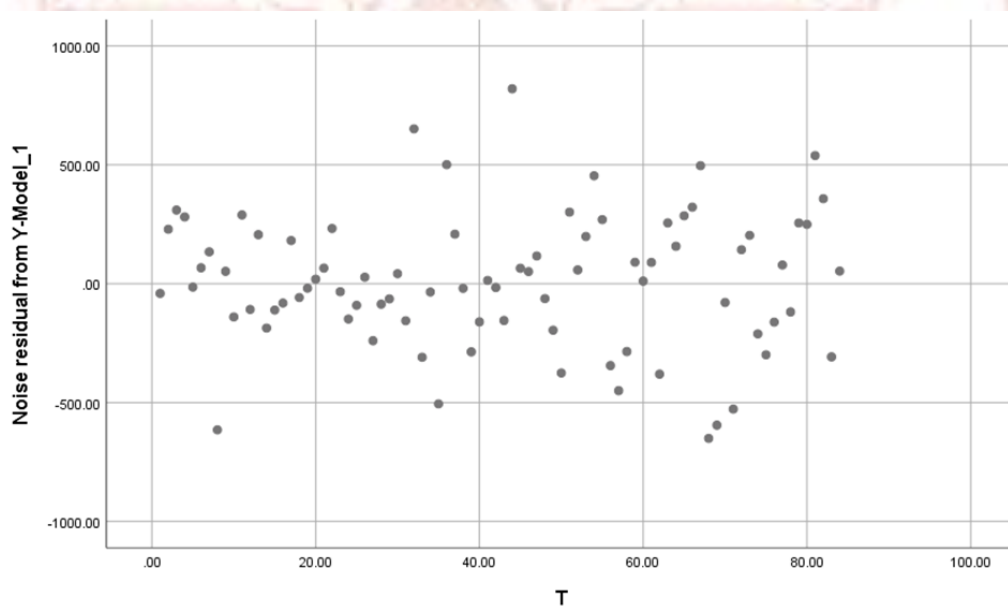
จากโปรแกรม Minitab สามารถหาสมการพยากรณ์ได้ดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = (3105.59 + 45.9812 (m)) \hat{S}_{t-p+m}$$

เมื่อ $\hat{S}_1 = 0.758855$ $\hat{S}_7 = 1.07511$
 $\hat{S}_2 = 0.756361$ $\hat{S}_8 = 1.21119$
 $\hat{S}_3 = 1.00353$ $\hat{S}_9 = 1.26147$
 $\hat{S}_4 = 0.952942$ $\hat{S}_{10} = 1.12199$
 $\hat{S}_5 = 0.988608$ $\hat{S}_{11} = 0.908488$
 $\hat{S}_6 = 1.01580$ $\hat{S}_{12} = 0.896507$
p คือ จำนวนฤดูกาล

การตรวจสอบตัวแบบวิธี วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method)

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ 4-23 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ 4-23 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบ ๆ ค่าเฉลี่ยศูนย์และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.059	84	.200 [*]	.990	84	.758

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ 4-24 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า sig = 0.200 ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations					
Series: Noise residual from Y-Model_1					
Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	.070	.107	.421	1	.516
2	.009	.107	.428	2	.807
3	-.210	.106	4.367	3	.225
4	-.101	.105	5.281	4	.260
5	-.236	.105	10.377	5	.065
6	-.008	.104	10.383	6	.109
7	.079	.103	10.962	7	.140
8	.036	.103	11.085	8	.197
9	-.068	.102	11.533	9	.241
10	.006	.101	11.537	10	.317
11	-.085	.101	12.259	11	.345
12	.087	.100	13.021	12	.367
13	-.079	.099	13.661	13	.398
14	-.010	.098	13.672	14	.474
15	.128	.098	15.399	15	.423
16	-.063	.097	15.818	16	.466

a. The underlying process assumed is independence (white noise).

b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ 4-25 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.1.2 วิธีการพยากรณ์โดยใช้การถดถอยในการวัดความผันแปรตามฤดูกาล (Time Series Regression Method)

จากการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยมีแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาล ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์มีลักษณะเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2560 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2566 โดยกำหนดตัวแปรอิสระในแบบการพยากรณ์ ดังต่อไปนี้

1. ตัวแปรบ่งชี้เวลา (t) สำหรับอิทธิพลแนวโน้ม
2. ตัวแปรบ่งชี้ฤดูกาล ($S_1, S_2, S_3, \dots, S_{12}$) สำหรับอิทธิพลฤดูกาล

ตัวแบบคือ

$$Y_t = \alpha + \beta_1 S_{1t} + \beta_2 S_{2t} + \beta_3 S_{3t} + \dots + \beta_{L-1} S_{L-1,t} + \varepsilon_t$$

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS จะได้ดังนี้

Coefficients ^a					
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	Sig.
		B	Std. Error	Beta	
1	(Constant)	1671.653	138.838		12.040
	T	12.537	1.446	.526	8.668
	x1	-219.820	170.784	-.105	-1.287
	x2	-335.196	170.655	-.160	-1.964
	x3	271.648	170.539	.130	1.593
	x4	143.165	170.435	.068	.840
	x5	282.990	170.343	.135	1.661
	x6	326.928	170.263	.156	1.920
	x7	453.677	170.195	.217	2.666
	x8	909.621	170.140	.435	5.346
	x9	880.021	170.097	.420	5.174
	x10	582.569	170.066	.278	3.426
	x11	-59.478	170.048	-.028	-.350

a. Dependent Variable: Y

ภาพที่ 4-26 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้น สมการการใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยโดยใช้การถดถอยในการวัดความผันแปรตามฤดูกาล คือ

$$\hat{Y}_t = 1671.653 + 12.537T - 219.820S_1 - 335.196S_2 + 271.648S_3 + 143.165S_4 + 282.990S_5 + 326.928S_6 + 453.677S_7 + 909.621S_8 + 880.021S_9 + 582.569S_{10} - 59.478S_{11}$$

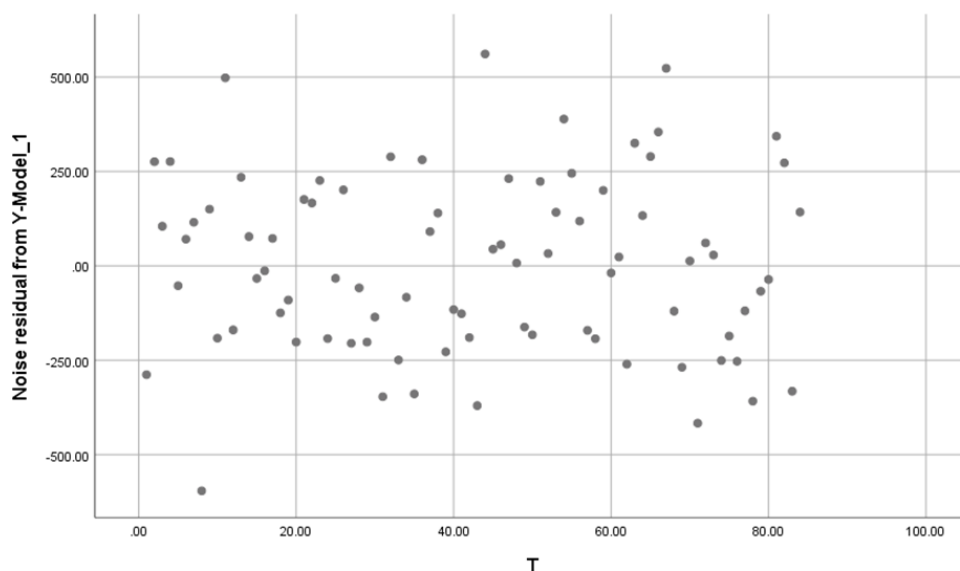
โดยที่ $\hat{Y}_t$ คือ ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

t คือ เวลา

จุดกำเนิด ณ วันที่ 1 มกราคม 2567

การตรวจสอบตัวแบบวิธี Time Series Regression Method

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ 4-27 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ 4-27 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบ ๆ ค่าเฉลี่ยศูนย์ และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.074	84	.200 [*]	.989	84	.700

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ 4-28 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า $\text{sig} = 0.200$ ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations

Series: Noise residual from Y-Model_1

Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	-.024	.107	.048	1	.826
2	.148	.107	1.968	2	.374
3	-.123	.106	3.322	3	.345
4	.021	.105	3.360	4	.499
5	-.170	.105	6.001	5	.306
6	-.092	.104	6.787	6	.341
7	.096	.103	7.651	7	.364
8	.008	.103	7.657	8	.468
9	.047	.102	7.871	9	.547
10	.013	.101	7.888	10	.640
11	-.035	.101	8.011	11	.712
12	.075	.100	8.572	12	.739
13	-.154	.099	10.974	13	.613
14	-.030	.098	11.067	14	.681
15	.077	.098	11.695	15	.702
16	-.066	.097	12.153	16	.733

a. The underlying process assumed is independence (white noise).
b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ 4-29 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

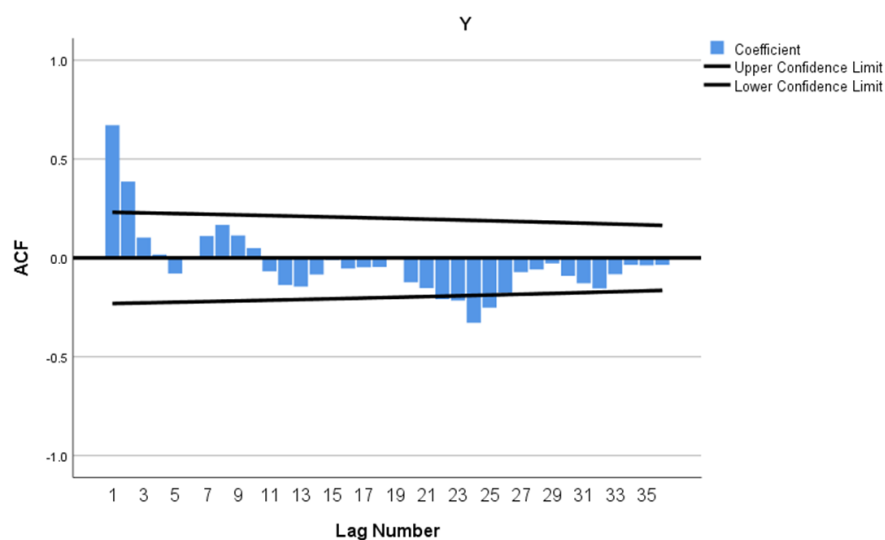
H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.1.3 วิธีบอกซ์เจนกินส์ (Box – Jankins Method)

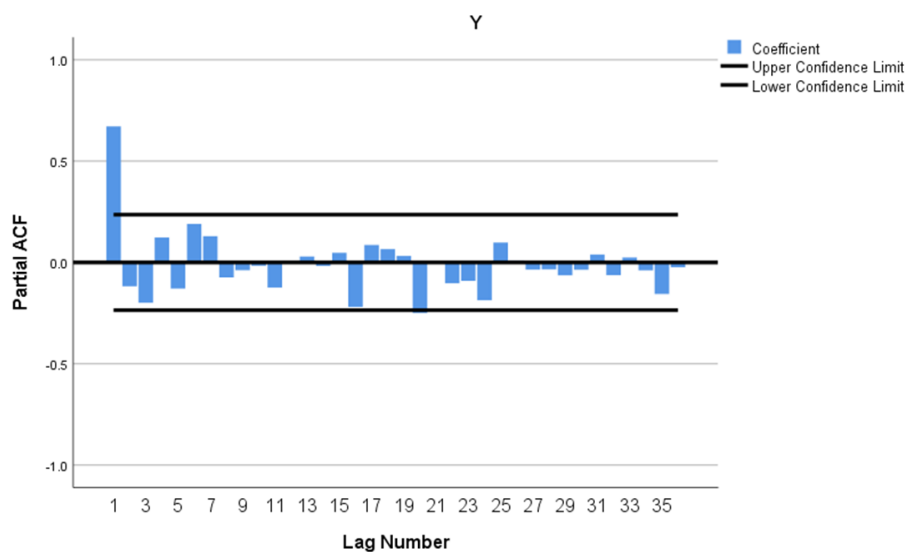
จากการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยมีแนวโน้มและความผันแปร

ตามฤดูกาลจึงดำเนินการหาผลต่างเพื่อทำให้อนุกรมเวลาคงที่และผลต่างฤดูกาลหนึ่งครั้ง กำหนดตัวแบบ $D = 1$ จะได้



ภาพที่ 4-30 ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ (ACF) ของปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

หลังจากแปลงข้อมูลให้ค่าเฉลี่ยอยู่ในสภาวะคงที่



ภาพที่ 4-31 ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์บางส่วน (PACF) ของปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

หลังจากแปลงข้อมูลให้อยู่ในสภาวะคงที่

จะได้ตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย คือ

$ARIMA(1,0,0)(0,1,0)_{12}$ โดยไม่มีพจน์ของค่าคงที่

ARIMA Model Parameters					Estimate	SE	t	Sig.
Y-Model_1	Y	No Transformation	AR	Lag 1	.712	.083	8.548	.000
			Seasonal Difference		1			

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS จะได้ดังนี้

ภาพที่ 4-32 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์จากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบอกซ์เจนกินส์ (Box – Jenkins Method) คือ

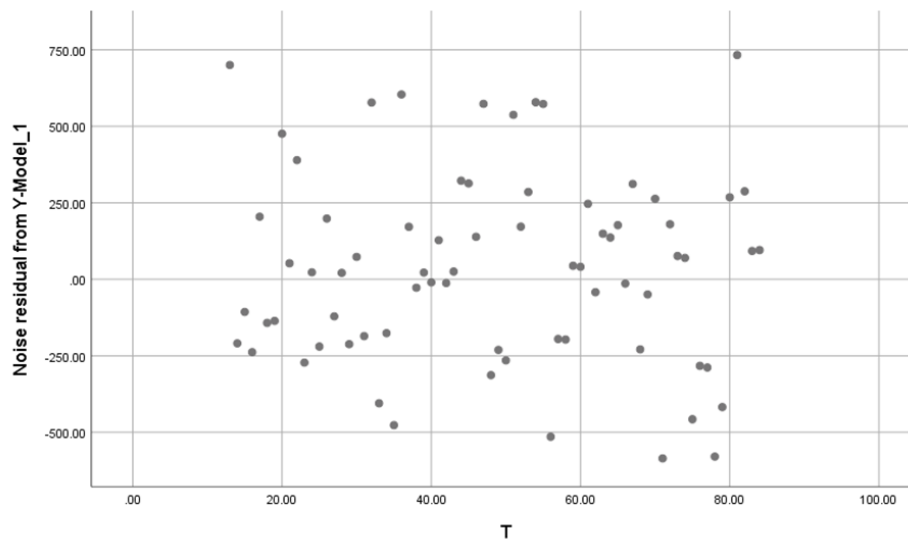
$$(1-B^{12})(1-\phi B)Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t$$

เมื่อประมาณค่าพารามิเตอร์รูปแบบของ $ARIMA(1,0,0)(0,1,0)_{12}$ จะได้ค่าประมาณของ $\phi_1 = 0.712$ ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_t = 0.712Y_{t-1} + Y_{t-12} - 0.712Y_{t-13} + \varepsilon_t$$

การตรวจสอบตัวแบบสำหรับวิธี *Box – Jenkins Method*

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ 4-33 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ 4-33 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบๆ ค่าเฉลี่ยศูนย์และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.059	72	.200 [*]	.982	72	.380

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ 4-34 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า sig = 0.200 ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations

Series: Noise residual from Y-Model_1

Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	.044	.115	.145	1	.703
2	.055	.115	.379	2	.827
3	-.233	.114	4.588	3	.205
4	.041	.113	4.722	4	.317
5	-.235	.112	9.129	5	.104
6	-.045	.111	9.293	6	.158
7	.066	.110	9.648	7	.209
8	.156	.110	11.668	8	.167
9	.025	.109	11.722	9	.229
10	.056	.108	11.989	10	.286
11	-.070	.107	12.420	11	.333
12	-.103	.106	13.353	12	.344
13	-.104	.105	14.335	13	.351
14	-.051	.104	14.571	14	.408
15	.155	.103	16.822	15	.330
16	-.079	.103	17.414	16	.359

a. The underlying process assumed is independence (white noise).

b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ 4-35 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

วิธีการพยากรณ์ร่วม

4.1.4 วิธีการพยากรณ์ร่วม(Combined Forecasts)

วิธีการพยากรณ์ร่วมเป็นการสร้างตัวแบบพยากรณ์ ด้วยการหาค่าถ่วงน้ำหนักของวิธีการพยากรณ์กับการพยากรณ์เดี่ยวซึ่งเดิมทำการศึกษาวิธีการพยากรณ์เดี่ยว 3 วิธี คือ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method) วิธีการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย(Time Series Regression Method) และวิธีบ็อกซ์เจนกินส์ (Box - Jenkins Method) โดยแบ่งวิธีการหาค่าถ่วงน้ำหนักเป็น 4 วิธี ได้แก่ วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW) วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination) และวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE) และนำค่าพยากรณ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE)

4.1.4.1 วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW)

วิธีการนี้ให้ความสำคัญแก่วิธีการพยากรณ์แต่ละวิธีที่นำมารวมกัน เท่าๆกัน ดังนั้น สูตรในการคำนวณหาตัวถ่วงน้ำหนัก คือ

$$W_j = \frac{1}{m}$$

ปี	เดือน	Y	Y_Exp	Y_TS	Y_Box	EW	APE
2567	มกราคม	2143.29	2516.56	2597.81	2609.01	2574.46	0.20117
	กุมภาพันธ์	2050.55	2386.74	2473.88	2199.68	2353.43	0.14771
	มีนาคม	2687.75	3306.3	3080.37	2688.45	3025.04	0.12549
	เมษายน	2854.63	3141.84	2956.47	2419.54	2839.28	0.00538
	พฤษภาคม	2691.01	3314.43	3103.8	2607.72	3008.65	0.11804
	มิถุนายน	2853.09	3271.27	3156.91	2443.33	2957.17	0.03648
	กรกฎาคม	3804.05	3364.52	3293.64	2736.5	3131.55	0.17678
	สิงหาคม	3524.4	3889.95	3759.73	3327.33	3659	0.03819
	กันยายน	3959.71	3890.99	3739.83	3761.5	3797.44	0.04098
	ตุลาคม	4025.9	3551.46	3450.9	3677.29	3559.88	0.11575
	พฤศจิกายน	2824.82	2760.79	2815.19	2560.69	2712.22	0.03986
	ธันวาคม	2565.84	2931.71	2877.2	2804.21	2871.04	0.11895
MAPE			13.0568	11.5351	10.6406		1.16478
							9.70653

ภาพที่ 4-36 ผลการคำนวณค่าของวิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยการให้ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักด้วยค่าสัมบูรณ์

ต่ำสุด

คือ

$$CF_{j1} = \left(\frac{1}{3}\right)(2516.56) + \left(\frac{1}{3}\right)(2597.81) + \left(\frac{1}{3}\right)(2609.01)$$

เมื่อ CF_{j1} คือ ตัวถ่วงน้ำหนักเฉลี่ยของวิธีการพยากรณ์ที่ j1

4.1.4.2 วิธีพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

การสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

ANOVA^{a,b}

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	111235734.3	1	111235734.3	737.181	.000 ^c
	Residual	1659827.224	11	150893.384		
	Total	112895562 ^d	12			

a. Dependent Variable: Y

b. Linear Regression through the Origin

c. Predictors: Y_Box

d. This total sum of squares is not corrected for the constant because the constant is zero for regression through the origin.

ภาพที่ 4-37 การวิเคราะห์ตัวแปรอิสระส่งผลกับตัวแปรตามหรือไม่

สมมติฐานการทดสอบ $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3$

H_1 : มี β_j บางตัวที่ไม่เป็นศูนย์

เมื่อพิจารณาค่า sig มีค่าน้อยกว่า $\alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก หมายความว่า มี β บางตัวที่ไม่เป็นศูนย์ที่ระดับนัยสำคัญ = 0.05

Coefficients^{a,b}

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	Y_Box	1.065	.039	.993	27.151	.000

a. Dependent Variable: Y

b. Linear Regression through the Origin

ภาพที่ 4-38 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย คือ

$$\widehat{CF}_{Reg} = (1.065)\widehat{Y}_{3t}$$

เมื่อ $\widehat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

4.1.4.3 วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination)

หาตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีรวมแบบอิงค่า มีสูตรดังนี้

$$w_i = \frac{100 - \text{mape_}w_i}{\sum_{i=1}^m 100 - \text{mape_}w_i}$$

เมื่อ

$$\text{mape_}w_i = \left(\frac{100}{n}\right) \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าจริงของข้อมูล
 $\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ของข้อมูล
 n คือ จำนวนข้อมูล

$$W_1 = \frac{(100 - 13.0568)}{((100 - 13.0568) + (100 - 11.5351) + (100 - 10.6406))}$$

$$W_2 = \frac{(100 - 11.5351)}{((100 - 13.0568) + (100 - 11.5351) + (100 - 10.6406))}$$

$$W_3 = \frac{(100 - 10.6406)}{((100 - 13.0568) + (100 - 11.5351) + (100 - 10.6406))}$$

จะได้ $W_1 = 0.328$, $W_2 = 0.334$, $W_3 = 0.338$

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยวิธีรวมแบบอิงค่า คือ

$$CF^{MAPE\,BASED} = (0.328)(\hat{Y}_{1t}) + (0.334)(\hat{Y}_{2t}) + (0.338)(\hat{Y}_{3t})$$

เมื่อ $\hat{Y}_{1t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง

เมื่อ $\hat{Y}_{2t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย

เมื่อ $\hat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

4.1.4.4 วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อน

กำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE)

หาตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง มีสูตรดังนี้

$$W_i = \frac{1/\sqrt{SSE_j}}{1/\sqrt{SSE_1} + 1/\sqrt{SSE_2} + \dots + 1/\sqrt{SSE_j}}$$

$$SSE_j = \sum_{t=1}^n e_t^2$$

โดยที่ W_i คือ ตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการพยากรณ์ที่ j

SSE_j คือ ผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของวิธีการพยากรณ์ที่ j

$$W_1 = \frac{100/\sqrt{1975562.315}}{100/\sqrt{1975562.315} + 100/\sqrt{1604927.315} + 100/\sqrt{2069184}}$$

$$W_2 = \frac{100/\sqrt{1604927.315}}{100/\sqrt{1975562.315} + 100/\sqrt{1604927.315} + 100/\sqrt{2069184}}$$

$$W_3 = \frac{100/\sqrt{2069184}}{100/\sqrt{1975562.315} + 100/\sqrt{1604927.315} + 100/\sqrt{2069184}}$$

จะได้ $W_1 = 0.324$, $W_2 = 0.359$, $W_3 = 0.317$

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง คือ

$$CF_{WISRSSE} = (0.324)(\widehat{Y}_{1t}) + (0.359)(\widehat{Y}_{2t}) + (0.317)(\widehat{Y}_{3t})$$

เมื่อ $\widehat{Y}_{1t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง

เมื่อ $\widehat{Y}_{2t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย

เมื่อ $\hat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

4.1.5 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์

การเปรียบเทียบตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย 7 วิธี โดยใช้ ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 4-2 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ปี	เดือน	Y	Y_Exp	Y_TS	Y_Box	EW	Reg	MAPE-Based	WISRSSE
2567	มกราคม	2143.292297	2516.56	2597.81	2609.01	2574.46	2777.50355	2574.909505	2575.032018
	กุมภาพันธ์	2050.547883	2386.74	2473.88	2199.68	2353.433333	2341.73844	2352.722458	2358.845303
	มีนาคม	2687.751939	3306.3	3080.37	2688.45	3025.04	2862.0739	3022.28631	3029.497997
	เมษายน	2854.629241	3141.84	2956.47	2419.54	2839.283333	2575.79731	2836.126313	2846.551783
	พฤษภาคม	2691.007607	3314.43	3103.8	2607.72	3008.65	2776.13024	3005.538013	3014.997366
	มิถุนายน	2853.091105	3271.27	3156.91	2443.33	2957.17	2601.1237	2953.628736	2968.064109
	กรกฎาคม	3804.052518	3364.52	3293.64	2736.5	3131.553333	2913.22703	3128.879696	3140.231242
	สิงหาคม	3524.40231	3889.95	3759.73	3327.33	3659.003333	3542.21367	3656.555431	3665.035009
	กันยายน	3959.711535	3890.99	3739.83	3761.5	3797.44	4004.42298	3796.7809	3795.663151
	ตุลาคม	4025.896843	3551.46	3450.9	3677.29	3559.883333	3914.77458	3560.328397	3555.147427
	พฤศจิกายน	2824.821924	2760.79	2815.19	2560.69	2712.223333	2726.06298	2711.432251	2716.998862
	ธันวาคม	2565.840348	2931.71	2877.2	2804.21	2871.04	2985.30984	2870.465518	2871.753975
MAPE			13.05683136	11.53507841	10.64057981	9.706525132	9.974675909	9.687084627	9.771847304

จากตารางที่ 4-2 เมื่อพิจารณาจากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ที่ได้จากวิธีการพยากรณ์ทั้ง 7 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง มีค่า MAPE เท่ากับ 13.06 วิธีการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย มีค่า MAPE เท่ากับ 11.54 วิธีบอกซ์เจนกินส์ มีค่า MAPE เท่ากับ 10.64 วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน มีค่า MAPE เท่ากับ 9.71 วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย มีค่า MAPE เท่ากับ 9.97 วิธีรวมแบบอิงค่ามีค่า MAPE เท่ากับ 9.67 และวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง มีค่า MAPE เท่ากับ 9.77 พบว่าวิธีรวมแบบอิงค่า มีค่า MAPE ต่ำที่สุด

สรุปได้ว่า วิธีรวมแบบอิงค่ามีค่า (MAPE-Based combination) เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดใน การพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

บทที่ 5

สรุปผลและอภิปรายผล

วัตถุประสงค์ของการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้เพื่อหาตัวแบบการพยากรณ์และเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับใช้พยากรณ์ข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย โดยข้อมูลที่ใช้ศึกษาในครั้งนี้แบ่ง 2 ชุด ชุดที่ 1 เป็นข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย และชุดที่ 2 ข้อมูลปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย ข้อมูลเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2560 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2567 รวมทั้งสิ้น 96 เดือน ผู้ศึกษาได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือส่วน ที่ 1 จำนวน 84 เดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 สำหรับการวิเคราะห์เพื่อสร้างตัวแบบการพยากรณ์ ส่วนที่ 2 จำนวน 12 เดือน ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 สำหรับการตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ทำการศึกษาวิธีการพยากรณ์เดี่ยว 3 วิธี ได้แก่ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (*Exponential Smoothing Method*) วิธีการพยากรณ์โดยใช้การถดถอยในการวัดความผันแปรตามฤดูกาล (*Time Series Regression Method*) และวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (*Box - Jenkins Method*) เทคนิคการพยากรณ์ร่วม 4 วิธี ได้แก่ วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (*Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW*) วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย วิธีรวมแบบอิงค่า (*MAPE-Based combination*) และวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (*Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE*) และนำค่าพยากรณ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (*Mean Absolute Percentage Error : MAPE*) ที่ต่ำที่สุด เป็นเกณฑ์การตัดสินใจเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด

สามารถสรุปผลการวิเคราะห์ตัวแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย ดังนี้

5.1 สรุปผลการวิเคราะห์

5.1.1 ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

เมื่อทำการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้ง 7 วิธี โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (*Mean Absolute Percentage Error : MAPE*) จากการวิเคราะห์ข้อมูลพบว่าวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด คือ วิธีบ็อกซ์เจนกินส์ (*Box - Jenkins Method*) โดยตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + 0.456Y_{t-1} - 0.626\varepsilon_{t-12}$$

จากนั้นทำการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า อีก 12 เดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ได้ค่าพยากรณ์ดังนี้ 16128.80 15858.40 18320.02 18139.94 19163.08 18562.69 18626.08 18578.31 17821.53 17544.04 17368.17 และ 16632.01 (หน่วย : *GWh*) ตามลำดับ

5.1.2 ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

เมื่อทำการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้ง 7 วิธี โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (*Mean Absolute Percentage Error : MAPE*) จากการวิเคราะห์ข้อมูลพบว่าวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด คือ วิธีรวมแบบอิงค่ามีค่า (*MAPE-Based combination*) โดยตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ คือ

$$CF_{MAPE\ BASED} = (0.328)(\hat{Y}_{1t}) + (0.334)(\hat{Y}_{2t}) + (0.338)(\hat{Y}_{3t})$$

เมื่อ $\hat{Y}_{1t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง

เมื่อ $\hat{Y}_{2t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีวิเคราะห์หอนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย

เมื่อ $\hat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บ็อกซ์เจนกินส์

จากนั้นทำการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้า อีก 12 เดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ได้ค่าพยากรณ์ดังนี้ 2574.91 2352.72 3022.29 2836.13 3005.54 2953.63 3128.88 3656.56 3796.78 3560.33 2711.43 และ 2870.47 (หน่วย : *GWh*) ตามลำดับ

5.2 อภิปรายผล

จากผลการสรุปดังกล่าวมีวิธีการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย โดยใช้วิธีบ็อกซ์เจนกินส์ (*Box - Jenkins Method*) และวิธีการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยโดยใช้วิธีรวมแบบอิงค่ามีค่า (*MAPE-Based combination*) ซึ่งเป็นพยากรณ์ร่วมที่ดีที่สุดกับข้อมูลชุดนี้ แสดงให้เห็นว่าข้อมูลในลักษณะที่คล้ายกันประเภทข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับข้อบกพร่องไฟฟ้า ซึ่งสอดคล้องกับผลการศึกษาของวิจัยยุทธชัย มิ่งขวัญ ศึกษาเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์สำหรับปริมาณการใช้ไฟฟ้าของมหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรดิตถ์กล่าวว่าวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวกเป็นวิธีที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า การศึกษาครั้งนี้สามารถไปใช้ในการปรับปรุงและหาแนวทางในการจัดการทรัพยากรให้เป็นไปอย่างเหมาะสมและเพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้าทั้งปัจจุบันและในอนาคตได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 การทำวิจัยครั้งต่อไป อาจทำการศึกษาการพยากรณ์โดยวิธีอื่น ๆ เพิ่มเติม เพื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์วิธีดังกล่าว ว่าวิธีการพยากรณ์วิธีไหนจะได้ตัวแบบการพยากรณ์ที่ดีที่สุด

5.3.2 สามารถนำวิธีการพยากรณ์นี้ไปเป็นแนวทางให้กับผู้ที่สนใจข้อมูลที่เป็นปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าได้

บรรณานุกรม

สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน (สนพ.) กระทรวงพลังงาน. ข้อมูลสถิติพลังงานปริมาณ
การใช้และปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย. สืบค้นจาก

<https://www.eppo.go.th/index.php/th/energy-information/static-energy/static-electricity>

ยุทธชัย มิ่งขวัญ. 2565. การศึกษาเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์สำหรับปริมาณการใช้

ไฟฟ้าของมหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรดิตถ์. คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏ
อุดรดิตถ์ สืบค้นจาก https://ajsas.ur.ac.th/files_complete/1656075500_3333.pdf

ศศิประภา ตาลยงค์. 2560. การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของ

ประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบวินเทอร์ ตัวแบบอาร์มา และตัวแบบวินเทอร์ที่มีความ
คลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบอาร์มา. คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์
สืบค้นจาก

https://ethesisarchive.library.tu.ac.th/thesis/2017/TU_2017_5809030066_7551_6393.pdf



ภาคผนวก



ภาคผนวก ก

ตารางที่ ก-1 ข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

(หน่วย : GWh)

ปี/เดือน	2560	2561	2562	2563	2564	2565	2566	2567
มกราคม	14,203	14,330	15,005	15,509	13,951	15,265	14,679	16,373
กุมภาพันธ์	13,713	13,897	14,708	15,143	13,915	14,786	14,758	16,451
มีนาคม	16,290	16,371	17,060	16,560	16,893	17,365	17,023	18,900
เมษายน	15,324	15,275	16,687	15,363	16,139	16,598	17,826	18,985
พฤษภาคม	16,568	16,533	17,854	16,119	17,254	17,546	18,975	20,241
มิถุนายน	15,897	16,223	16,676	15,530	16,975	17,300	17,781	18,445
กรกฎาคม	15,775	16,134	16,643	16,047	16,507	17,329	17,902	18,074
สิงหาคม	16,313	16,224	16,509	16,027	16,283	17,276	17,863	18,318
กันยายน	16,041	15,789	15,651	15,973	15,747	16,508	17,125	17,608
ตุลาคม	15,550	16,260	16,273	15,356	16,286	16,032	17,180	17,900
พฤศจิกายน	15,087	15,672	15,541	14,903	15,769	16,061	16,661	17,232
ธันวาคม	14,362	15,123	14,355	14,516	14,749	15,191	16,149	15,942

ตารางที่ ก-2 ข้อมูลปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

(หน่วย : GWh)

ปี/เดือน	2560	2561	2562	2563	2564	2565	2566	2567
มกราคม	1,163	1,863	1,737	2,003	2,044	2,294	2,307	2,143
กุมภาพันธ์	1,446	1,735	1,844	2,006	1,770	1,905	1,985	2,051
มีนาคม	2,129	2,228	2,184	2,322	2,691	2,937	2,535	2,688
เมษายน	2,223	2,056	2,045	2,133	2,568	2,879	2,311	2,855
พฤษภาคม	2,174	2,259	2,040	2,230	2,825	3,223	2,530	2,691
มิถุนายน	2,231	2,149	2,066	2,189	3,191	3,461	2,388	2,853
กรกฎาคม	2,415	2,221	1,976	2,089	3,375	3,879	2,697	3,804
สิงหาคม	2,198	2,536	2,939	3,342	3,743	3,872	3,299	3,524
กันยายน	2,509	2,802	2,684	3,284	3,374	3,417	3,742	3,960
ตุลาคม	2,080	2,678	2,418	2,983	2,851	3,144	3,663	4,026
พฤศจิกายน	2,048	2,201	1,540	2,516	2,465	2,089	2,551	2,825
ธันวาคม	1,810	1,942	2,075	2,456	2,461	2,373	2,797	2,566

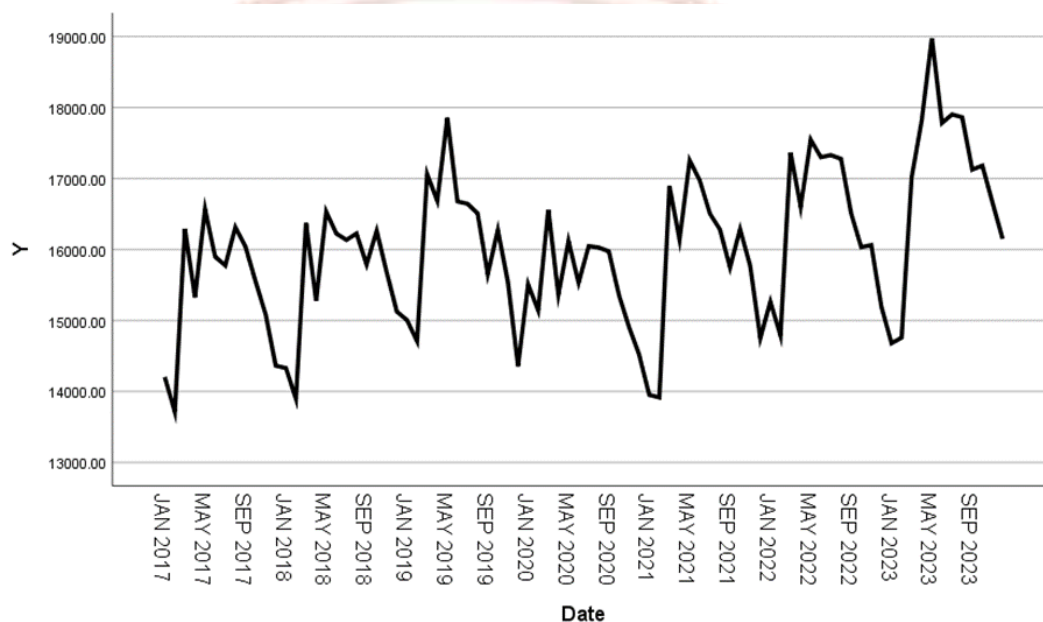


ภาคผนวก ข

วิธีการพยากรณ์เดี่ยว

ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ข้อมูลที่น่าสนใจเป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงธันวาคม พ.ศ. 2566



ภาพที่ ข.1 การเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า

วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method)

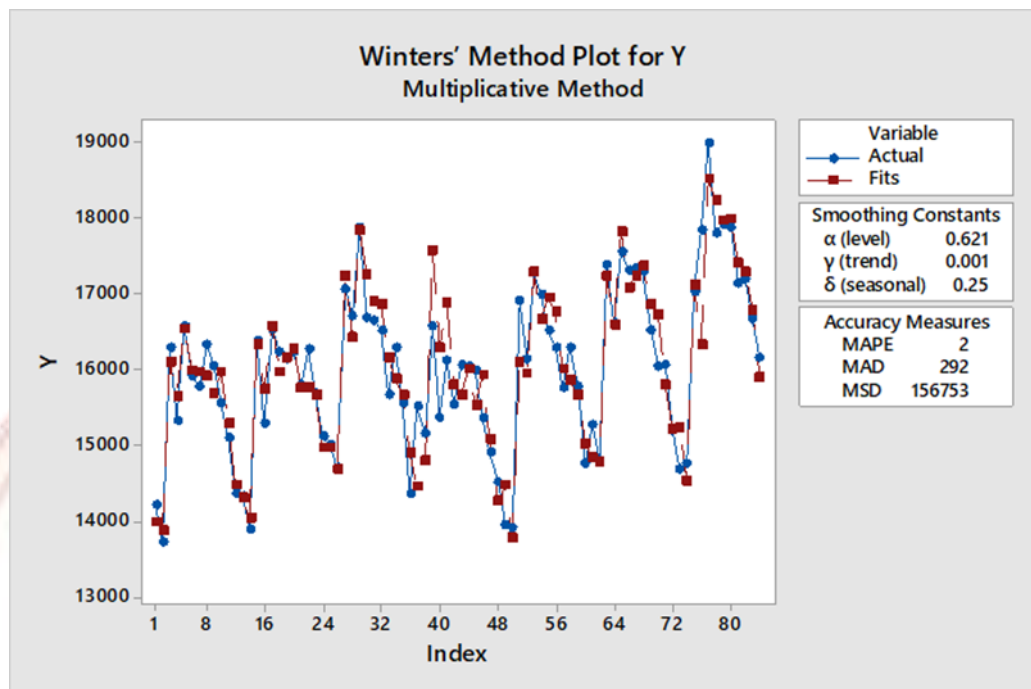
Exponential Smoothing Model Parameters						
Model			Estimate	SE	t	Sig.
Y-Model_1	No Transformation	Alpha (Level)	.621	.102	6.108	.000
		Gamma (Trend)	.001	.057	.017	.986
		Delta (Season)	.253	.170	1.491	.140

ภาพที่ ข.2 การประมาณค่า α , γ และ δ

จากการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยมีแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาลจึงเหมาะสมกับวิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังด้วยวิธีของวินเตอร์ โดยใช้โปรแกรม SPSS คำนวณหาค่าคงที่ค่าคงที่การปรับให้เรียบ (α , γ , δ) ได้ค่าดังนี้

1. ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างข้อมูลและค่าพยากรณ์ $\alpha = 0.621$
2. ค่าคงที่ที่ราบเรียบระหว่างแนวโน้มจริงและแนวโน้มโดยประมาณ $\gamma = 0.001$

3. ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างค่าฤดูกาลจริงและฤดูกาลประมาณ $\delta = 0.253$



ภาพที่ ข.3 การวิเคราะห์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ตัวแบบคือ

$$Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) S_t \epsilon_t$$

จะได้สมการพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t(m)) \hat{S}_{t-p+m}, \text{ when } t > p$$

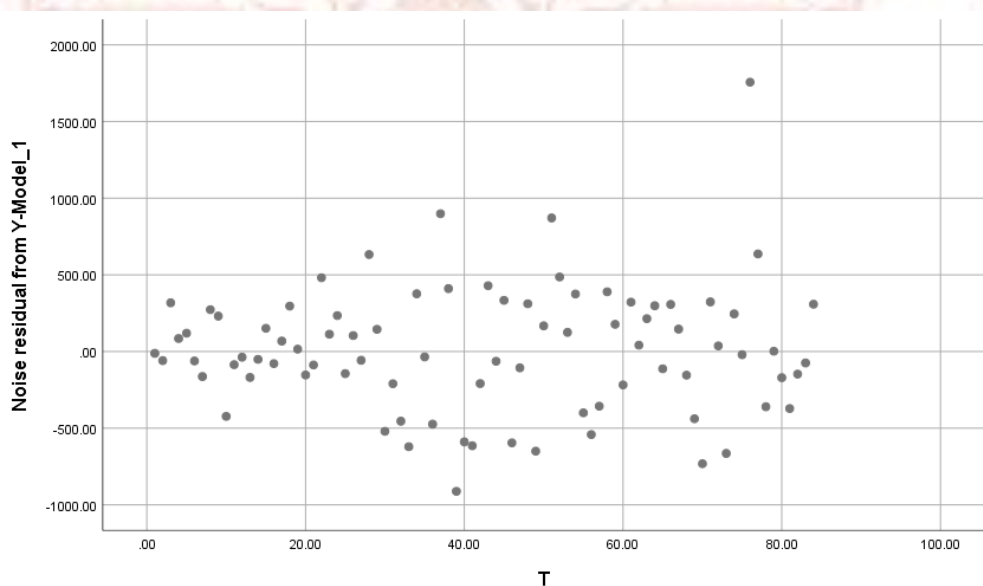
จากโปรแกรม Minitab สามารถหาสมการพยากรณ์ได้ดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = (17309.7 + 39.4849(m)) \hat{S}_{t-p+m}$$

เมื่อ	$\hat{S}_1 = 0.921704$	$\hat{S}_7 = 1.03686$
	$\hat{S}_2 = 0.900934$	$\hat{S}_8 = 1.04170$
	$\hat{S}_3 = 1.05167$	$\hat{S}_9 = 1.00841$
	$\hat{S}_4 = 1.00902$	$\hat{S}_{10} = 1.00437$
	$\hat{S}_5 = 1.07920$	$\hat{S}_{11} = 0.976382$
	$\hat{S}_6 = 1.03825$	$\hat{S}_{12} = 0.929864$
p คือ จำนวนฤดูกาล		

การตรวจสอบตัวแบบวิธี วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method)

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ ข.4 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ ข.4 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบ ๆ ค่าเฉลี่ย ศูนย์และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.080	84	.200 [*]	.951	84	.003

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ ข.5 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า sig = 0.200 ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations					
Series: Noise residual from Y-Model_1					
Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	.137	.107	1.635	1	.201
2	-.158	.107	3.826	2	.148
3	-.027	.106	3.889	3	.274
4	-.232	.105	8.765	4	.067
5	-.098	.105	9.650	5	.086
6	-.077	.104	10.196	6	.117
7	-.068	.103	10.631	7	.156
8	.080	.103	11.234	8	.189
9	.056	.102	11.540	9	.240
10	.137	.101	13.364	10	.204
11	-.085	.101	14.080	11	.229
12	-.213	.100	18.640	12	.098
13	.129	.099	20.337	13	.087
14	.098	.098	21.322	14	.094
15	.025	.098	21.390	15	.125
16	.100	.097	22.444	16	.129

a. The underlying process assumed is independence (white noise).

b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ ข.6 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

วิธีการพยากรณ์โดยใช้การถดถอยในการวัดความผันแปรตามฤดูกาล (Time Series Regression Method)

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS จะได้ดังนี้

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	14054.583	222.080		63.286	.000
	T	18.044	2.313	.408	7.800	.000
	x1	-16.226	273.179	-.004	-.059	.953
	x2	-323.127	272.974	-.083	-1.184	.240
	x3	2036.257	272.787	.525	7.465	.000
	x4	1396.784	272.621	.360	5.124	.000
	x5	2469.739	272.473	.636	9.064	.000
	x6	1813.552	272.346	.467	6.659	.000
	x7	1789.079	272.238	.461	6.572	.000
	x8	1793.606	272.149	.462	6.591	.000
	x9	1252.562	272.080	.323	4.604	.000
	x10	1249.232	272.031	.322	4.592	.000
	x11	767.902	272.002	.198	2.823	.006

a. Dependent Variable: Y

ภาพที่ ข.7 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้น สมการการใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยโดยใช้การถดถอยในการวัดความผันแปรตามฤดูกาล คือ

$$\hat{Y}_t = 14054.583 + 18.044 T - 16.226 S_1 - 323.127 S_2 + 2036.257 S_3 + 1396.784 S_4 + 2469.739 S_5 + 1813.552 S_6 + 1789.079 S_7 + 1793.606 S_8 + 1252.562 S_9 + 1249.232 S_{10} + 767.902 S_{11}$$

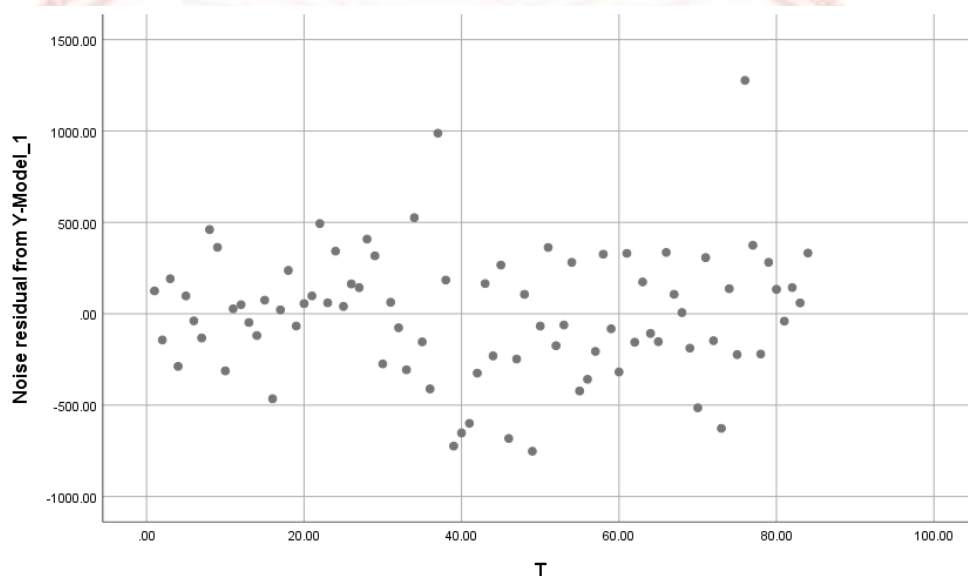
โดยที่ $\hat{Y}_t$ คือ ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

t คือ เวลา

จุดกำเนิด ณ วันที่ 1 มกราคม 2567

การตรวจสอบตัวแบบวิธี Time Series Regression Method

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ ข.8 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ ข.8 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบ ๆ ค่าเฉลี่ยศูนย์และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.068	84	.200 [*]	.965	84	.021

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ ข.9 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า sig = 0.200 ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations					
Series: Noise residual from Y-Model_1					
Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	.006	.107	.003	1	.957
2	-.096	.107	.806	2	.668
3	.170	.106	3.395	3	.335
4	-.121	.105	4.724	4	.317
5	.085	.105	5.378	5	.372
6	.052	.104	5.627	6	.466
7	-.032	.103	5.723	7	.572
8	.138	.103	7.525	8	.481
9	.022	.102	7.570	9	.578
10	.135	.101	9.355	10	.499
11	-.044	.101	9.547	11	.572
12	-.296	.100	18.363	12	.105
13	.141	.099	20.381	13	.086
14	.037	.098	20.525	14	.114
15	-.043	.098	20.716	15	.146
16	.117	.097	22.168	16	.138

a. The underlying process assumed is independence (white noise).
b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ ข.10 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

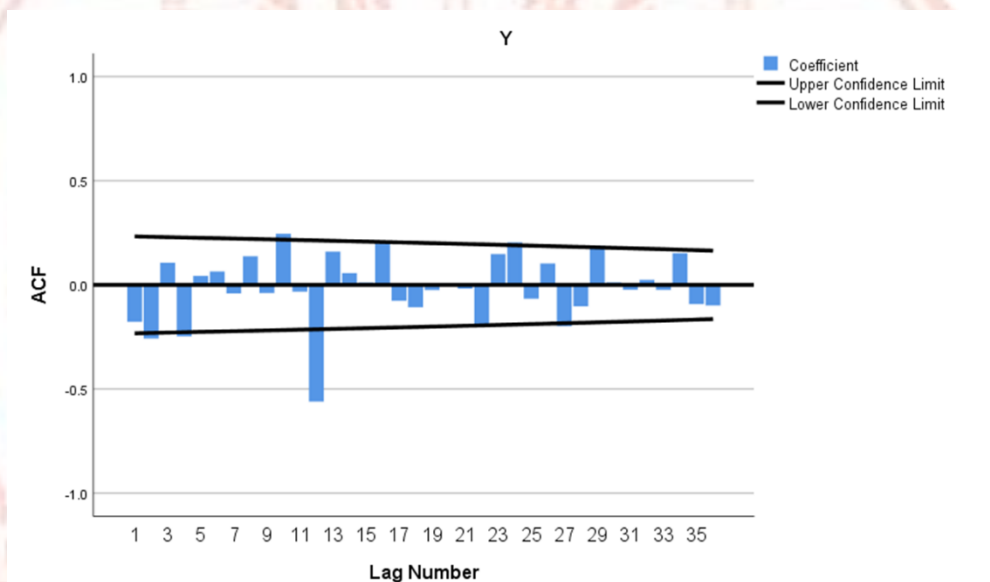
H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

วิธีบอกซ์เจนกินส์ (Box – Jankins Method)

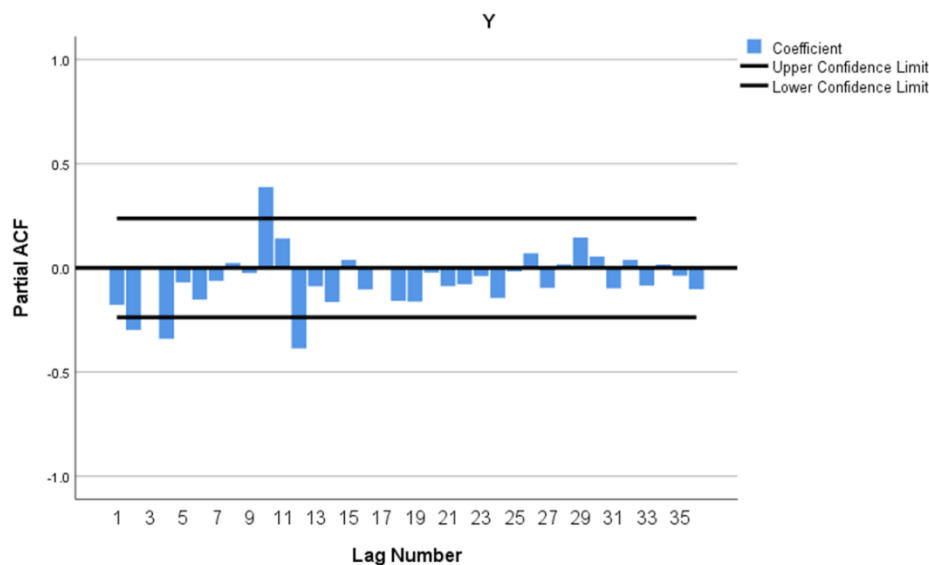
จากการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยมีแนวโน้มและความผันแปร

ตามฤดูกาลจึงดำเนินการหาผลต่างเพื่อทำให้อนุกรมเวลาคงที่และผลต่างฤดูกาลหนึ่งครั้ง กำหนดตัวแบบ เมื่อ $d = 1$ และ $D = 1$ จะได้



ภาพที่ ข.11 ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ (ACF) ของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

หลังจากแปลงข้อมูลให้ค่าเฉลี่ยอยู่ในสภาวะคงที่



ภาพที่ ข.12 ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์บางส่วน (PACF) ของปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

หลังจากแปลงข้อมูลให้อยู่ในสภาวะคงที่
จะได้ตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย คือ
 $ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ โดยไม่มีพจน์ของค่าคงที่

ARIMA Model Parameters				Estimate	SE	t	Sig.
Y-Model_1	Y	No Transformation	Difference	1			
			MA Lag 1	.456	.108	4.232	.000
			AR, Seasonal Lag 1	-.626	.100	-6.285	.000
			Seasonal Difference	1			

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS จะได้ดังนี้

ภาพที่ ข.13 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์จากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบอกซ์เจนกินส์ (Box – Jankins Method) คือ

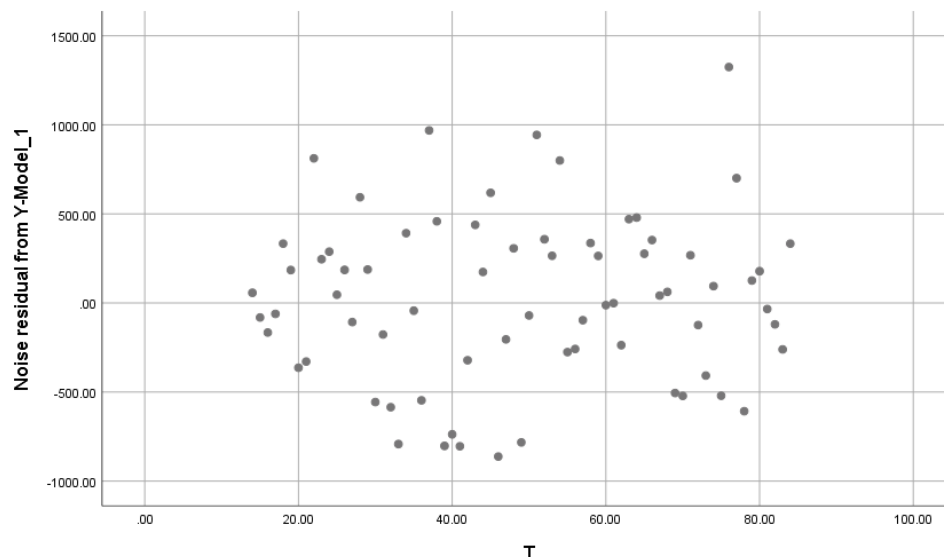
$$(1 - B)(1 - B^{12})(1 - \phi B^{12})Y_t = \theta_0 + (1 - \theta_1 B)\varepsilon_t$$

เมื่อประมาณค่าพารามิเตอร์รูปแบบของ $ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ จะได้ค่าประมาณของ $\hat{\theta}_0 = 0$, $\hat{\theta}_1 = 0.456$ $\phi_{12} = -0.626$ ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + 0.456Y_{t-1} - 0.626\varepsilon_{t-12}$$

การตรวจสอบตัวแบบสำหรับวิธี *Box – Jenkins Method*

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ ข.14 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ ข.14 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบๆ ค่าเฉลี่ยศูนย์และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.054	71	.200 [*]	.985	71	.532

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ ข.15 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า $\text{sig} = 0.200$ ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Series: Noise residual from Y-Model_1					
Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
	n		Value	df	Sig. ^b
1	.093	.116	.635	1	.426
2	-.208	.115	3.894	2	.143
3	.066	.115	4.231	3	.238
4	-.213	.114	7.740	4	.102
5	-.099	.113	8.507	5	.130
6	.070	.112	8.894	6	.180
7	-.030	.111	8.965	7	.255
8	.069	.110	9.355	8	.313
9	.079	.109	9.878	9	.360
10	.068	.108	10.275	10	.417
11	-.069	.108	10.685	11	.470
12	-.174	.107	13.356	12	.344
13	.087	.106	14.032	13	.372
14	.043	.105	14.197	14	.435
15	-.036	.104	14.314	15	.502
16	.106	.103	15.374	16	.497

a. The underlying process assumed is independence (white noise).
b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ ข.16 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

วิธีการพยากรณ์ร่วม

วิธีการพยากรณ์ร่วม(Combined Forecasts)

วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW)

วิธีการนี้ให้ความสำคัญแก่วิธีการพยากรณ์แต่ละวิธีที่นำมารวมกัน เท่าๆกัน

ปี	เดือน	Y	Y_Exp	Y_TS	Y_Box	EW	APE
2567	มกราคม	16372.8	16135.1	16025.7	16128.8	16096.5	0.01687
	กุมภาพันธ์	16451.1	15775.1	15602.3	15858.4	15745.3	0.0429
	มีนาคม	18900.1	18302.1	17889.1	18320	18170.4	0.03861
	เมษายน	18984.5	17440.4	17206.7	18139.9	17595.7	0.07316
	พฤษภาคม	20241.4	18516.9	18256.8	19163.1	18645.6	0.07884
	มิถุนายน	18445.2	17838.1	17591.2	18562.7	17997.3	0.02428
	กรกฎาคม	18073.8	17855.3	17566.6	18626.1	18016	0.0032
	สิงหาคม	18318.2	17970.4	17577.4	18578.3	18042	0.01508
	กันยายน	17607.8	17518.3	17047.1	17821.5	17462.3	0.00826
	ตุลาคม	17899.8	17602.3	17057.9	17544	17401.4	0.02785
	พฤศจิกายน	17231.9	17097.8	16593.4	17368.2	17019.8	0.01231
	ธันวาคม	15942.4	16265.2	15844.9	16632	16247.3	0.01913
MAPE			3.06251	4.62359	2.61401		0.36048
							3.00396

ภาพที่ ข.17 ผลการคำนวณค่าของวิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยการให้ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักด้วยค่าสัมบูรณ์

ต่ำสุด

คือ

$$CF_{j1} = \left(\frac{1}{3}\right)(16135.1) + \left(\frac{1}{3}\right)(16025.7) + \left(\frac{1}{3}\right)(16128.8)$$

เมื่อ CF_{j1} คือ ตัวถ่วงน้ำหนักเฉลี่ยของวิธีการพยากรณ์ที่ j1

วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

การสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

ANOVA^{a,b}

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	3846607183	1	3846607183	12378.720	.000 ^c
	Residual	3418178.749	11	310743.523		
	Total	3850025362 ^d	12			

a. Dependent Variable: Y

b. Linear Regression through the Origin

c. Predictors: Y_Box

d. This total sum of squares is not corrected for the constant because the constant is zero for regression through the origin.

ภาพที่ ข.18 การวิเคราะห์ตัวแปรอิสระส่งผลกับตัวแปรตามหรือไม่

สมมติฐานการทดสอบ $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3$

H_1 : มี β_j บางตัวที่ไม่เป็นศูนย์

เมื่อพิจารณาค่า sig มีค่าน้อยกว่า $\alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก หมายความว่า มี β บางตัวที่ไม่เป็นศูนย์ที่ระดับนัยสำคัญ = 0.05

Coefficients^{a,b}

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	Y_Box	1.008	.009	1.000	111.260	.000

a. Dependent Variable: Y

b. Linear Regression through the Origin

ภาพที่ ข.19 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย คือ

$$\widehat{CF}_{Reg} = (1.008)\widehat{Y}_{3t}$$

เมื่อ $\widehat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination)

หาตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีรวมแบบอิงค่า มีสูตรดังนี้

$$w_i = \frac{100 - \text{mape_}w_i}{\sum_{i=1}^m 100 - \text{mape_}w_i}$$

เมื่อ

$$\text{mape_}w_i = \left(\frac{100}{n}\right) \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าจริงของข้อมูล
 $\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ของข้อมูล
 n คือ จำนวนข้อมูล

$$W_1 = \frac{(100 - 3.06251)}{((100 - 3.06251) + (100 - 4.62359) + (100 - 2.61401))}$$

$$W_2 = \frac{(100 - 4.62359)}{((100 - 3.06251) + (100 - 4.62359) + (100 - 2.61401))}$$

$$W_3 = \frac{(100 - 2.61401)}{((100 - 3.06251) + (100 - 4.62359) + (100 - 2.61401))}$$

จะได้ $W_1 = 0.335$, $W_2 = 0.329$, $W_3 = 0.336$

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยวิธีรวมแบบอิงค่า คือ

$$CF_{MAPE\,BASED} = (0.335)(\hat{Y}_{1t}) + (0.329)(\hat{Y}_{2t}) + (0.336)(\hat{Y}_{3t})$$

เมื่อ $\hat{Y}_{1t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง

เมื่อ $\hat{Y}_{2t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย

เมื่อ $\hat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE)

หาตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง มีสูตรดังนี้

$$W_i = \frac{1/\sqrt{SSE_j}}{1/\sqrt{SSE_1} + 1/\sqrt{SSE_2} + \dots + 1/\sqrt{SSE_j}}$$

$$SSE_j = \sum_{t=1}^n e_t^2$$

โดยที่ W_i คือ ตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการพยากรณ์ที่ j

SSE_j คือ ผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของวิธีการพยากรณ์ที่ j

$$W_1 = \frac{100/\sqrt{6985148.006}}{100/\sqrt{6985148.006} + 100/\sqrt{11938014} + 100/\sqrt{3676122.04}}$$

$$W_2 = \frac{100/\sqrt{11938014}}{100/\sqrt{6985148.006} + 100/\sqrt{11938014} + 100/\sqrt{3676122.04}}$$

$$W_3 = \frac{100/\sqrt{3676122.04}}{100/\sqrt{6985148.006} + 100/\sqrt{11938014} + 100/\sqrt{3676122.04}}$$

จะได้ $W_1 = 0.318$, $W_2 = 0.243$, $W_3 = 0.439$

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง คือ

$$\widehat{CF}^{WISRSSE} = (0.318)(\widehat{Y}_{1t}) + (0.243)(\widehat{Y}_{2t}) + (0.439)(\widehat{Y}_{3t})$$

เมื่อ $\widehat{Y}_{1t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง

เมื่อ $\widehat{Y}_{2t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย

เมื่อ $\widehat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์

การเปรียบเทียบตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย 7 วิธี โดยใช้ ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (*Mean Absolute Percentage Error: MAPE*) ดังตารางต่อไปนี้

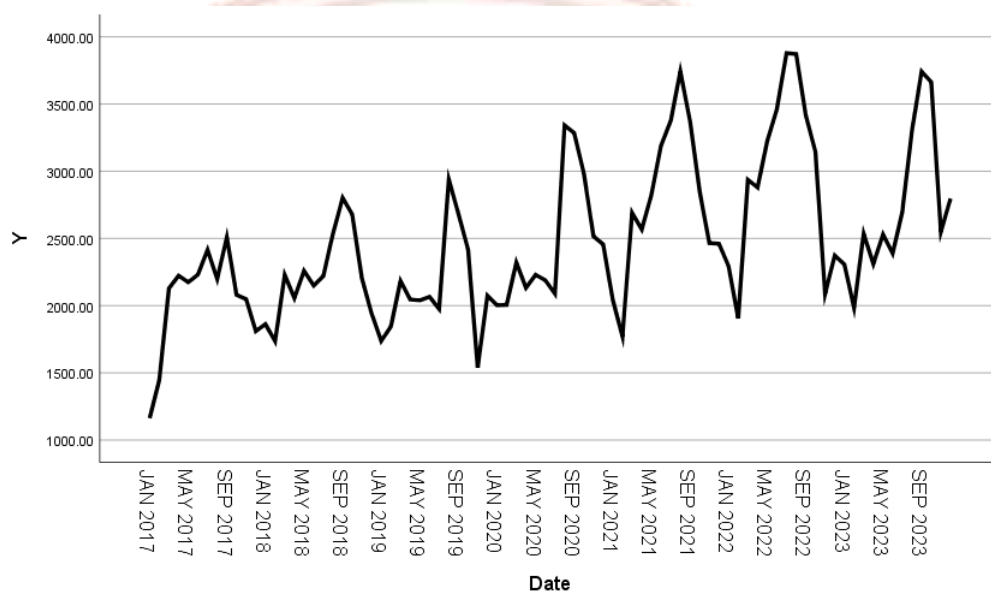
ตารางที่ ข.1 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ปี	เดือน	Y	Y_Exp	Y_TS	Y_Box	EW	Reg	MAPE-Based	WISRSSE
2567	มกราคม	16372.75604	16135.09	16025.73	16128.8	16096.54	16261.9669	16096.97151	16105.71936
	กุมภาพันธ์	16451.09623	15775.09	15602.33	15858.4	15745.27333	15989.33435	15746.21874	15769.58314
	มีนาคม	18900.0743	18302.09	17889.14	18320.02	18170.41667	18471.27863	18172.16397	18209.46307
	เมษายน	18984.50395	17440.36	17206.72	18139.94	17595.67333	18289.71181	17598.61186	17690.28853
	พฤษภาคม	20241.39132	18516.92	18256.76	19163.08	18645.58667	19321.29933	18648.48306	18736.96895
	มิถุนายน	18445.15432	17838.1	17591.2	18562.69	17997.33	18715.95223	18000.39374	18095.7693
	กรกฎาคม	18073.78794	17855.29	17566.6	18626.08	18015.99	18779.8656	18019.3561	18123.04976
	สิงหาคม	18318.24152	17970.42	17577.37	18578.31	18042.03333	18731.70119	18045.36746	18141.34833
	กันยายน	17607.80479	17518.26	17047.08	17821.53	17462.29	17968.67286	17465.08357	17536.59199
	ตุลาคม	17899.81889	17602.29	17057.86	17544.04	17401.39667	17688.89178	17403.46869	17444.26106
	พฤศจิกายน	17231.90004	17097.77	16593.37	17368.17	17019.77	17511.56971	17022.60708	17093.60369
	ธันวาคม	15942.43857	16265.15	15844.86	16632.01	16247.34	16769.33163	16250.10434	16323.75172
MAPE			3.062510018	4.623591078	2.614009621	3.003960133	2.635592089	2.993342111	2.746128649

วิธีการพยากรณ์เดียว

ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ข้อมูลที่นำมาศึกษาเป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566



ภาพที่ ข.20 ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้า

จากภาพที่ ข.20 จะเห็นว่าการเคลื่อนไหวของข้อมูลมีแนวโน้มและความผันแปรตาม

ฤดูกาล

วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method)

Exponential Smoothing Model Parameters

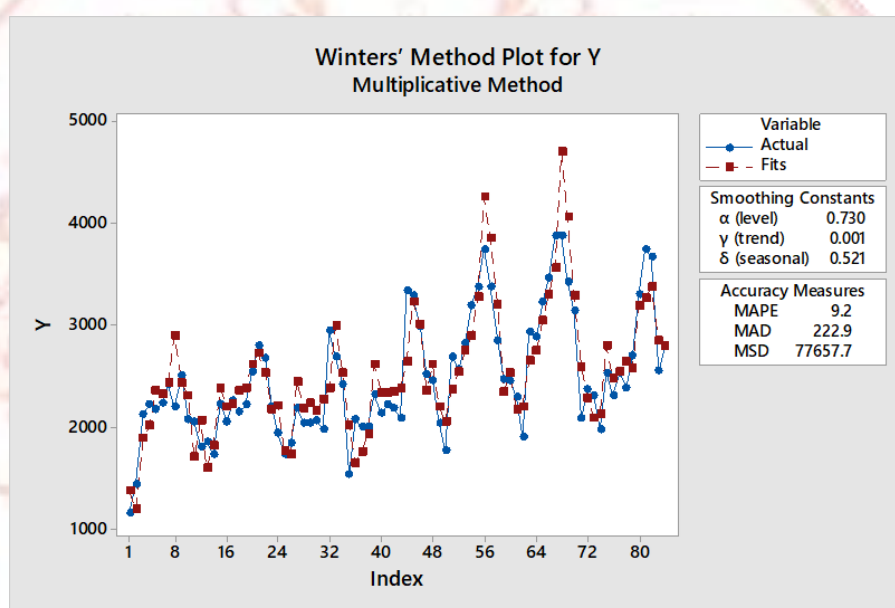
Model			Estimate	SE	t	Sig.
Y-Model_1	No Transformation	Alpha (Level)	.730	.105	6.934	.000
		Gamma (Trend)	.001	.035	.029	.977
		Delta (Season)	.521	.281	1.854	.067

ภาพที่ ข.21 การประมาณค่า α , γ และ δ

จากการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณน้ำจำหน่าย จังหวัดน่าน มีแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาลจึงเหมาะสมกับการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังด้วยวิธีของวินเตอร์โดยใช้โปรแกรม SPSS คำนวณหาค่าคงที่ค่าคงที่การปรับให้เรียบ (α , γ , δ) ได้ค่าดังนี้

1. ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างข้อมูลและค่าพยากรณ์ $\alpha = 0.730$
2. ค่าคงที่ที่ราบเรียบระหว่างแนวโน้มจริงและแนวโน้มโดยประมาณ $\gamma = 0.001$
3. ค่าคงที่การปรับให้เรียบระหว่างค่าฤดูกาลจริงและฤดูกาลประมาณ $\delta = 0.521$

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป Minitab จะได้ผลดังนี้



ภาพที่ ข.22 การวิเคราะห์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังของปริมาณการนำไฟฟ้าพลังงานไฟฟ้า

ตัวแบบคือ

$$Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) S_t \epsilon_t$$

จะได้สมการพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t(m)) \hat{S}_{t-p+m} \quad , \text{ when } t > p$$

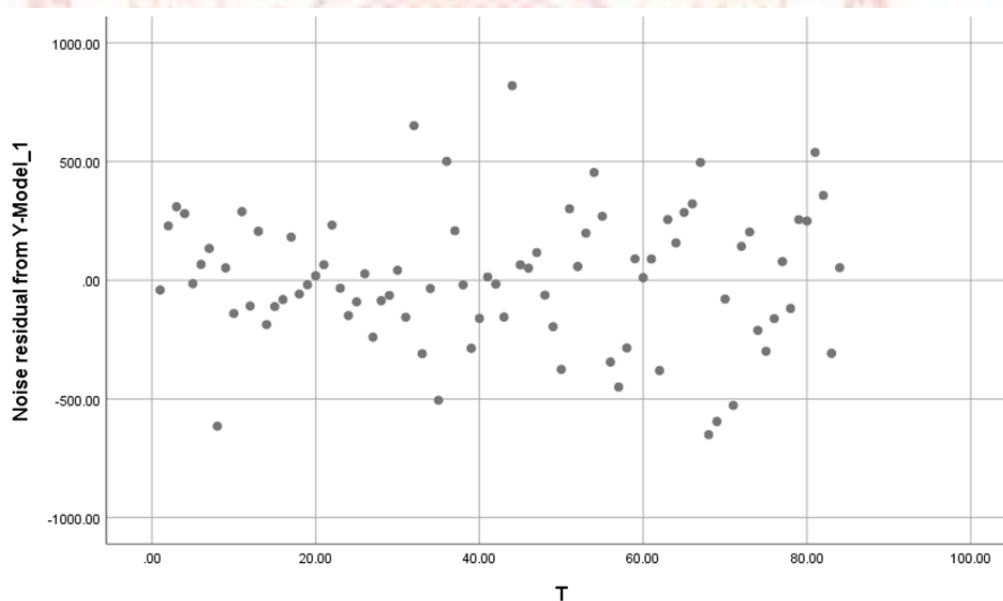
จากโปรแกรม Minitab สามารถหาสมการพยากรณ์ได้ดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = (3105.59 + 45.9812 (m)) \hat{S}_{t-p+m}$$

เมื่อ	$\hat{S}_1 = 0.758855$	$\hat{S}_7 = 1.07511$
	$\hat{S}_2 = 0.756361$	$\hat{S}_8 = 1.21119$
	$\hat{S}_3 = 1.00353$	$\hat{S}_9 = 1.26147$
	$\hat{S}_4 = 0.952942$	$\hat{S}_{10} = 1.12199$
	$\hat{S}_5 = 0.988608$	$\hat{S}_{11} = 0.908488$
	$\hat{S}_6 = 1.01580$	$\hat{S}_{12} = 0.896507$
p คือ จำนวนฤดูกาล		

การตรวจสอบตัวแบบวิธี วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง (Exponential Smoothing Method)

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ ข.23 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ ข.23 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบ ๆ ค่าเฉลี่ย ศูนย์และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.059	84	.200 [*]	.990	84	.758

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ ข.24 การตรวจสอบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirnov

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า sig = 0.200 ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations					
Series: Noise residual from Y-Model_1					
Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	.070	.107	.421	1	.516
2	.009	.107	.428	2	.807
3	-.210	.106	4.367	3	.225
4	-.101	.105	5.281	4	.260
5	-.236	.105	10.377	5	.065
6	-.008	.104	10.383	6	.109
7	.079	.103	10.962	7	.140
8	.036	.103	11.085	8	.197
9	-.068	.102	11.533	9	.241
10	.006	.101	11.537	10	.317
11	-.085	.101	12.259	11	.345
12	.087	.100	13.021	12	.367
13	-.079	.099	13.661	13	.398
14	-.010	.098	13.672	14	.474
15	.128	.098	15.399	15	.423
16	-.063	.097	15.818	16	.466

a. The underlying process assumed is independence (white noise).

b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ ข.25 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก

หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

วิธีการพยากรณ์โดยใช้การถดถอยในการวัดความผันแปรตามฤดูกาล (*Time Series Regression Method*)

ตัวแบบคือ

$$Y_t = \alpha + \beta_1 S_{1t} + \beta_2 S_{2t} + \beta_3 S_{3t} + \dots + \beta_{L-1} S_{L-1,t} + \varepsilon_t$$

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS จะได้ดังนี้

Coefficients ^a					
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	Sig.
		B	Std. Error	Beta	
1	(Constant)	1671.653	138.838		.000
	T	12.537	1.446	.526	.000
	x1	-219.820	170.784	-.105	.202
	x2	-335.196	170.655	-.160	.053
	x3	271.648	170.539	.130	.116
	x4	143.165	170.435	.068	.404
	x5	282.990	170.343	.135	.101
	x6	326.928	170.263	.156	.059
	x7	453.677	170.195	.217	.010
	x8	909.621	170.140	.435	.000
	x9	880.021	170.097	.420	.000
	x10	582.569	170.066	.278	.001
	x11	-59.478	170.048	-.028	.728

a. Dependent Variable: Y

ภาพที่ ข.25 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้น สมการการใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยโดยใช้การถดถอยในการวัดความผันแปรตามฤดูกาล คือ

$$\hat{Y}_t = 1671.653 + 12.537T - 219.820 S_1 - 335.196 S_2 + 271.648 S_3 + 143.165 S_4 + 282.990 S_5 + 326.928 S_6 + 453.677 S_7 + 909.621 S_8 + 880.021 S_9 + 582.569 S_{10} - 59.478 S_{11}$$

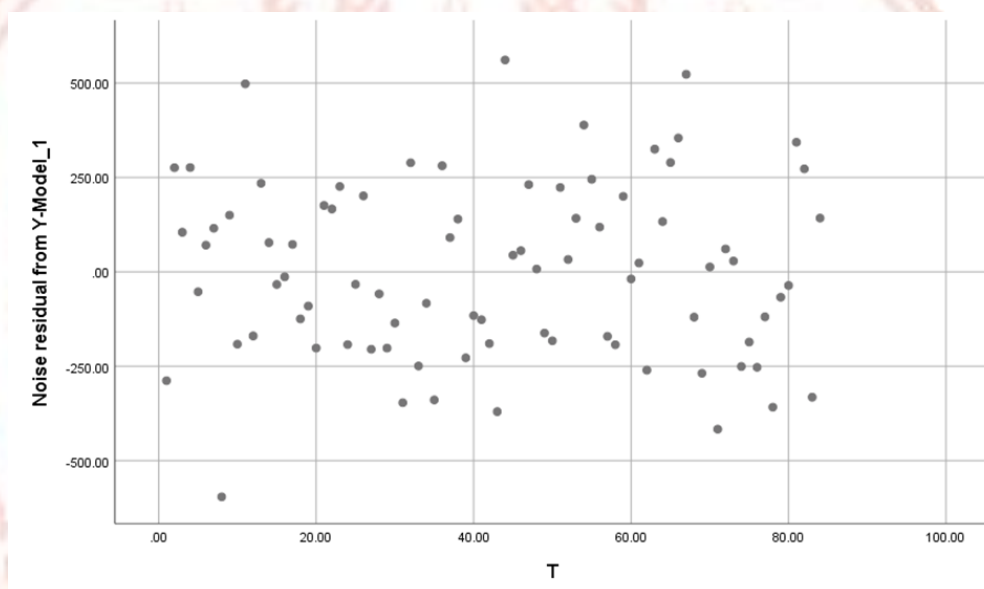
โดยที่ $\hat{Y}_t$ คือ ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

t คือ เวลา

จุดกำเนิด ณ วันที่ 1 มกราคม 2567

การตรวจสอบตัวแบบวิธี Time Series Regression Method

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ ข.26 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ ข.26 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบ ๆ ค่าเฉลี่ยศูนย์ และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.074	84	.200 [*]	.989	84	.700

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ ข.27 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า sig = 0.200 ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations					
Series: Noise residual from Y-Model_1					
Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	-.024	.107	.048	1	.826
2	.148	.107	1.968	2	.374
3	-.123	.106	3.322	3	.345
4	.021	.105	3.360	4	.499
5	-.170	.105	6.001	5	.306
6	-.092	.104	6.787	6	.341
7	.096	.103	7.651	7	.364
8	.008	.103	7.657	8	.468
9	.047	.102	7.871	9	.547
10	.013	.101	7.888	10	.640
11	-.035	.101	8.011	11	.712
12	.075	.100	8.572	12	.739
13	-.154	.099	10.974	13	.613
14	-.030	.098	11.067	14	.681
15	.077	.098	11.695	15	.702
16	-.066	.097	12.153	16	.733

a. The underlying process assumed is independence (white noise).

b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ ข.28 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

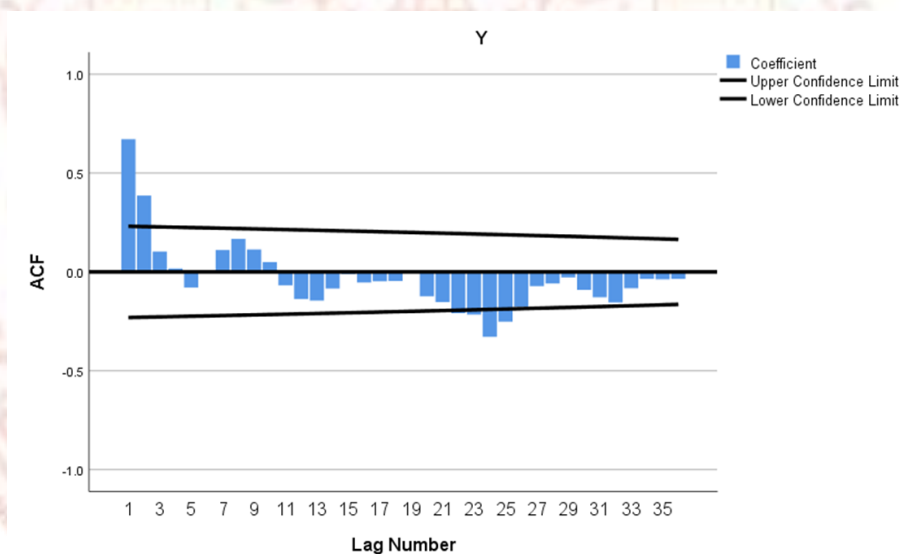
H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box – Jenkins Method)

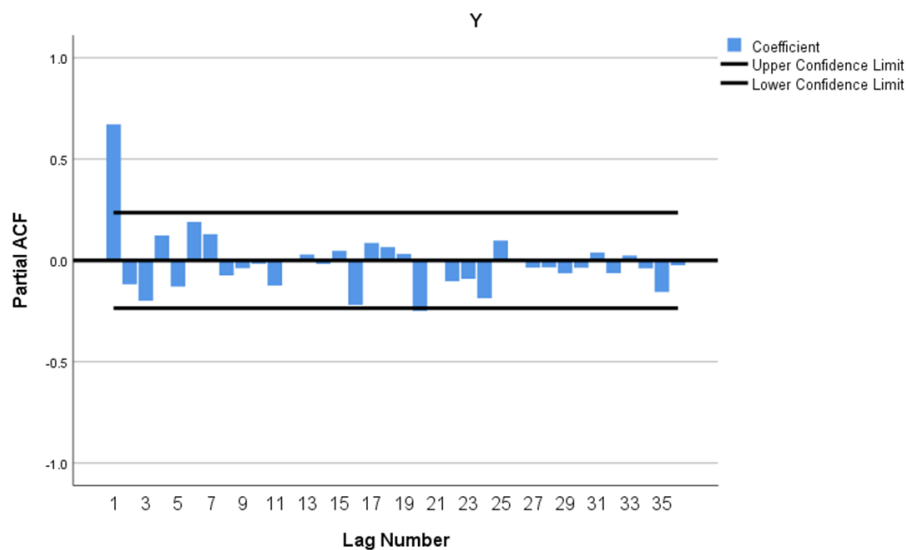
จากการเคลื่อนไหวของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยมีแนวโน้มและความผันแปร

ตามฤดูกาลจึงดำเนินการหาผลต่างเพื่อทำให้อนุกรมเวลาคงที่และผลต่างฤดูกาลหนึ่งครั้ง กำหนดตัวแบบ เมื่อ $D = 1$ จะได้



ภาพที่ ข.29 ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์ (ACF) ของปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

หลังจากแปลงข้อมูลให้ค่าเฉลี่ยอยู่ในสภาวะคงที่



ภาพที่ ข.30 ฟังก์ชันอัตสหสัมพันธ์บางส่วน (PACF) ของปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

หลังจากแปลงข้อมูลให้อยู่ในสภาวะคงที่

จะได้ตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย คือ

$ARIMA(1,0,0)(0,1,0)_{12}$ โดยไม่มีพจน์ของค่าคงที่

ARIMA Model Parameters					Estimate	SE	t	Sig.
Y-Model_1	Y	No Transformation	AR	Lag 1	.712	.083	8.548	.000
			Seasonal Difference		1			

จากการประมวลผลจากโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS จะได้ดังนี้

ภาพที่ ข.31 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์จากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบอกซ์เจนกินส์ (Box – Jenkins Method) คือ

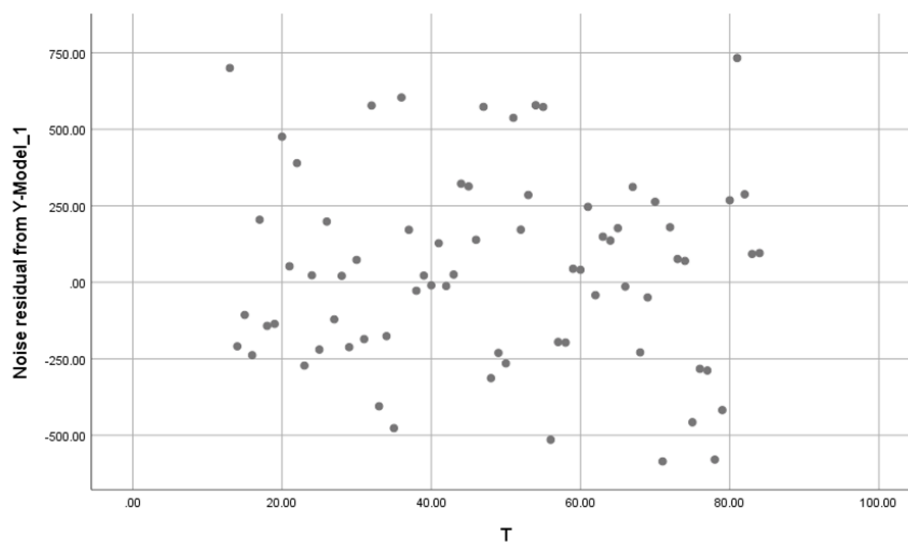
$$(1-B^{12})(1-\phi B)Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t$$

เมื่อประมาณค่าพารามิเตอร์รูปแบบของ $ARIMA(1,0,0)(0,1,0)_{12}$ จะได้ค่าประมาณของ $\phi_1 = 0.712$ ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + 0.712\varepsilon_{t-12}$$

การตรวจสอบตัวแบบสำหรับวิธี *Box – Jenkins Method*

1. ทดสอบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์และความแปรปรวนคงที่



ภาพที่ ข.32 กราฟการกระจายความคลาดเคลื่อนกับเวลา

จากภาพที่ ข.32 จะเห็นได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ากระจายรอบๆ ค่าเฉลี่ยศูนย์และความแปรปรวนมีค่าคงที่

2. ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Noise residual from Y-Model_1	.059	72	.200 [*]	.982	72	.380

*. This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

ภาพที่ ข.33 การตรวจสอบตัวแบบด้วยวิธี Kolmogorov-Smirniv

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

เมื่อพิจารณาค่า sig = 0.200 ซึ่งมีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก
หมายความว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3. ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ต่อเนื่องกันเป็นอิสระหรือไม่

Autocorrelations

Series: Noise residual from Y-Model_1

Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	.044	.115	.145	1	.703
2	.055	.115	.379	2	.827
3	-.233	.114	4.588	3	.205
4	.041	.113	4.722	4	.317
5	-.235	.112	9.129	5	.104
6	-.045	.111	9.293	6	.158
7	.066	.110	9.648	7	.209
8	.156	.110	11.668	8	.167
9	.025	.109	11.722	9	.229
10	.056	.108	11.989	10	.286
11	-.070	.107	12.420	11	.333
12	-.103	.106	13.353	12	.344
13	-.104	.105	14.335	13	.351
14	-.051	.104	14.571	14	.408
15	.155	.103	16.822	15	.330
16	-.079	.103	17.414	16	.359

a. The underlying process assumed is independence (white noise).
b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

ภาพที่ ข.34 การวิเคราะห์จากการตรวจสอบโดยใช้ Autocorrelations

สมมติฐานการทดสอบ H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระต่อกัน

เมื่อพิจารณาค่า sig ทุกค่า มีค่ามากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับสมมติฐานหลัก

หมายความว่าความคลาดเคลื่อนแต่ละตัวเป็นอิสระต่อกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

วิธีการพยากรณ์ร่วม

วิธีการพยากรณ์ร่วม(Combined Forecasts)

วิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน (Simple Average Method or Equivalent Weighted Method:EW)

วิธีการนี้ให้ความสำคัญแก่วิธีการพยากรณ์แต่ละวิธีที่นำมารวมกัน เท่าๆกัน

ปี	เดือน	Y	Y_Exp	Y_TS	Y_Box	EW	APE
2567	มกราคม	2143.29	2516.56	2597.81	2609.01	2574.46	0.20117
	กุมภาพันธ์	2050.55	2386.74	2473.88	2199.68	2353.43	0.14771
	มีนาคม	2687.75	3306.3	3080.37	2688.45	3025.04	0.12549
	เมษายน	2854.63	3141.84	2956.47	2419.54	2839.28	0.00538
	พฤษภาคม	2691.01	3314.43	3103.8	2607.72	3008.65	0.11804
	มิถุนายน	2853.09	3271.27	3156.91	2443.33	2957.17	0.03648
	กรกฎาคม	3804.05	3364.52	3293.64	2736.5	3131.55	0.17678
	สิงหาคม	3524.4	3889.95	3759.73	3327.33	3659	0.03819
	กันยายน	3959.71	3890.99	3739.83	3761.5	3797.44	0.04098
	ตุลาคม	4025.9	3551.46	3450.9	3677.29	3559.88	0.11575
	พฤศจิกายน	2824.82	2760.79	2815.19	2560.69	2712.22	0.03986
	ธันวาคม	2565.84	2931.71	2877.2	2804.21	2871.04	0.11895
MAPE			13.0568	11.5351	10.6406		1.16478
							9.70653

ภาพที่ ข.35 ผลการคำนวณค่าของวิธีการให้น้ำหนักที่เท่ากัน

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยการให้ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักด้วยค่าสัมบูรณ์ต่ำสุด คือ

$$CF_{j1} = \left(\frac{1}{3}\right)(2516.56) + \left(\frac{1}{3}\right)(2597.81) + \left(\frac{1}{3}\right)(2609.01)$$

เมื่อ CF_{j1} คือ ตัวถ่วงน้ำหนักเฉลี่ยของวิธีการพยากรณ์ที่ j1

วิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

การสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย

ANOVA^{a,b}

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	111235734.3	1	111235734.3	737.181	.000 ^c
	Residual	1659827.224	11	150893.384		
	Total	112895562 ^d	12			

a. Dependent Variable: Y

b. Linear Regression through the Origin

c. Predictors: Y_Box

d. This total sum of squares is not corrected for the constant because the constant is zero for regression through the origin.

ภาพที่ ข.36 การวิเคราะห์ตัวแปรอิสระส่งผลกับตัวแปรตามหรือไม่

สมมติฐานการทดสอบ $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3$

H_1 : มี β_j บางตัวที่ไม่เป็นศูนย์

เมื่อพิจารณาค่า sig มีค่าน้อยกว่า $\alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก หมายความว่า มี β บางตัวที่ไม่เป็นศูนย์ที่ระดับนัยสำคัญ = 0.05

Coefficients^{a,b}

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	Y_Box	1.065	.039	.993	27.151	.000

a. Dependent Variable: Y

b. Linear Regression through the Origin

ภาพที่ ข.37 การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การถดถอยจากการคัดเลือกตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย คือ

$$\widehat{CF}_{Reg} = (1.065)\widehat{Y}_{3t}$$

เมื่อ $\widehat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

วิธีรวมแบบอิงค่า (MAPE-Based combination)

หาตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีรวมแบบอิงค่า มีสูตรดังนี้

$$w_i = \frac{100 - \text{mape_}w_i}{\sum_{i=1}^m 100 - \text{mape_}w_i}$$

เมื่อ

$$\text{mape_}w_i = \left(\frac{100}{n} \right) \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าจริงของข้อมูล
 $\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ของข้อมูล
 n คือ จำนวนข้อมูล

$$W_1 = \frac{(100 - 13.0568)}{((100 - 13.0568) + (100 - 11.5351) + (100 - 10.6406))}$$

$$W_2 = \frac{(100 - 11.5351)}{((100 - 13.0568) + (100 - 11.5351) + (100 - 10.6406))}$$

$$W_3 = \frac{(100 - 10.6406)}{((100 - 13.0568) + (100 - 11.5351) + (100 - 10.6406))}$$

จะได้ $W_1 = 0.328$, $W_2 = 0.334$, $W_3 = 0.338$

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยวิธีรวมแบบอิงค่า คือ

$$CF_{MAPE\ BASED} = (0.328)(\hat{Y}_{1t}) + (0.334)(\hat{Y}_{2t}) + (0.338)(\hat{Y}_{3t})$$

เมื่อ $\hat{Y}_{1t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง

เมื่อ $\hat{Y}_{2t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีวิเคราะห์หอนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย

เมื่อ $\hat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

วิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Weighted Inverse to the square root sum of squared error : WISRSSE)

หาตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง มีสูตรดังนี้

$$W_i = \frac{1/\sqrt{SSE_j}}{1/\sqrt{SSE_1} + 1/\sqrt{SSE_2} + \dots + 1/\sqrt{SSE_j}}$$

$$SSE_j = \sum_{t=1}^n e_t^2$$

โดยที่ W_i คือ ตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการพยากรณ์ที่ j

SSE_j คือ ผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของวิธีการพยากรณ์ที่ j

$$W_1 = \frac{100/\sqrt{1975562.315}}{100/\sqrt{1975562.315} + 100/\sqrt{1604927.315} + 100/\sqrt{2069184}}$$

$$W_2 = \frac{100/\sqrt{1604927.315}}{100/\sqrt{1975562.315} + 100/\sqrt{1604927.315} + 100/\sqrt{2069184}}$$

$$W_3 = \frac{100/\sqrt{2069184}}{100/\sqrt{1975562.315} + 100/\sqrt{1604927.315} + 100/\sqrt{2069184}}$$

จะได้ $W_1 = 0.324$, $W_2 = 0.359$, $W_3 = 0.317$

ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ร่วมโดยวิธีการถ่วงน้ำหนักด้วยการผกผันของรากที่สองของผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง คือ

$$CF_{WISRSSE} = (0.324)(\hat{Y}_{1t}) + (0.359)(\hat{Y}_{2t}) + (0.317)(\hat{Y}_{3t})$$

เมื่อ $\hat{Y}_{1t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง

เมื่อ $\hat{Y}_{2t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการถดถอย

เมื่อ $\hat{Y}_{3t}$ คือ ค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์บอกซ์เจนกินส์

การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์

การเปรียบเทียบตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย 7 วิธี โดยใช้ ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (*Mean Absolute Percentage Error: MAPE*) ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ ข.2 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย

ปี	เดือน	Y	Y_Exp	Y_TS	Y_Box	EW	Reg	MAPE-Based	WISRSSE
2567	มกราคม	2143.292297	2516.56	2597.81	2609.01	2574.46	2777.50355	2574.909505	2575.032018
	กุมภาพันธ์	2050.547883	2386.74	2473.88	2199.68	2353.433333	2341.73844	2352.722458	2358.845303
	มีนาคม	2687.751939	3306.3	3080.37	2688.45	3025.04	2862.0739	3022.28631	3029.497997
	เมษายน	2854.629241	3141.84	2956.47	2419.54	2839.283333	2575.79731	2836.126313	2846.551783
	พฤษภาคม	2691.007607	3314.43	3103.8	2607.72	3008.65	2776.13024	3005.538013	3014.997366
	มิถุนายน	2853.091105	3271.27	3156.91	2443.33	2957.17	2601.1237	2953.628736	2968.064109
	กรกฎาคม	3804.052518	3364.52	3293.64	2736.5	3131.553333	2913.22703	3128.879696	3140.231242
	สิงหาคม	3524.40231	3889.95	3759.73	3327.33	3659.003333	3542.21367	3656.555431	3665.035009
	กันยายน	3959.711535	3890.99	3739.83	3761.5	3797.44	4004.42298	3796.7809	3795.663151
	ตุลาคม	4025.896843	3551.46	3450.9	3677.29	3559.883333	3914.77458	3560.328397	3555.147427
	พฤศจิกายน	2824.821924	2760.79	2815.19	2560.69	2712.223333	2726.06298	2711.432251	2716.998862
	ธันวาคม	2565.840348	2931.71	2877.2	2804.21	2871.04	2985.30984	2870.465518	2871.753975
MAPE			13.05683136	11.53507841	10.64057981	9.706525132	9.974675909	9.687084627	9.771847304

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นางสาววัชรภรณ์ ลักษณะวิมล
ชื่อการค้นคว้าอิสระ	ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าและปริมาณการนำเข้าพลังงานของประเทศไทย
สาขาวิชา	สถิติประยุกต์และวิทยาการวิเคราะห์ข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์ประยุกต์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ประวัติ	ประวัติส่วนตัว เกิดเมื่อวันที่ 11 พฤศจิกายน 2538 ประวัติการศึกษา สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี บริหารธุรกิจบัณฑิต มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร