

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ
SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX

จกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา
วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา
ธันวาคม 2561
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยบูรพา

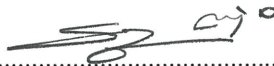
คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์และคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณา
วิทยานิพนธ์ของ จักภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย ฉบับนี้แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตาม
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา ของมหาวิทยาลัย
บูรพาได้

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์



.....อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



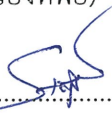
.....ประธาน
(รองศาสตราจารย์ ดร.สุพิม ศรีพันธ์วรสกุล)



.....กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง)



.....กรรมการ
(ดร.ปริยญา เรืองทิพย์)



.....กรรมการ
(Dr.Poliny UNG)

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญาอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่ง
ของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา
ของมหาวิทยาลัยบูรพา



.....คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภัทราวดี มากมี) และวิทยาการปัญญา
วันที่ 27 เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561

ประกาศคุณูปการ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับคำปรึกษาและคำแนะนำอย่างดียิ่งจาก ผศ.ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง อาจารย์ที่ปรึกษาหลักวิทยานิพนธ์ ตลอดจนคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ คณาจารย์และบุคลากรวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพาทุกท่าน ที่กรุณาให้คำแนะนำที่ดี ซึ่งทำให้ผู้วิจัยได้รับแนวทางในการศึกษาหาความรู้และประสบการณ์ในการทำวิทยานิพนธ์ ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งเป็นอย่างยิ่ง จึงกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

ขอขอบคุณ ผู้อำนวยการสำนักการศึกษาเมืองพัทยา จังหวัดชลบุรี คุณสมพร หนูเอี่ยม นักวิชาการเงินและบัญชีปฏิบัติการ ที่ให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัด เมืองพัทยา และขอขอบคุณโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาทั้ง 11 โรงเรียน ที่ให้ความอนุเคราะห์ข้อมูล ที่เป็นประโยชน์สำหรับการวิจัย

ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา สมาชิกในครอบครัว ที่ให้กำลังใจสำคัญ คอยให้การสนับสนุนอย่างดีเสมอมา และขอขอบคุณกำลังใจจาก คณะครูและบุคลากรโรงเรียนอนุบาล นครนายก เพื่อน ๆ พี่ ๆ และน้อง ๆ วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญาทุกคนที่ได้ให้ความช่วยเหลือในทุก ๆ ด้าน และให้คำปรึกษาแนะนำการใช้โปรแกรมในการวิเคราะห์ข้อมูลเป็นอย่างดี

คุณค่าและประโยชน์ของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบเป็นกตัญญูตเวทิตาต่อบุพการี บูรพาจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่านทั้งในอดีตและปัจจุบัน ที่ทำให้ข้าพเจ้าเป็นผู้มีการศึกษาและ ประสบความสำเร็จมาจนตราบเท่าทุกวันนี้

จักภักดิ์ สรรณย์ จุฑาธิปไตย

56910509: สาขาวิชา: การวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา;

วท.ม. (การวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา)

คำสำคัญ: การพยากรณ์อนุกรมเวลา/ ตัวแบบ SARIMA/ ตัวแบบ SARIMAX/ ความต้องการพลังงานไฟฟ้า/ โรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

จกัภทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย: การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX (FORECASTING ELECTRICITY

CONSUMPTION OF PATTAYA CITY SCHOOLS USING SARIMA MODEL AND SARIMAX

MODEL) คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์: พูลพงศ์ สุขสว่าง, ค.ด. 120 หน้า. ปี พ.ศ. 2561.

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) วิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2555-2560 2) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในปี พ.ศ. 2555-2560 ระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX และ 3) พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565 ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย คือ ปริมาณการใช้ไฟฟ้ายรายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 วิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้โปรแกรม Minitab ด้วยตัวแบบ SARIMA และใช้โปรแกรม SPSS ด้วยตัวแบบ SARIMAX

ผลการวิจัยปรากฏว่า 1) ปริมาณการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น โดยช่วงที่มีปริมาณการใช้ไฟฟ้าสูงสุดคือ เดือนกันยายน และต่ำสุดคือ เดือนเมษายนของทุกปี 2) ประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ในปี พ.ศ. 2555-2560 ระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX มีประสิทธิภาพไม่แตกต่างกัน และ 3) ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 ด้วยตัวแบบ SARIMA $(0,1,1)$ $(0,1,1)_{12}$ มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2565 มีค่าประมาณ 4,137,752 กิโลวัตต์-ชั่วโมง เพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2560 เฉลี่ยปีละ 193,341 กิโลวัตต์-ชั่วโมง ในเดือนกันยายน พ.ศ. 2565 จะมีปริมาณการใช้ไฟฟ้าสูงสุดที่ 431,315 กิโลวัตต์-ชั่วโมง และเดือนเมษายน พ.ศ. 2565 จะมีปริมาณการใช้ไฟฟ้าต่ำสุดที่ 213,574 กิโลวัตต์-ชั่วโมง โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 20091.242 ค่า MAPE เท่ากับ 7.903 และมีค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) เท่ากับ ร้อยละ 91.3

56910509: MAJOR: RESEARCH AND STATISTICS IN COGNITIVE SCIENCE
M.Sc. (RESEARCH AND STATISTICS IN COGNITIVE SCIENCE)
KEYWORDS: FORECASTING TIME SERIES/ SARIMA MODEL/ SARIMAX MODEL/
ELECTRICITY CONSUMPTION/ PATTAYA CITY SCHOOLS
CHAKKAPHATSARAN CHUTHATHIPATAI: FORECASTING ELECTRICITY
CONSUMPTION OF PATTAYA CITY SCHOOLS USING SARIMA MODEL AND SARIMAX
MODEL. ADVISORY COMMITTEE: POONPONG SUKSAWANG, Ph.D. 120 P. 2018.

The purposes of this research were to 1) analyze electricity consumption of Pattaya City schools in 2012-2017, 2) to compare the performance and to analyze electricity consumption using the SARIMA model and the SARIMAX model, and 3) to forecast school electricity consumption for the 2018-2022 period. Data were the electricity consumption figures from January 2012 to December 2017. The SARIMA model was analyzed by using Minitab and the SARIMAX model was analyzed by using SPSS.

The results showed that 1) electricity consumption from January 2012 to December 2017 had an increasing trend in which September had the highest electricity consumption while April had the lowest, 2) the comparison of electricity consumption between SARIMA and SARIMAX models showed no difference, 3) the result of forecasting electricity consumption from January 2018 to December 2022 with SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ had an increasing trend. The forecast value of electricity consumption at the end of 2022 was approximately 4,137,752 kilowatt-hours, an increase from the year 2017 of approximately 193,341 kilowatt-hours per year. In September 2022, the maximum electricity consumption was approximately 431,315 kilowatt-hours, and April 2022 was the lowest was approximately 213,574 kilowatt-hours. The forecast estimates had Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Coefficient of Determination (R^2) equal to 20091.242, 7.903, and 91.3 percent respectively.

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญภาพ.....	ฅ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	4
กรอบแนวคิดของการวิจัย.....	4
สมมติฐานของการวิจัย.....	6
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย.....	6
ขอบเขตของการวิจัย.....	6
นิยามศัพท์เฉพาะ.....	7
2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	9
ตอนที่ 1 การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	9
ตอนที่ 2 การพยากรณ์ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	19
ตอนที่ 3 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	32
ตอนที่ 4 ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	41
3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	59
ระยะที่ 1 แบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอน ดังนี้.....	59
เก็บรวบรวมข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้า จำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนเครื่องปรับอากาศของโรงเรียนในสังกัด เมืองพัทยา.....	59
ตรวจสอบคุณสมบัติ Stationary ของข้อมูล.....	60
วิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA ในปี พ.ศ. 2555-2560.....	60
วิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560.....	60
เปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560.....	61

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
ระยะที่ 2 พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2561-2565.....	63
4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล.....	64
ระยะที่ 1 การวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA ในปี พ.ศ. 2555-2560.....	65
ระยะที่ 2 การวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560.....	74
ระยะที่ 3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560..	77
ระยะที่ 4 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในโรงเรียนสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2561-2565.....	79
5 สรุปและอภิปรายผล.....	82
สรุปผลการวิจัย.....	83
อภิปรายผลการวิจัย.....	84
ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้.....	85
ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป.....	85
บรรณานุกรม.....	86
ภาคผนวก.....	91
ภาคผนวก ก ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา จำนวน 11 โรงเรียน.....	92
ภาคผนวก ข ข้อมูลจำนวนนักเรียนรวม จำนวนครุรวม จำนวนห้องเรียนรวม พื้นที่ของห้องเรียนรวม จำนวนห้องปฏิบัติการรวม จำนวนคอมพิวเตอร์รวม และจำนวนเครื่องปรับอากาศรวมของโรงเรียนสังกัดเมืองพัทยา จำนวน 11 โรงเรียน.....	100
ภาคผนวก ค แบบรายงานผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญาและหนังสือขอความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย.....	105
ประวัติย่อของผู้วิจัย.....	120

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2-1 การพิจารณาค่า ACF และค่า PACF.....	11
4-1 ตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด.....	68
4-2 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ.....	69
4-3 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA.....	71
4-4 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂ ด้วยสถิติทดสอบ Q.....	73
4-5 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMAX.....	75
4-6 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบ.....	77
4-7 ค่าจริงกับค่าพยากรณ์ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂ และตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1) ₁₂ ของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัด เมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2560.....	78
4-8 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา 5 ปี ข้างหน้า ด้วยตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂	80

สารบัญญภาพ

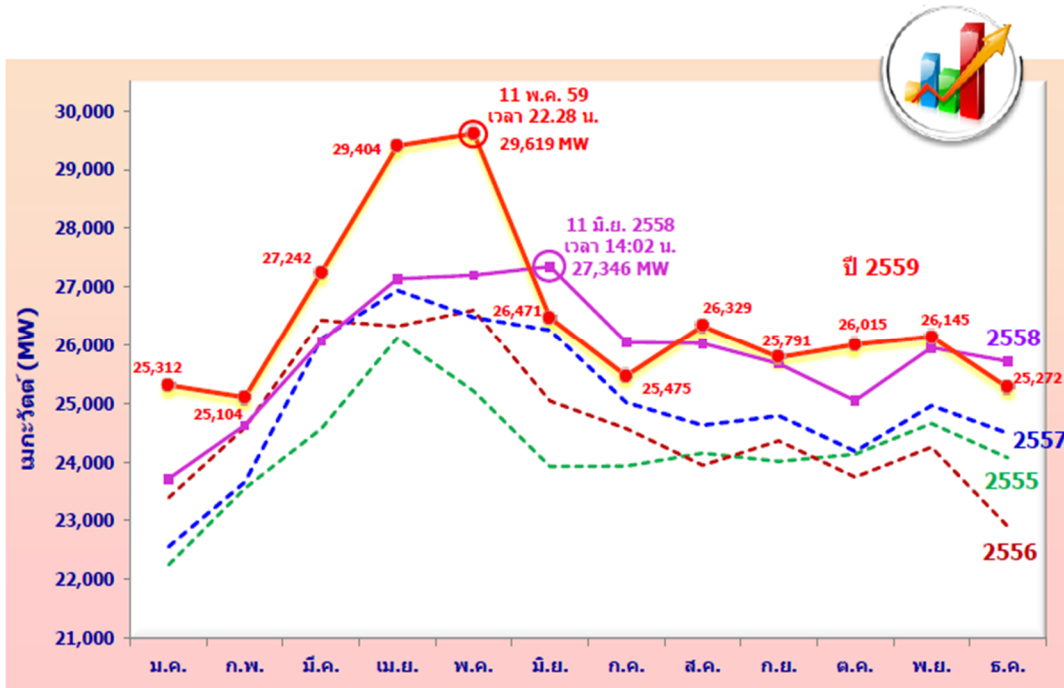
ภาพที่	หน้า
1-1 ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดสุทธิในระบบ กฟผ.....	1
1-2 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2555-2560.....	2
1-3 กรอบแนวคิดการวิจัย.....	5
2-1 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA.....	49
3-1 แผนภาพการจำลองข้อมูล.....	62
3-2 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา จากตัวแบบที่มี ประสิทธิภาพดีที่สุด.....	63
4-1 ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา.....	65
4-2 กราฟ ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมือง พัทยา.....	66
4-3 กราฟ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมือง พัทยา.....	66
4-4 กราฟ ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมือง พัทยา เมื่อแปลงข้อมูลด้วยผลต่าง และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1.....	67
4-5 กราฟ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมือง พัทยา เมื่อแปลงข้อมูลด้วยผลต่าง และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1.....	68
4-6 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂ ด้วยกราฟ ACF.....	72
4-7 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂ ด้วยกราฟ PACF.....	73
4-8 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเปรียบเทียบกับค่าจริงด้วยตัวแบบ SARIMA.....	74
4-9 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเปรียบเทียบกับค่าจริงด้วยตัวแบบ SARIMAX.....	76
4-10 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX.....	78
4-11 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา 5 ปี ข้างหน้า ด้วยตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂	80

บทที่ 1

บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ไฟฟ้าเป็นปัจจัยสำคัญสำหรับการดำรงชีวิตประจำวัน เนื่องจากไฟฟ้าช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการศึกษา การสื่อสาร การคมนาคม และการพัฒนาเศรษฐกิจในการเพิ่มผลผลิตทั้งภาคเกษตรและภาคอุตสาหกรรม การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจอย่างต่อเนื่องส่งผลให้มีความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้น ปัจจุบันประเทศไทยมีความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้ามากขึ้นเฉลี่ยร้อยละ 4-5 ต่อปี ในปี พ.ศ. 2559 มีความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดของระบบเกิดขึ้นเมื่อวันที่ 11 เดือน พฤษภาคม มีค่าเท่ากับ 29,619 เมกะวัตต์ สูงกว่าพลังไฟฟ้าสูงสุดของปี พ.ศ. 2558 (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2559 หน้า 11) ดังภาพที่ 1-1



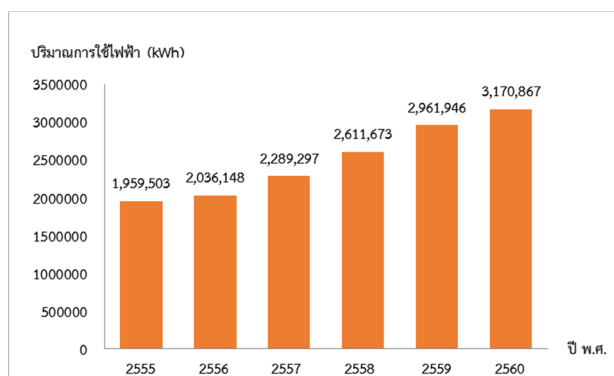
ภาพที่ 1-1 ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดสุทธิในระบบ กฟผ.

ที่มา: สำนักนโยบายและแผนพลังงาน รายงานสถิติพลังงานของประเทศไทย 2560

จากสถิติความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดในรอบ 5 ปีที่ผ่านมา จะเห็นว่ามีการใช้พลังงานไฟฟ้าสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง จึงมีความจำเป็นที่จะต้องหาวิธีในการผลิตไฟฟ้าให้เพียงพอกับความต้องการใช้การไฟฟ้าของประเทศอาจจะต้องสร้างโรงไฟฟ้าใหม่ เพื่อรองรับความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้น และเพื่อทดแทนโรงไฟฟ้าเดิมที่หมดอายุการใช้งาน ซึ่งในการผลิตไฟฟ้ามีสัดส่วนของการใช้ก๊าซธรรมชาติเป็นเชื้อเพลิงหลักประมาณร้อยละ 66 เป็นการนำเข้าร้อยละ 40 ซึ่งเป็นจำนวนที่ค่อนข้างสูงในอนาคต

อาจจะต้องนำเข้าร้อยละ 100 เนื่องจากปริมาณเชื้อเพลิงสำรองในอ่าวไทยที่เหลือน้อยลงใช้ได้อีกประมาณ 10 ปีเท่านั้น (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, 2558, หน้า 5-6) ซึ่งการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (EGAT) มีกำลังการผลิตติดตั้งสูงสุด คิดเป็นสัดส่วนร้อยละ 43 รองลงมาคือผู้ผลิตไฟฟ้าอิสระ (IPP) ร้อยละ 39 ผู้ผลิตไฟฟ้าขนาดเล็ก (SPP) ร้อยละ 11 และนำเข้า แลกเปลี่ยนจากต่างประเทศ ร้อยละ 7 (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, 2560, หน้า 1-6) การใช้งานในรูปแบบของไฟฟ้ามีแนวโน้มเพิ่มมากกว่าการใช้งานในรูปแบบอื่นมาก โดยการใช้ไฟฟ้าจะมีสัดส่วนเพิ่มสูงขึ้นตามแนวโน้มของโลกที่หันมาพึ่งพาการใช้งานพลังงานจากกระแสไฟฟ้ามากขึ้น (Electrification) เช่น การใช้รถยนต์ไฟฟ้าแทนการใช้ น้ำมัน ทำให้สัดส่วนการใช้ไฟฟ้าเทียบกับการใช้พลังงานทั้งหมดเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 42 เป็นร้อยละ 47 และมีการคาดการณ์ว่า พลังงานทดแทน (Renewable) จะเป็นแหล่งพลังงานที่มีอัตราการเจริญเติบโตสูงสุดสำหรับการผลิตกระแสไฟฟ้าในอนาคต ไฟฟ้าไม่สามารถทำการผลิตแล้วเก็บไว้ได้เหมือนพลังงานชนิดอื่น และความต้องการไฟฟ้าในแต่ละช่วงเวลาไม่เท่ากัน จึงต้องมีการจัดหาไฟฟ้าให้เพียงพอกับความต้องการใช้ไฟฟ้าตลอดเวลา เพราะการก่อสร้างระบบผลิตไฟฟ้า สายส่งไฟฟ้า และสายจำหน่ายไฟฟ้าใช้เวลาหลายปี การเชื่อมโยงระบบไฟฟ้ากับประเทศเพื่อนบ้านมีค่อนข้างน้อย สถานการณ์ความไม่สงบทางการเมืองมีมากขึ้น ส่งผลกระทบต่อการผลิตไฟฟ้า หากไฟฟ้าในประเทศเกิดการขาดแคลนขึ้น ก็ไม่สามารถนำเข้าไฟฟ้าจากประเทศเพื่อนบ้านได้อย่างเพียงพอ จึงจำเป็นอย่างยิ่งในการวางแผนรองรับการพัฒนาของประเทศไทยที่กำลังจะเกิดขึ้นในอนาคต

เมืองพัทยาเป็นเมืองหนึ่งที่มีการพัฒนาอย่างรวดเร็ว มีหน่วยงานราชการ องค์กรภาคเอกชน สถานบันเทิง ห้างสรรพสินค้า โรงแรม โรงเรียนจำนวนมาก ส่งผลให้มีความต้องการใช้ไฟฟ้าในปริมาณที่สูงขึ้น โรงเรียนเป็นสถานที่ที่ให้ความรู้กับเด็กที่กำลังจะเติบโตขึ้น เพื่อเป็นอนาคตของชาติ โรงเรียนจึงต้องมีสิ่งอำนวยความสะดวกเพื่อใช้ในการเรียนการสอน ได้แก่ คอมพิวเตอร์ ปริ้นเตอร์ เครื่องฉายโปรเจกเตอร์ เครื่องถ่ายเอกสาร เครื่องปรับอากาศ พัดลม หลอดไฟ ตู้เย็น ฯลฯ สิ่งอำนวยความสะดวกเหล่านี้ล้วนแต่ใช้พลังงานไฟฟ้า แต่จะใช้มากหรือน้อยขึ้นอยู่กับจำนวนนักเรียน ครู เจ้าหน้าที่ฝ่ายต่าง ๆ ที่ปฏิบัติงานในโรงเรียน ตลอดจนผู้มาติดต่องาน จะเห็นได้จากสถิติปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาดังแต่ปี พ.ศ. 2555-2560 ที่มีแนวโน้มสูงขึ้นทุกปี แสดงดังภาพที่ 1-2



ภาพที่ 1-2 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาดังแต่ปี พ.ศ. 2555-2560

ดังนั้นการพยากรณ์จึงมีความจำเป็น เพื่อนำผลการพยากรณ์ไปใช้ในการวางแผนการผลิตไฟฟ้าให้เพียงพอกับความต้องการใช้ที่จะเกิดขึ้น

การพยากรณ์ (Forecasting) เป็นการทำนาย การประมาณค่าในอนาคตโดยอาศัยข้อมูลหรือเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในอดีต เป็นวิธีการที่อาศัยความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลในอดีตมาหาตัวแบบเพื่อใช้เป็นแนวทางสำหรับการพยากรณ์ในอนาคต (Box & Jenkins, 1976) วิธีที่ใช้ในการพยากรณ์มีหลายวิธี แต่ละวิธีก็มีขั้นตอนการวิเคราะห์ที่แตกต่างกันไป เช่น ตัวแบบ SARIMA หรือตัวแบบ SARIMAX เป็นตัวแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ทั้งระยะสั้น และระยะปานกลาง ที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน แต่การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้ตัวแบบ SARIMAX เป็นการนำตัวแปรอิสระอื่น ๆ มาคิดร่วมด้วย ซึ่งจะช่วยให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์เพิ่มขึ้น ทำให้สามารถวางแผนงานที่จะทำไม่ว่าจะจะเป็นภาครัฐและเอกชน โดยเฉพาะในวงการธุรกิจ เช่น การตลาดเงินทุนหลักทรัพย์ การจัดการบุคคล การผลิต การควบคุมการผลิต และการจัดการทางยุทธศาสตร์ ซึ่งต้องรวมการพยากรณ์เข้าไปเป็นส่วนหนึ่งของกระบวนการวางแผนทั้งในระยะสั้นและระยะยาว เนื่องจากเงื่อนไขทางเศรษฐศาสตร์ ราคา ค่าใช้จ่ายที่เปลี่ยนแปลงไป เทคโนโลยี การเติบโตของตลาด และการเติบโตของเศรษฐกิจที่เปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา อย่างเช่น การพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าหรือพลังงานไฟฟ้าสูงสุดที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในพื้นที่หรือหน่วยงานต่าง ๆ ความถูกต้องถือเป็นสิ่งสำคัญที่สุด หากนำเทคนิคการพยากรณ์อนุกรมเวลามาช่วยพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนได้ จะทำให้ทราบแนวโน้มในอนาคตว่าช่วงใดมีความต้องการไฟฟ้ามากหรือน้อย เพื่อจะได้วางแผนนโยบายในการจัดหางบประมาณได้อย่างถูกต้องและเพียงพอ

ผู้วิจัยได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวกับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ปรากฏว่า มีการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลา 2 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนของปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย จากการศึกษาปรากฏว่า ตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA (2, (6,20)) โดยตัวแบบมีค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ล่วงหน้าเมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุดเท่ากับ ร้อยละ 1.7898 (นิฉา แก้วหาวงษ์, 2558, หน้า 24-36) นอกจากนี้ได้มีการศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับการกำหนดงบประมาณค่าใช้จ่ายปริมาณการใช้ไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกทางการศึกษาในประเทศเกาหลีใต้ (Jeong, Koo, & Hong, 2014, pp. 71-79) โดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA กับ ตัวแบบ ANN ผลการศึกษาปรากฏว่า ตัวแบบมีค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ล่วงหน้า เมื่อวัดด้วยค่า MAPE เท่ากับ ร้อยละ 0.11-0.24 และการกำหนดงบประมาณค่าใช้จ่ายปริมาณการใช้ไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกทางการศึกษา มีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย เท่ากับ ร้อยละ 1.23-1.84 และมีงานวิจัยที่เปรียบเทียบการพยากรณ์การผลิตกระแสไฟฟ้าระบบโซลาร์เซลล์จากพืช (PV) ของ 4 ตัวแบบ ได้แก่ ตัวแบบ SARIMA ตัวแบบ SARIMAX ตัวแบบ SARIMA ปรับใหม่ และโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ทำการเปรียบเทียบปัจจัยภายนอกที่มีผลต่ออนุกรมเวลา และทำการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ของ 4 ตัวแบบ ปรากฏว่า ตัวแบบ SARIMAX ให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่วัดด้วย NRMSE ต่ำกว่าตัวแบบอื่น (Vagropoulos, Chouliaras, Kardakos, Simoglou, & Bakirtzis, 2016, pp. 1-6) และจากที่ผู้วิจัยได้รวบรวมสถิติปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ซึ่งเป็นเมืองที่มีการพัฒนาอยู่ตลอดเวลา เห็นว่ามีความต้องการใช้ไฟฟ้า

ในปริมาณสูงขึ้นในทุก ๆ ปี

ดังนั้นผู้วิจัยสนใจที่จะเปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX เพื่อนำมาใช้เป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ซึ่งจะทำให้ทราบแนวโน้มในอนาคตและนำค่าพยากรณ์ที่ได้ไปใช้เป็นแนวทางในการวางแผนนโยบาย การควบคุมการกำหนดงบประมาณค่าใช้จ่ายไฟฟ้าในโรงเรียน หรือหาแนวทางรณรงค์การใช้ปริมาณไฟฟ้าอย่างประหยัดต่อไป

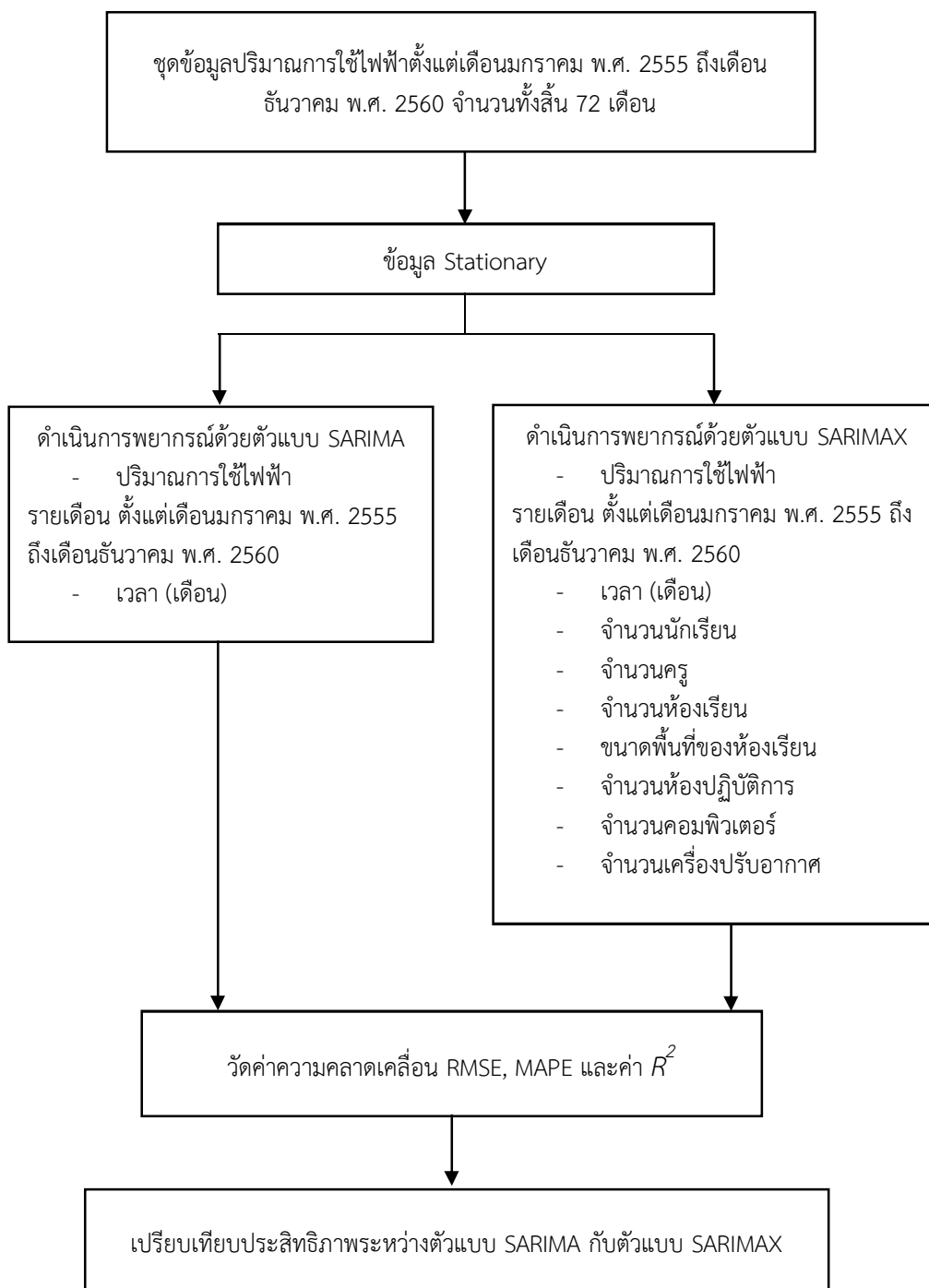
วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2555-2560
2. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ในปี พ.ศ. 2555-2560 ระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX
3. เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565

กรอบแนวคิดในการวิจัย

การพยากรณ์อนุกรมเวลาเป็นวิธีการที่อาศัยความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลในอดีตมาหารูปแบบ เพื่อใช้เป็นแนวทางสำหรับการพยากรณ์ในอนาคต (Box & Jenkins, 1976) วิธีที่ใช้ในการพยากรณ์มีหลายวิธี แต่ละวิธีมีขั้นตอนการวิเคราะห์ที่แตกต่างกันไป เช่น ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ SARIMAX เป็นตัวแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ทั้งระยะสั้นระยะปานกลาง และระยะยาวที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน แต่การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้ตัวแบบ SARIMAX เป็นการนำตัวแปรอิสระอื่น ๆ มาคิดร่วมด้วย ซึ่งจะช่วยให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์เพิ่มขึ้น จากการศึกษางานวิจัยการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าพบว่า มีการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลา 2 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนของปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย จากการศึกษาปรากฏว่า ตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA (2, (6,20)) โดยตัวแบบมีค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ล่วงหน้าเมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุดเท่ากับ ร้อยละ 1.7898 (นิฉา แก้วหาวงษ์, 2558, หน้า 24-36) นอกจากนี้ได้มีการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับการกำหนดงบประมาณค่าใช้จ่ายปริมาณการใช้ไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกทางการศึกษาในเกาหลีใต้ (Jeong et al., 2014, pp. 71-79) โดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA กับ ANN ผลการศึกษาปรากฏว่า ตัวแบบมีค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ล่วงหน้าเมื่อวัดด้วยค่า MAPE เท่ากับ ร้อยละ 0.11-0.24 และการกำหนดงบประมาณค่าใช้จ่ายปริมาณการใช้ไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกทางการศึกษามีค่าร้อยละของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเท่ากับ ร้อยละ 1.23-1.84 การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าให้ถูกต้องแม่นยำจึงมีความจำเป็นมาก เพราะจะเป็นประโยชน์ในการวางแผนนโยบายการควบคุมงบประมาณค่าใช้จ่ายไฟฟ้าให้กับโรงเรียน จากการศึกษาจะเห็นว่าตัวแบบ SARIMA เป็นตัวแบบที่ดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ (Phuthomdee, Soontornpipit, Vivatwongkasem, & Sillabuttra, 2018, pp. 58-65) ผู้วิจัยจึงสนใจใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ

SARIMAX โดยใช้ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา จำนวน 72 เดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนสังกัดเมืองพัทยา ดังภาพที่ 1-3



ภาพที่ 1-3 กรอบแนวคิดการวิจัย

สมมติฐานของการวิจัย

1. ค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMAX ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าตัวแบบ SARIMA
2. ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2561-2565 มีค่ามากกว่าร้อยละ 80

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565
2. ใช้ในการวางแผนนโยบายการควบคุมงบประมาณค่าใช้จ่ายไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565

ขอบเขตของการวิจัย

การวิจัยนี้ต้องการศึกษาวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ซึ่งมีขอบเขตของการวิจัย ดังนี้

1. ตัวแปรที่ใช้ศึกษา แบ่งออกเป็น 2 ตัวแปร ได้แก่
 - 1.1 ตัวแปรอิสระ ได้แก่ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2555-2560 เวลาเป็นรายเดือน จำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนเครื่องปรับอากาศ
 - 1.2 ตัวแปรตาม ได้แก่
 - 1.2.1 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2555-2560
 - 1.2.2 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565
2. ศึกษาตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาด้วยตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ SARIMAX เพื่อใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในอนาคตจำนวน 60 เดือน (5 ปี) ข้างหน้าตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565
3. ข้อมูลที่ใช้ คือ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในแต่ละเดือน เวลา (เดือน) จำนวนนักเรียน (คน) จำนวนครู (คน) จำนวนห้องเรียน (ห้อง) ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน (ตารางเมตร) จำนวนห้องปฏิบัติการ (ห้อง) จำนวนคอมพิวเตอร์ (เครื่อง) จำนวนเครื่องปรับอากาศ (เครื่อง) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 ซึ่งมีจำนวนข้อมูลทั้งสิ้น 72 เดือน (Zhang, Pang, Cui, Stallones, & Xiang, 2015 pp. 101-106)
4. จำลองข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าด้วยตัวแบบ SARIMA โดยใช้โปรแกรม Minitab และตัวแบบ SARIMAX โดยใช้โปรแกรม SPSS (Statistical Package for Social Sciences)

5. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า

การพิจารณาผลการพยากรณ์จะมีการหาค่าความคลาดเคลื่อนว่า การพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนมากหรือน้อย ความคลาดเคลื่อนเป็นร้อยละเท่าใด โดยตัวแบบการพยากรณ์ที่ให้ค่า RMSE น้อยที่สุด ค่า MAPE ไม่เกินร้อยละ 10 (Jeong et al., 2014, pp. 71-79) และค่า R^2 มากกว่าร้อยละ 80 ถือว่าตัวแบบนั้นพยากรณ์ได้ดีที่สุด

ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}}$$

ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |PE|}{n}$$

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาด้วยตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ให้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยไม่เกินร้อยละ 10 เป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้

ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (Coefficient of Determination: R^2)

$$R^2 = \frac{b \cdot S_{XY}}{S_{YY}} = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

ร้อยละ 0 แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์ที่ได้มานั้นไม่สามารถอธิบายความผันแปรของค่าตัวแปรตอบสนองที่กระจายรอบค่าเฉลี่ยได้เลย

ร้อยละ 100 แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์ที่ได้มานั้นสามารถอธิบายความผันแปรของค่าตัวแปรตอบสนองที่กระจายรอบค่าเฉลี่ยได้เป็นอย่างดี โดยทั่วไปแล้ว ค่า R^2 สูง ๆ หมายความว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์นั้นดี (เหมาะสมกับข้อมูล)

นิยามศัพท์เฉพาะ

การพยากรณ์อนุกรมเวลา หมายถึง การพยากรณ์ที่อยู่ภายใต้ข้อสมมติฐานว่ารูปแบบของข้อมูลในอดีตยังคงเกิดขึ้นต่อไปในอนาคต หรืออาจกล่าวได้ว่าลักษณะของการเปลี่ยนแปลงรูปแบบของข้อมูลหรือตัวแปรที่เราสนใจในอนาคต ลักษณะก็ควรจะอยู่ในรูปแบบเช่นนั้นต่อไป

ตัวแบบ ARIMA หมายถึง ตัวแบบที่ใช้พยากรณ์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลาที่ไม่มีการผันแปรตามฤดูกาล (Non-Seasonal Variation) ที่พัฒนาโดย George E.P.Box and Gwilym M.Jenkins ในปี ค.ศ. 1970 โดยมีชื่อเต็มว่า Auto-Regressive Integrated Moving Average Model เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ ARIMA (p,d,q) ซึ่งเป็นวิธีพยากรณ์ที่ต้องเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) และสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF)

ตัวแบบ SARIMA หมายถึง ตัวแบบที่ใช้พยากรณ์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลาที่มีการผันแปรตามฤดูกาล (Seasonal Variation) ถูกพัฒนามาจากวิธีการพยากรณ์ ARIMA (p,d,q) โดยได้เพิ่ม (P,D,Q) ของ Seasonal เข้าไปเป็น Seasonal ARIMA หรือ SARIMA แทนด้วยสัญลักษณ์ SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)_s

ตัวแบบ SARIMAX หมายถึง การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ SARIMA ร่วมกับตัวแปรอิสระอื่น ๆ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ มีชื่อเต็มว่า Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average with eXogenous Variables เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ SARIMAX (p,d,q) (P,D,Q)_s

ความต้องการพลังงานไฟฟ้า หมายถึง ปริมาณการใช้ไฟฟ้า มีหน่วยเป็น กิโลวัตต์-ชั่วโมง (kWh)

ความแม่นยำ หมายถึง ความสามารถในการบอกค่าของสิ่งที่พยากรณ์ได้ใกล้เคียงค่าจริงมากที่สุด

ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ หมายถึง ความแตกต่างกันระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ความคลาดเคลื่อนเป็นเครื่องหมายลบ คือ ค่าพยากรณ์มีค่าสูงกว่าค่าจริง ความคลาดเคลื่อนเป็นเครื่องหมายบวก คือ ค่าพยากรณ์มีค่าต่ำกว่าค่าจริง

ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) หมายถึง ค่าที่ใช้วัดความมีประสิทธิภาพของตัวแบบ ซึ่งคำนวณได้จากรากที่สองของผลรวมของผลต่างของค่าจริงกับค่าพยากรณ์ยกกำลังสอง แล้วหารด้วยจำนวนข้อมูลสำหรับใช้เปรียบเทียบค่าการพยากรณ์ของแต่ละตัวแบบ

ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) หมายถึง ค่าที่ใช้วัดความมีประสิทธิภาพของตัวแบบ ซึ่งคำนวณได้จากผลรวมของผลต่างของค่าจริงกับค่าร้อยละของค่าพยากรณ์ แล้วหารด้วยจำนวนข้อมูลการหาความคลาดเคลื่อน ว่าการพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนเป็นร้อยละเท่าใด

ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (Coefficient of Determination: R^2) หมายถึง ตัวแปร X สามารถอธิบายความผันแปรของตัวแปร Y ได้เป็นร้อยละเท่าใด ความหมาย R^2 อธิบายได้ว่าความผันแปรของ Y โดยเฉลี่ยสามารถอธิบายได้ด้วย X เป็นร้อยละ 80

โรงเรียนสังกัดเมืองพัทยา หมายถึง โรงเรียนในการกำกับดูแลของเมืองพัทยา จำนวน 11 โรงเรียน ได้แก่ โรงเรียนเมืองพัทยา 1 (เจริญพิศยุบุตรราษฎร์บำเพ็ญ) โรงเรียนเมืองพัทยา 2 (เจริญราษฎร์อุทิศ) โรงเรียนเมืองพัทยา 3 (วัดสว่างฟ้าพุทธาราม) โรงเรียนเมืองพัทยา 4 (วัดหนองใหญ่) โรงเรียนเมืองพัทยา 5 (บ้านเนินพัทธยาเหนือ) โรงเรียนเมืองพัทยา 6 (วัดธรรมสามัคคี) โรงเรียนเมืองพัทยา 7 (บ้านหนองพังแค) โรงเรียนเมืองพัทยา 8 (พิทยานุกูล) โรงเรียนเมืองพัทยา 9 (วัดโพธิสัมพันธ์) โรงเรียนเมืองพัทยา 10 (บ้านเกาะล้าน) และโรงเรียนเมืองพัทยา 11 (มัธยมสาธิตพัทยา)

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX เปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX และพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561–2565 ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 4 ตอน ดังนี้

ตอนที่ 1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตอนที่ 2 การพยากรณ์ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตอนที่ 3 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตอนที่ 4 ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตอนที่ 1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

อนุกรมเวลา (Time Series)

ภูมิฐาน รังคกุลวัฒน์ (2556, หน้า 4) ได้ให้ความหมายว่า อนุกรมเวลา หมายถึง การเก็บรวบรวมข้อมูลของตัวแปรหนึ่งตามลำดับเวลา และในแต่ละช่วงเวลาข้อมูลอาจจะเท่าเดิม หรือเพิ่มขึ้น หรือลดลงก็ได้

ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์ (2556, หน้า 14) ได้ให้ความหมายว่า อนุกรมเวลา หมายถึง ค่าของข้อมูลที่เก็บรวบรวมตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง ช่วงเวลาอาจจะห่างเท่ากันหรือไม่ก็ได้ ส่วนใหญ่ช่วงเวลาจะห่างเท่ากัน ถ้าช่วงเวลาห่างไม่เท่ากันอาจเกิดปัญหาในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาได้ อนุกรมเวลาจะมีลักษณะเด่นที่แตกต่างจากข้อมูลอื่น ๆ คือ อนุกรมเวลาเป็นข้อมูลที่ไม่อิสระต่อกัน แบ่งออกเป็นสองประเภท คือ อนุกรมเวลาต่อเนื่อง เช่น อุณหภูมิ อากาศ และอนุกรมเวลาไม่ต่อเนื่อง เช่น ยอดจำหน่ายสินค้าในแต่ละวัน

การพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) หมายถึง การพยากรณ์ที่อยู่ภายใต้ข้อสมมติฐานว่ารูปแบบของข้อมูลในอดีตยังคงเกิดขึ้นต่อไปในอนาคต หรืออาจกล่าวได้ว่า ลักษณะของการเปลี่ยนแปลงรูปแบบของข้อมูลหรือตัวแปรที่เราสนใจในอนาคต ลักษณะก็ควรจะอยู่ในรูปแบบเช่นนั้นต่อไป เช่น ราคาน้ำมัน รายได้ประชาชาติ และดัชนีอุตสาหกรรมอื่น ๆ เป็นต้น David (2016, pp. 1-3) ข้อมูลอนุกรมเวลาประกอบด้วยองค์ประกอบพื้นฐานที่สำคัญ 4 ปัจจัย ได้แก่ อิทธิพลแนวโน้ม (Trend: T) อิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal: S) อิทธิพลของวัฏจักร (Cycle: C) และเหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregular: I)

1. อิทธิพลแนวโน้ม (Trend: T) แนวโน้มเป็นผลจากการเพิ่มขึ้นหรือลดลงเรื่อย ๆ

เมื่อเวลาผ่านไปในช่วงที่ยาวนาน เรามักใช้แนวโน้มในการบอกว่า อนุกรมเวลาที่เก็บข้อมูลมีอัตราเพิ่มขึ้นหรือลดลงในระยะยาว แนวโน้มเป็นการวัดค่าเฉลี่ยของการเปลี่ยนแปลงข้อมูลต่อหนึ่งหน่วยเวลา แนวโน้มมีการเคลื่อนไหวตลอดเวลา สามารถอธิบายได้จากเส้นตรง หรือเส้นโค้ง ลักษณะ

เส้นแนวโน้มต้องเรียบไม่มีการหักมุม ณ ที่ใด ๆ ของเส้น

2. อิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal: S) รูปแบบการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลาหนึ่ง ซึ่งจังหวะของการเปลี่ยนแปลงจะมีรูปแบบที่ซ้ำภายใน 1 ปี และอาจจะเป็นแบบนี้ซ้ำ ๆ กันทุกปี อิทธิพลของฤดูกาลเป็นเครื่องชี้ให้เห็นการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลานั้น ๆ

3. อิทธิพลของวัฏจักร (Cycle: C) เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่มีลักษณะของการเพิ่มขึ้นและลดลงสลับกันไปซ้ำ ๆ มีระยะเวลานานกว่า 1 ปี การนับระยะเวลาของอิทธิพลของวัฏจักรจะนับจุดสูงสุดหนึ่งไปยังอีกจุดสูงสุดหนึ่ง หรือจากจุดต่ำสุดหนึ่งไปยังอีกจุดต่ำสุดหนึ่ง ซึ่งกินเวลาตั้งแต่ 2 ปี ถึง 10 ปีขึ้นไป อิทธิพลของวัฏจักรจะเริ่มเวลาใดก็ได้ เมื่ออิทธิพลของวัฏจักรอยู่ในช่วงที่ทำให้อนุกรมเวลามีค่าลดลง เราจะเรียกว่า ช่วงถดถอย (Recession) และหลังจากผ่านจุดต่ำสุดไปแล้ว อิทธิพลของวัฏจักรที่ทำให้อนุกรมเวลามีค่าเพิ่มขึ้น เราจะเรียกว่าช่วงฟื้นตัว (Recovery)

4. เหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregular: I) เป็นการเคลื่อนที่ของข้อมูลที่เกิดขึ้นอย่างไม่ได้คาดการณ์ หรือไม่มีรูปแบบการเกิดที่แน่นอน เป็นการเปลี่ยนแปลงที่ไม่สามารถพยากรณ์ล่วงหน้าได้จากองค์ประกอบพื้นฐานทั้ง 4 สามารถสรุปได้ว่า 3 องค์ประกอบแรก เป็นส่วนประกอบที่สามารถหาค่าที่เป็นตัวแทนการคำนวณหรือดัชนีการวัดได้ จึงเรียกส่วนประกอบนี้ว่า ส่วนที่กำหนดได้ (Deterministic Component) และองค์ประกอบที่ 4 เป็นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาที่วัดไม่ได้ เรียกส่วนประกอบนี้ว่า ส่วนคลาดเคลื่อน (Stochastic Component)

ในการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลานั้นจำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องตรวจสอบรูปแบบของข้อมูลก่อนที่จะนำมาวิเคราะห์ ข้อมูลที่เก็บรวบรวมไว้นั้นประกอบด้วยอิทธิพลของการผันแปรในรูปแบบใดบ้าง โดยการพล็อตจุดลงบนกราฟ เพื่อดูลักษณะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในระยะยาว และถ้ากำหนดให้ Y_t แทนข้อมูลของอนุกรมเวลา ณ เวลา t ใด ๆ แล้วรูปแบบความสัมพันธ์ของข้อมูลอนุกรมเวลาสามารถเขียนแทนด้วยสมการรูปแบบผลคูณ (Multiplicative Model) $Y = T \times S \times C \times I$ ในบางสถานการณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาอาจแทนด้วยสมการรูปแบบผลบวก (Additive Model) $Y = T + S + C + I$ โดยทั่วไปแล้วพบว่า รูปแบบผลคูณเป็นรูปแบบที่ได้รับความนิยมนำไปประยุกต์ใช้กันอย่างแพร่หลายในการพยากรณ์ทางเศรษฐศาสตร์และธุรกิจ (Prema, 2015, p. 1)

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

เป็นวิธีการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ โดยพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่าง Y ที่ตำแหน่งเวลา t (Y_t) และ Y ที่ตำแหน่งเวลาต่าง ๆ ที่ผ่านมา (Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots) เมื่อได้แบบจำลองแล้วจะแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง (Y_t) กับ Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots และจะได้แบบจำลองนี้พยากรณ์ค่าในอนาคต วิธีนี้จะเหมาะสำหรับการพยากรณ์ในระยะสั้น หรือระยะปานกลาง และขนาดของข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์ควรมีข้อมูลอย่างน้อย 50 ข้อมูล เพราะถ้ามีข้อมูลน้อยเกินไป อาจจะทำให้ไม่เห็นอิทธิพล หรือรูปแบบของฤดูกาล นอกจากนี้วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (ประเสริฐ จรรยาสุภาพ และอนุพันธ์ สมบูรณ์วงศ์, 2556, หน้า 25-26) จะใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่อยู่ในสภาพนิ่ง หรือคงที่ (Stationary Data Series) ซึ่งหมายถึง คงที่ในค่าเฉลี่ย ค่าความแปรปรวน และค่าความแปรปรวนร่วม ไม่แปรผันตามเวลา การพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ เป็นการพยากรณ์เชิงปริมาณวิธีหนึ่งที่มีแนวคิดว่า พฤติกรรมในอดีตของสิ่งที่ต้องการพยากรณ์นั้นเพียงพอที่จะพยากรณ์พฤติกรรมในอนาคตได้ ในการพยากรณ์วิธีอื่น

ผู้ที่สร้างตัวแบบพยากรณ์นั้น ต้องกำหนดรูปแบบของความสัมพันธ์ก่อนที่จะทำการวิเคราะห์ต่อไป โดยเฉพาะเมื่ออนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้ม วัฏจักร หรือฤดูกาลที่ชัดเจน ทำให้การกำหนดรูปแบบ หรือ การวิเคราะห์การถดถอยที่เหมาะสมนั้นทำได้ยาก ซึ่งจะต้องทำการกำหนดรูปแบบของความสัมพัทธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามก่อน แต่วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ สามารถแก้ปัญหาดังกล่าวได้ เพราะวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์นั้นไม่มีการกำหนดรูปแบบที่ตายตัวก่อนทำการวิเคราะห์ โดยในระหว่างการวิเคราะห์ รูปแบบจะถูกกำหนดขึ้นมาเอง ซึ่งสามารถทำตามขั้นตอนของบ็อกซ์-เจนกินส์

Gujarati (2009, pp. 778-784) เสนอขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลองบ็อกซ์-เจนกินส์ เพื่อพยากรณ์ไว้ 4 ขั้นตอน (Akpinar & Yumusak, 2016, pp. 727)

1. กำหนดรูปแบบ (Identification) หารูปแบบ AR และ MA ที่เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลา โดยพิจารณาจากคอเรลโลแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function Coefficient: ACF) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน (Partial Autocorrelation Function Coefficient: PACF) ของข้อมูล อนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติคงที่ หากพบว่าอนุกรมเวลาไม่คงที่ (Non-Stationary) ต้องแปลงอนุกรมเวลาให้คงที่ ก่อนที่จะทำขั้นตอนต่อไป

2. ประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลอง (Estimation) เป็นการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแบบที่กำหนด ซึ่งอาจมีมากกว่า 1 ตัวแบบ วิธีที่นิยมใช้คือ วิธี OLS และ MLE การกำหนดตัวแบบสำหรับใช้พยากรณ์ เป็นขั้นตอนที่พิจารณาว่าตัวแบบใดเหมาะสมกับข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ โดยพิจารณาจากค่า ACF และค่า PACF ซึ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 2-1

ตารางที่ 2-1 การพิจารณาค่า ACF และค่า PACF

ตัวแบบ	ACF	PACF
AR (P)	ลดลงเข้าหา 0 อย่างรวดเร็ว	หลัง lag p มีค่าเท่ากับ 0
MA (q)	หลัง lag q มีค่าเท่ากับ 0	ลดลงเข้าหา 0 อย่างรวดเร็ว
ARMA (p,q)	ลดลงเข้าหา 0 อย่างรวดเร็ว	ลดลงเข้าหา 0 อย่างรวดเร็ว

3. ตรวจสอบรูปแบบ (Diagnostic Checking) เป็นการตรวจสอบว่า รูปแบบที่กำหนดมีความเหมาะสมหรือไม่ และค่าความคลาดเคลื่อนมีลักษณะ White Noise ตามข้อสมมติและเงื่อนไขของแบบจำลองบ็อกซ์-เจนกินส์หรือไม่ โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าคลาดเคลื่อน หรือค่า Q (Ljung-Box Statistics: LB) การทดสอบค่าพารามิเตอร์ด้วย t -test และการพิจารณา Goodness of Fit ของแบบจำลองด้วยค่า Stationary R^2 และ R^2 การตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง แบบจำลองอนุกรมเวลาที่ได้คัดเลือกไว้และได้ประมาณค่าพารามิเตอร์เรียบร้อยแล้ว จะต้องนำแบบจำลองมาตรวจสอบความเหมาะสม ซึ่งหลักในการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลองจะพิจารณาจากคุณสมบัติความน่าจะเป็นสุ่มของค่าความคลาดเคลื่อน u_t โดยเฉพาะที่เกี่ยวกับความไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเองนั่นคือ ถ้าแบบจำลองที่ได้เลือกไว้มีความเหมาะสมและทราบค่าพารามิเตอร์เราจะใช้สถิติ Q ซึ่งมีการแจกแจงไคสแควร์ โดยมีสูตรการคำนวณ

การคำนวณ ดังนี้

$$Q(k) = \{(N-d)[(n-d)+2]\} \sum_{j=1}^k \frac{r_j^2}{[(N-d)-j]}$$

สถิติ Q เป็นสถิติที่ใช้ทดสอบความไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อน u_t โดยที่มีองศาอิสระของสถิติ $Q=k$ ลบด้วยจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าแบบจำลองที่เลือกไว้

เมื่อ k คือ จำนวนช่วงเวลาข้อมูลที่อยู่ห่างกัน k (จำนวน Lag)

N คือ จำนวนค่าสังเกตทั้งหมดของค่าอนุกรมเวลา

d คือ อันดับของผลต่างของอนุกรมเวลา

r_j คือ ค่าอัตโนมัติสหสัมพันธ์ที่ Lag j

คัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่าเกณฑ์ สารสนเทศเบย์เซียน (Bayesian Formation Criterion: BIC) ที่ต่ำที่สุด มีค่าสถิติ Ljung-Box Q ที่ไม่มีนัยสำคัญ และอนุกรมเวลาของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์มีคุณลักษณะ ดังต่อไปนี้

3.1 มีการแจกแจงปกติ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบโคลโมโกรอฟ-สเมียร์นอฟ (Kolmogorov-Smirnov's test)

3.2 มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน ตรวจสอบโดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ หรือพิจารณาจากกราฟของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์เทียบกับเวลา (e_t, t) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบที (t -test) มีความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบเอฟ (F -test) ของเลวิน ภายใต้การใช้ค่ามัธยฐาน (Levene's Test Based on Median)

4. พยากรณ์ (Forecasting) นำแบบจำลองที่ผ่านการตรวจสอบไปพยากรณ์ค่าในอนาคต พยากรณ์อนุกรมเวลา โดยใช้ตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด สามารถทำได้ทั้งการพยากรณ์แบบจุด (Point Forecast) และการพยากรณ์แบบช่วง (Interval Forecast)

การพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบ (Smoothing Method)

การพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบ คือ การพยากรณ์โดยใช้ค่าสังเกตจากอดีตส่วนหนึ่งหรือทั้งหมดในการสร้างสมการพยากรณ์ ซึ่งน้ำหนักที่ให้กับค่าสังเกตแต่ละค่าจะแตกต่างกัน เหตุผลสำคัญที่มีการใช้วิธีการปรับเรียบ เนื่องจากอนุกรมเวลาอาจเกิดความผันแปรจากเหตุการณ์ที่ผิดปกติ ทำให้ไม่เห็นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาอื่น ๆ ซึ่งวิธีการปรับเรียบจะช่วยลดอิทธิพลของความผันแปรดังกล่าวได้ (Akpınar & Yumusak, 2016, p. 727) ดังนั้น ส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแต่ละส่วนจึงปรากฏชัดเจนขึ้น ทำให้สามารถพยากรณ์ค่าของอนุกรมเวลาในอนาคตได้ วิธีการปรับเรียบนั้นมีหลายวิธี การใช้งานจะขึ้นอยู่กับลักษณะของอนุกรมเวลา เช่น อนุกรมเวลาที่ไม่มีส่วนประกอบของแนวโน้ม และฤดูกาล ควรใช้การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังอย่างง่าย การเคลื่อนที่อย่างง่าย การเคลื่อนที่ถ่วงน้ำหนัก อนุกรมเวลาที่มีเฉพาะส่วนประกอบของแนวโน้ม ควรใช้การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของบราวน์ การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแตรม อนุกรมเวลาที่มีเฉพาะส่วนประกอบของฤดูกาลควรใช้การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย และอนุกรมเวลาที่มีทั้งส่วนประกอบของ

แนวโน้ม และฤดูกาล ควรใช้การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์ (วรางคณา กิรติวิบูลย์, 2559, หน้า 211-223)

การตรวจสอบความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลา

อัครพงษ์ อันทอง (2555, หน้า 29-37) กล่าวว่า ข้อมูลอนุกรมเวลาที่คงที่ (Stationary) หมายถึง ข้อมูลอนุกรมเวลาที่อยู่ในสภาวะสมดุลเชิงสถิติ (Statistical Equilibrium) หรือคุณสมบัติทางสถิติ คือ มีค่าเฉลี่ย (Mean) ค่าความแปรปรวน (Variance) และค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance) ของข้อมูลอนุกรมเวลาไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา การใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่คงที่ในแบบจำลองสมการถดถอยที่ประมาณค่าสัมประสิทธิ์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Squares: OLS) อาจพบกับความสัมพันธ์ที่ไม่แท้จริง (Spurious Regression) ค่าสถิติ t และ R^2 ที่คำนวณได้มีค่าสูง แต่ค่า Durbin-Watson (D.W.) มีค่าต่ำ นอกจากนี้การสร้างแบบจำลองด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ มีเงื่อนไขที่สำคัญว่า ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ต้องมีคุณสมบัติคงที่

วิธีตรวจสอบความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลาที่ยอมรับในปัจจุบัน ได้แก่ การทดสอบ Unit Root ซึ่งสามารถใช้ตรวจสอบได้ทั้งข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มียุติพลฤดูกาล เช่น วิธี DF -test ของ Dickey and Fuller วิธี ADF -test ของ Said and Dickey วิธี PP -test ของ Phillips and Perron และข้อมูลอนุกรมเวลาที่มียุติพลฤดูกาล สมมติฐานที่ใช้ในการทดสอบความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลา พิจารณาได้จากการทดสอบค่าสมบรูณ์ของ ρ ว่า น้อยกว่า 1 หรือไม่ โดยมีสมมติฐานหลักและสมมติฐานทางเลือก คือ $H_0: \rho = 1$ และ $\rho < 1$ ถ้าปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่า $\rho < 1$ ดังนั้น Y_t มีคุณสมบัติคงที่ หรือมี Integration of Order Zero แต่ถ้าไม่ปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่า Y_t มีคุณสมบัติไม่คงที่ เมื่อ $\Phi = \rho - 1$ ดังนั้น สมมติฐานหลักและสมมติฐานทางเลือกสำหรับการทดสอบ Unit Root ในกรณีนี้ คือ $H_0: \Phi = 0$ และ $H_a: \Phi < 0$ นำค่าสถิติ t ที่คำนวณได้ไปเปรียบเทียบกับค่าวิกฤต หากค่าสถิติ t ที่คำนวณได้มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤต แสดงว่า $\Phi = 0$ (ไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลัก) ดังนั้นตัวแปร Y_t มี Unit Root และไม่คงที่ ในทางกลับกันหากปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่า ตัวแปร Y_t คงที่

วิธี DF -test, ADF -test และ $KPSS$ -test เป็นวิธีทดสอบ Unit Root ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มียุติพลฤดูกาล หากข้อมูลอนุกรมเวลามียุติพลฤดูกาล การทดสอบด้วยวิธีดังกล่าวไม่สามารถบอกได้ว่า ข้อมูลอนุกรมเวลามี Seasonal Unit Root หรือไม่ เนื่องจากวิธีดังกล่าวเป็นวิธีทดสอบเฉพาะ Regular Unit Root เท่านั้น ไม่ครอบคลุมการทดสอบ Seasonal Unit Root ดังนั้น Hylleberg จึงเสนอวิธีทดสอบ Seasonal Unit Root สำหรับข้อมูลรายไตรมาส และต่อมา Franses และ Beaulieu and Miron ได้พัฒนาให้สามารถทดสอบกับข้อมูลรายเดือน โดยแบบจำลองพื้นฐานที่ใช้ในการทดสอบ Seasonal Unit Root ของข้อมูลรายเดือน สำหรับทดสอบ Seasonal Unit Root และประยุกต์ใช้ค่าสถิติ t และสถิติ F ในการคำนวณและนำค่าที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าวิกฤต (Critical Values) ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มี Unit Root เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติไม่คงที่ อาจเกิดจากการที่ข้อมูลอนุกรมเวลามีแนวโน้ม และฤดูกาล หรือข้อมูลอนุกรมเวลามีความแปรปรวนไม่คงที่ การวิเคราะห์ที่มีเงื่อนไขว่า ข้อมูลที่นำมาใช้ต้องคงที่ ดังนั้น ต้องแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้คงที่ก่อนนำมาใช้ เช่น การพัฒนาแบบจำลองด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ เป็นต้น โดยทั่วไปนิยมแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้คงที่ด้วยการหาผลต่าง หรือ Natural Logarithm กรณีที่ข้อมูล

อนุกรมเวลามีแนวโน้ม สามารถหาผลต่างของอนุกรมเวลาได้ดังนี้ เมื่อกำหนดให้ Δ คือ ผลต่างครั้งที่ 1 และ Δ^d คือ ผลต่างครั้งที่ d ดังนั้น จะได้ว่า $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$

การตรวจสอบข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้พัฒนาแบบจำลองพยากรณ์

การพัฒนาแบบจำลองส่วนใหญ่มีวัตถุประสงค์ เพื่อการพยากรณ์ที่แม่นยำ (Accuracy) และนิยมใช้รูปแบบการวิเคราะห์ที่เรียกว่า Ex Post Forecast ในการตรวจความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น ส่วนใหญ่พัฒนาจากข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะแตกต่างกัน ดังนั้น เพื่อให้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้นจึงควรตรวจสอบข้อมูลอนุกรมเวลาก่อนนำมาใช้ (อัศรพงศ์ อันทอง, 2555, หน้า 49-50) การพยากรณ์ภายใต้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะแยกย่อย (Disaggregated) หรือใช้ข้อมูลที่มีความถี่ที่สูงกว่า จะทำให้แบบจำลองสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำมากขึ้น การตรวจสอบข้อมูลอนุกรมเวลาในเบื้องต้นก่อนนำมาใช้ มีดังนี้

1. พิจารณาข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาใช้ด้วยการเขียนกราฟของข้อมูลอนุกรมเวลา แต่ละชุด เพื่อพิจารณาการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลา และแบบแผนการเคลื่อนไหวในเบื้องต้นว่ามีอิทธิพลของแนวโน้ม ฤดูกาล วัฏจักร และเหตุการณ์ความไม่แน่นอนหรือไม่ รวมทั้งควรพิจารณาค่าสถิติพื้นฐาน เพื่อทราบถึงการแจกแจง ความโค้ง ความเบ้ และค่าสุดโต่งของข้อมูลที่ใช้

2. ตรวจสอบองค์ประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยวิธีแยกองค์ประกอบ เพื่อทราบอิทธิพลของแนวโน้ม ฤดูกาล วัฏจักร และความไม่แน่นอนที่มีอยู่ในข้อมูล วิธีแยกองค์ประกอบที่นิยมใช้มีอยู่ 3 วิธี ได้แก่ วิธีค่าเฉลี่ยอย่างง่าย วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และวิธี Census II ในกรณีที่ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความผันผวนสูง ควรใช้วิธี Census II ที่เรียกว่า X-12-ARIMA เนื่องจากเป็นวิธีที่เหมาะสม ในกรณีที่ไม่สามารถกำหนดช่วงเวลาของการหาค่าเฉลี่ยได้แน่นอนและในกรณีที่ข้อมูลมีความผันผวนสูง

3. ตรวจสอบคุณสมบัติความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลาว่า มีสถานะสมดุลเชิงสถิติหรือไม่ มีการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติทางสถิติเมื่อเวลามีการเปลี่ยนแปลง วิธีตรวจสอบความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลา ที่นิยมใช้ในปัจจุบันได้แก่ การทดสอบ Unit Root ซึ่งควรเลือกรวิธทดสอบ Unit Root ให้สอดคล้องกับลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลา เช่น ข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นข้อมูลที่ไม่มียุทธพล ฤดูกาล ควรเลือกรวิธทดสอบ Unit Root เช่น ADF-test, PP-test, KPSS-test แต่ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลามีอิทธิพลฤดูกาล HEGY-test

การตรวจสอบอนุกรมเวลาในเบื้องต้น จะทำให้ทราบลักษณะพื้นฐานของข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาใช้ เช่น องค์ประกอบ ความคงที่ และควรเลือกแบบจำลองให้สอดคล้อง หรือเหมาะสมกับคุณลักษณะพื้นฐานของข้อมูลอนุกรมเวลา เช่น ในกรณีของการพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ตามวิธีบอซซ์-เจนกินส์ หากข้อมูลอนุกรมเวลามีอิทธิพลฤดูกาลควรเลือกใช้แบบจำลอง SARIMA แทนแบบจำลอง ARIMA และหากข้อมูลอนุกรมเวลามีอิทธิพลของเหตุการณ์ความไม่แน่นอน หรือมีค่าสุดโต่ง (Outlier) ควรเลือกแบบจำลอง Intervention หรือเพิ่มตัวแปร Outlier ทั้งที่เป็น Additive Outlier หรือ Level Shifts เข้าไปในแบบจำลอง

หากข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะไม่คงที่ ต้องแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้คงที่ก่อนนำมาใช้ โดยเฉพาะแบบจำลองที่เป็นสมการถดถอยที่ประมาณค่าสัมประสิทธิ์ด้วยวิธี OLS (อาจเกิดปัญหาความสัมพันธ์ที่ไม่แท้จริง) หรือแบบจำลองตามวิธีบอซซ์-เจนกินส์ นอกจากนี้ความคงที่ของข้อมูล

อนุกรมเวลาเป็นข้อสมมติเบื้องต้นที่สำคัญ โดยทั่วไปใช้การหาผลต่างของข้อมูลในการแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้คงที่ สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มีความคงที่ ใช้การหาผลต่าง Regular Difference สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ ใช้การหาผลต่าง Seasonal Difference

สรุปขั้นตอนการสร้างแบบจำลองพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

1. กำหนดรูปแบบ (Identification) หารูปแบบ AR และ MA ที่เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลา โดยพิจารณาจากคอลเลอเรลโลแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง (Auto Correlation Function: ACF) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Correlation Function: PACF) ของข้อมูลอนุกรมเวลา ที่มีคุณสมบัติคงที่
2. ประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลอง (Estimation) เป็นการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของรูปแบบที่กำหนด ซึ่งอาจมีมากกว่า 1 รูปแบบ วิธีที่นิยมใช้ คือ OLS และ MLE
3. ตรวจสอบรูปแบบ (Diagnosis Checking) เป็นการตรวจสอบว่า รูปแบบที่กำหนดมีความเหมาะสมหรือไม่ และค่าความคลาดเคลื่อนมีลักษณะ White Noise ตามข้อสมมติและเงื่อนไขของแบบจำลองพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์หรือไม่ โดยพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าคลาดเคลื่อนหรือค่าสถิติ Q (Ljung-Box Statistics: LB) การทดลองค่าพารามิเตอร์ด้วย t -test และ การพิจารณา Goodness of Fit ของแบบจำลองด้วยค่า Stationary R^2 และ R^2
4. พยากรณ์ (Forecasting) นำแบบจำลองที่ผ่านการตรวจสอบไปพยากรณ์ค่าในอนาคต สามารถทำได้ทั้งการพยากรณ์แบบจุด (Point Forecast) และการพยากรณ์แบบช่วง (Interval Forecast)

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังแบบโฮลต์ (Holt's Exponential Smoothing Method) เหมาะกับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเชิงเส้นและมีความผันแปรตามฤดูกาล ซึ่งแบ่งออกได้เป็น 2 กรณี คือ การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก (Winters' Additive Exponential Smoothing) ใช้กับการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาลคงที่ และการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ (Winters' Multiplicative Exponential Smoothing) ใช้กับการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาลเพิ่มขึ้นหรือลดลงตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเป็นเส้นตรง และไม่มีส่วนประกอบของความผันแปรตามฤดูกาล มีค่าคงที่การปรับเรียบ 2 ตัว คือ ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าระดับ (Level) และค่าคงที่การปรับเรียบของค่าความชัน (Trend) การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของบราวน์ (Brown's Exponential Smoothing Method) เหมาะกับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเป็นเส้นตรง และไม่มีส่วนประกอบของความผันแปรตามฤดูกาล แต่มีข้อกำหนดให้ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าระดับ และค่าคงที่การปรับเรียบของค่าความชันเท่ากัน การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแดม (Damped Trend Exponential Smoothing Method) มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่ไม่มีส่วนประกอบของความผันแปรตามฤดูกาล และมีอัตราการเปลี่ยนแปลงช้ากว่าการเปลี่ยนแปลงของแนวโน้มที่เป็นเส้นตรง มีค่าคงที่การปรับเรียบ 3 ตัว คือ ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าระดับ α ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าความชัน γ และค่าคงที่ การปรับเรียบของค่าความชันแบบแดม Φ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์แบบอนุกรมเวลา

ดาว สงวนรังศิริกุล, พรรษา เขียวอนันตวานิช และมณีนีรัตน์ แสงเกษม (2558, หน้า 35-55) ได้วิจัยเรื่อง การศึกษาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ ประชากรที่เป็นโรคเฝ้าระวัง ทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร ในการศึกษาคั้งนี้ได้นำเทคนิคการพยากรณ์มาช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งประกอบด้วย วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย (Simple Moving Average Method) วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบง่าย (Simple Exponential Smoothing Method) วิธีบอกซ์-เจนกินส์ วิธีสัดส่วนกับแนวโน้ม (Ratio-to-Trend Method) และวิธีการปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลต์-วินเทอร์ (Exponential Smoothing Holt-Winter Method) ทั้งนี้พิจารณาวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมจากค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) ที่ต่ำที่สุด ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลทุติยภูมิที่รวบรวมจากสำนักระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข กรุงเทพมหานคร ข้อมูลจำแนกเป็นรายเดือน ระหว่างเดือนมกราคม พ.ศ. 2551 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2555 จำนวน 9 โรค และระหว่างเดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2555 จำนวน 1 โรค จากการศึกษาเปรียบเทียบข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาวิเคราะห์ โดยทั้ง 5 วิธี ปรากฏว่า สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่ใช่แนวโน้มและฤดูกาล วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดกับข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนใหญ่ คือ วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย ส่วนข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและฤดูกาล วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดกับข้อมูล อนุกรมเวลาส่วนใหญ่ คือ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลต์-วินเทอร์

วารงคณา กิรติวิบูลย์ (2559, หน้า 52-62) ได้วิจัยเรื่อง ตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้มีงานทำในประเทศไทย มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของจำนวนผู้มีงานทำในประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลจากเว็บไซต์ของระบบฐานข้อมูลด้านสังคมและคุณภาพชีวิต ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2544 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2557 จำนวน 56 ค่า ผู้ศึกษาได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 คือ ข้อมูลตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2544 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2556 จำนวน 52 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติ 3 วิธี ได้แก่ วิธีบอกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีพยากรณ์รวม ชุดที่ 2 คือ ข้อมูลตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2557 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2557 จำนวน 4 ค่า สำหรับการตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ด้วยค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าเกณฑ์รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ที่ต่ำที่สุด ปรากฏว่า จากวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดที่ได้ศึกษา วิธีการพยากรณ์รวม เป็นวิธีที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด ซึ่งมีตัวแบบพยากรณ์เป็น $\hat{Y}_t = 1,084.566199 - 0.371898 \hat{Y}_{1t} + 1.340197 \hat{Y}_{2t}$ เมื่อ \hat{Y}_{1t} และ \hat{Y}_{2t} แทนค่าพยากรณ์เดี่ยว ณ เวลา t จากวิธีบอกซ์-เจนกินส์ และวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก ตามลำดับ โดยมีค่าเริ่มต้นคือ ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2557 ($T=1$)

วารงคณา เรียนสุทธิ (2559, หน้า 211-224) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์ราคาน้ำอย่างสด มีวัตถุประสงค์เพื่อ สร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาราคาน้ำอย่างสด โดยใช้ข้อมูลจากเว็บไซต์ของการยางแห่งประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนตุลาคม พ.ศ. 2558 จำนวน 130 ค่า ซึ่งข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึง

เดือนธันวาคม พ.ศ. 2557 จำนวน 120 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบอกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแฉก และวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ ข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนตุลาคม พ.ศ. 2558 จำนวน 10 ค่า นำมาใช้ในการเปรียบเทียบความถูกต้องของค่าพยากรณ์ โดยใช้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าเกณฑ์รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ที่ต่ำที่สุด ปรากฏว่า จากวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดที่ได้ศึกษานั้น วิธีที่มีความถูกต้องมากที่สุด คือ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ

Katara, Faisal, and Engmann (2014, pp. 269-275) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาใน Tamale กานา โดยใช้แบบจำลอง ARIMA ที่จะพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าใน Tamale กานา ใน 7 ปี ข้างหน้า Tamale เป็นหนึ่งในเมืองที่เติบโตเร็วที่สุดในทวีปแอฟริกา ต้องมีการพยากรณ์ที่ดี เพื่อให้มีการวางแผนถึงความต้องการในอนาคต โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิจากการไฟฟ้าในช่วงปี ค.ศ. 1990-2013 และจำแนกออกเป็นเชิงพาณิชย์และอุตสาหกรรมที่ใช้ไฟฟ้า ปรากฏว่า ARIMA (1,1,3) ARIMA (1,2,1) และ ARIMA (5,1,5) มีความเหมาะสมที่จะพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในประเทศอุตสาหกรรมและการพาณิชย์ใน Tamale การพยากรณ์นี้ชี้ให้เห็นว่า การพยากรณ์การเจริญเติบโตและความต้องการใช้ไฟฟ้าในประเทศมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญใน Tamale สำหรับปี ค.ศ. 2014 ในปี ค.ศ. 2020 การพยากรณ์การเพิ่มขึ้นในความต้องการใช้ไฟฟ้าในประเทศและการค้ามีความสอดคล้องกับการเพิ่มขึ้นของประชากรและกิจกรรมทางเศรษฐกิจที่เพิ่มขึ้นในเมือง

Akpinar and Yumusak (2016, p. 727) ได้วิจัยเรื่อง พยากรณ์ความต้องการก๊าซธรรมชาติโดยใช้วิธีอนุกรมเวลา มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ความต้องการสามวิธีคือ วิธีแยกส่วนประกอบ Holt-Winters, ARIMA และ SARIMA ข้อมูลที่ใช้ศึกษาคือข้อมูลการใช้ก๊าซธรรมชาติรายเดือนประเทศตุรกี ตั้งแต่ ปี ค.ศ. 2011-2013 ใช้สำหรับการสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ชุดที่ 2 คือ ปี ค.ศ. 2014 ข้อมูลรายเดือนที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ ใช้ค่า MAPE และ R^2 สำหรับตรวจสอบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ ผลปรากฏว่า แบบจำลองทั้ง 3 แบบ มีค่า MAPE เท่ากับร้อยละ 19 ร้อยละ 14 และร้อยละ 12.9 ตามลำดับ และมีค่า R^2 เท่ากับ 0.915, 0.846 และ 0.956 ตามลำดับ จากวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดที่ได้ศึกษานั้น วิธีที่มีความถูกต้องมากที่สุด คือ ARIMA

Camara, Feixing, and Xiuqin (2016, p. 231) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์การใช้พลังงานด้วยแบบจำลอง SRAIMA และโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์การใช้พลังงานในสหรัฐอเมริกา และเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์ ใช้สองวิธี คือ วิธีการทางสถิติ (SARIMA) และวิธีการของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลการใช้พลังงานรายไตรมาสของสหรัฐอเมริกาจากเดือนมกราคม ปี ค.ศ. 1973 ถึงเดือนมิถุนายน ปี ค.ศ. 2015 จำนวนทั้งสิ้น 170 ค่า ข้อมูลที่มีจะแบ่งออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดที่ 1 จำนวน 154 ค่า จะเป็นชุดที่ใช้สำหรับการฝึกฝนและชุดที่ 2 จำนวน 16 ค่า จะเป็นชุดตรวจสอบ ในการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ใช้ค่า MAE MSE และ MAPE ผลปรากฏว่า แบบจำลอง ANN มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ดีกว่าแบบจำลอง SARIMA ถึงแม้ว่าประสิทธิภาพของแบบจำลอง ANN จะดีกว่า SARIMA โดยใช้การวัด

ค่าความคลาดเคลื่อน การทดสอบอย่างมีนัยสำคัญ แสดงให้เห็นว่าไม่มีความแตกต่างระหว่างค่าที่แท้จริงและค่าที่พยากรณ์ไว้ทั้งสองแบบ เพราะค่าที่แท้จริงและการพยากรณ์ของการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์จะค่อนข้างใกล้เคียงกัน

Ghorbani, Khatibi, Goel, FazeliFard, and Azani (2016, pp. 1-13) ได้วิจัยเรื่องการพยากรณ์อัตราการระบายน้ำด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์การระบายน้ำ ด้วยวิธีพยากรณ์ 4 วิธี คือ RC MLR SVM และ ANN ข้อมูลที่ใช้ เป็นข้อมูลการระบายน้ำรายวันจากแม่น้ำไซปรัส ซึ่งเป็นแม่น้ำขนาดใหญ่ในรัฐเท็กซัส ประเทศสหรัฐอเมริกา ในช่วงเดือนเมษายน ปี ค.ศ. 2010 ถึงเดือนสิงหาคม ปี ค.ศ. 2013 ข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็นระยะเวลาการฝึกอบรมและการทดสอบ ข้อมูลการระบายน้ำของวันที่ 1 เดือนเมษายน ปี ค.ศ. 2010 ถึงวันที่ 16 เดือนธันวาคม ปี ค.ศ. 2012 (ร้อยละ 80 ของชุดข้อมูลทั้งหมด) นำมาใช้เป็นข้อมูลสำหรับการฝึกอบรม และข้อมูลวันที่ 17 เดือนธันวาคม ปี ค.ศ. 2012 ถึงวันที่ 21 เดือนสิงหาคม ปี ค.ศ. 2013 (ร้อยละ 20 ของชุดข้อมูลทั้งหมด) เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบ ปรากฏว่า แบบจำลอง ANN และ SVM มีประสิทธิภาพและน่าเชื่อถือในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลอง RC และ MLR

Puah, Huang, Chua, and Lee (2016, pp. 269-283) ได้วิจัยเรื่อง การวิเคราะห์ปริมาณน้ำฝนที่กักเก็บในแม่น้ำ ด้วยวิธี Holt-Winters ในการศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนใช้แบบจำลอง Holt-Winters ที่จะตรวจสอบปริมาณน้ำฝนในแม่น้ำ Langat ลุ่มน้ำมาเลเซีย ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาค้างนี้เป็นข้อมูลปริมาณน้ำฝนที่ใช้ข้อมูลรายเดือนของปริมาณน้ำฝนที่ตกในแต่ละชั่วโมงของแต่ละวัน ตั้งแต่ ปี ค.ศ. 1971-2009 สำหรับสร้างแบบจำลอง และข้อมูลชุดที่ 2 คือ ปี ค.ศ. 2010-2012 ใช้เปรียบเทียบความถูกต้องของการพยากรณ์ และใช้ค่า MAD, MSE และ MAPE ในการวัดความถูกต้องและประสิทธิภาพของแบบจำลอง ปรากฏว่า การคาดการณ์รายเดือนปริมาณน้ำฝนมีความคลาดเคลื่อน 64.2-84.8 มิลลิเมตร ปริมาณน้ำฝนสถานีในภาคตะวันตก แสดงให้เห็นว่า มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น ปริมาณน้ำฝนสถานีในภาคใต้ แสดงให้เห็นว่า มีแนวโน้มผันผวน ปริมาณน้ำฝนสถานีในภาคตะวันออกและภาคตะวันออกเฉียงเหนือ แสดงให้เห็นว่า มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเช่นกัน และค่าความถูกต้องของการพยากรณ์นี้เป็นที่ยอมรับ

จากการศึกษาสามารถสรุปได้ว่า วิธีที่ใช้ในการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลามีทั้งข้อมูลแบบเชิงเส้น และไม่เป็นเชิงเส้น แบบจำลองอนุกรมเวลาที่เหมาะกับข้อมูลเชิงเส้น เช่น ARIMA MLR เป็นแบบจำลองที่ให้ผลพยากรณ์แม่นยำกับช่วงเวลาระยะสั้นหรือระยะปานกลาง ส่วนแบบจำลองอนุกรมเวลาที่เหมาะกับข้อมูลไม่เป็นเชิงเส้น ใช้วิธีการพยากรณ์ที่พัฒนาขึ้น เช่น โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ที่ได้รับความนิยมเหมาะกับการพยากรณ์ระยะยาว เป็นวิธีที่อธิบายลักษณะความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นของอนุกรมเวลาที่พัฒนาเลียนแบบสมองคน สามารถเรียนรู้ลักษณะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้โดยไม่ต้องสอน แต่ต้องใช้ข้อมูลในปริมาณที่มาก เพราะต้องมีการแบ่งข้อมูลเป็นชุด หากมีข้อมูลไม่มากพอผลการพยากรณ์อาจมีความคลาดเคลื่อนสูง

ตอนที่ 2 การพยากรณ์ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ภูมิฐาน รังคกุลวัฒน์ (2556, หน้า 5) ได้ให้ความหมายว่า การพยากรณ์ หมายถึง การคาดการณ์เหตุการณ์ในอนาคต โดยในการพยากรณ์ตัวแปรใด ๆ ก็ตาม เราต้องใช้ข้อมูลของตัวแปรนั้น ๆ ในอดีตที่ผ่านมา ซึ่งจะต้องอยู่ภายใต้ข้อสมมติว่า รูปแบบที่ระบุได้จากข้อมูลในอดีตต้องไม่เปลี่ยนแปลงในอนาคต

ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์ (2556, หน้า 2) ได้ให้ความหมายว่า การพยากรณ์ หมายถึง การทำนาย การคาดการณ์ การประมาณค่าในอนาคต โดยอาศัยข้อมูลหรือเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในอดีตที่มีพื้นฐานองค์ประกอบสถานการณ์เดียวกัน จึงมีนกล่าว่า การพยากรณ์เป็นทั้งศาสตร์และศิลป์ เนื่องจากผู้พยากรณ์ต้องอาศัยประสบการณ์หรือทฤษฎีหลักการเพื่อสนับสนุนการพยากรณ์

Montgomery, Jennings, and Kulahci (2015, p. 1) ได้ให้ความหมายว่า การพยากรณ์ หมายถึง การทำนายเหตุการณ์หรือบางสิ่งบางอย่างที่จะเกิดขึ้นในอนาคต

Kaur (2016, pp. 1655-1658) ได้ให้ความหมายการพยากรณ์ว่า เป็นวิธีการคำนวณในการคาดเดาเหตุการณ์ในอนาคต จากการศึกษาข้อมูลในอดีตและปัจจุบันมาศึกษาถึงแนวโน้ม หรือรูปแบบของเหตุการณ์ที่อาจเกิดขึ้นในอนาคต การพยากรณ์มีบทบาทสำคัญอย่างมากในการวางแผน และการตัดสินใจเกี่ยวกับการดำเนินงานของบุคคลทุกอาชีพ และขององค์กรต่าง ๆ ทั้งนี้เพราะการวางแผน และการตัดสินใจต่างก็เกี่ยวข้องกับเหตุการณ์ต่าง ๆ ในอนาคต

การพยากรณ์ หมายถึง การคาดการณ์เหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยใช้ข้อมูลในอดีต และใช้ค่าพยากรณ์ที่ได้มาประกอบการตัดสินใจสิ่งที่คาดการณ์

การเลือกใช้วิธีการพยากรณ์ใด ๆ ควรเลือกให้เหมาะกับลักษณะรูปแบบของข้อมูลที่กำลังศึกษา ซึ่งวิธีการพยากรณ์แบ่งออกเป็น 2 ประเภท ได้แก่

1. วิธีการพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Forecasting Methods) เป็นวิธีการพยากรณ์ที่ขึ้นอยู่กับความคิดเห็น ประสบการณ์ และความชำนาญของผู้เชี่ยวชาญ เพื่อทำการพยากรณ์เหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตโดยไม่ใช้ข้อมูลย้อนหลัง การพยากรณ์เชิงคุณภาพแบ่งตามลักษณะการพยากรณ์ได้ 4 กลุ่ม ได้แก่ 1) การพยากรณ์ด้วยวิจารณญาณ (Subjective) เป็นการพยากรณ์ที่ใช้วิจารณญาณของผู้บริหาร กลุ่มผู้บริหาร กลุ่มผู้เชี่ยวชาญ บุคลากรระดับปฏิบัติการ และบุคคลอื่นที่เกี่ยวข้อง 2) การพยากรณ์ด้วยการค้นหา (Exploratory) เป็นการพยากรณ์จากการประเมินสถานการณ์และการดำเนินงานในอนาคต โดยใช้การวิเคราะห์ Scenario วิธี Delphi การวิเคราะห์ Coss Impact วิธี Analogy การวิเคราะห์แนวโน้ม Nominal Group Process (NGP) 3) การพยากรณ์ตามเป้าหมาย (Normative) เป็นการพยากรณ์เพื่อหาแนวทางปฏิบัติให้เป็นไปตามเป้าหมายของงานที่กำหนดไว้ โดยใช้ Relevance Trees (RT) และ Systems Dynamics และ 4) การพยากรณ์เส้นโค้ง เป็นการพยากรณ์โดยพิจารณาวัฏจักรชีวิตของเทคโนโลยี (Technological Life Cycle) เทคโนโลยีทดแทน และโค้งการเจริญเติบโต (Growth Curve) (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2549, หน้า 5-11)

2. วิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting Methods) เป็นวิธีการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลในอดีตมาสร้างตัวแบบด้วยวิธีอนุกรมเวลาเพื่อทำการพยากรณ์เหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยการพิจารณาลักษณะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลดังกล่าวเมื่อเวลาเปลี่ยนไปว่ามี

ลักษณะอย่างไร มีการเคลื่อนไหวมากน้อยแค่ไหน โดยมีข้อกำหนดว่าลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลในอดีตจะส่งผลเช่นเดิมในอนาคต รูปแบบของการพยากรณ์เชิงปริมาณนี้สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภทคือ ประเภทที่มีตัวแปรเดียว (Univariate Models) และประเภทที่พยากรณ์โดยการหาความสัมพันธ์ (Causal Models)

2.1 การพยากรณ์โดยใช้ตัวแปรเดียว (Univariate Model)

ตัวแบบที่วิเคราะห์ได้จากอนุกรมเวลาซึ่งเป็นข้อมูลในอดีตของตัวแปรที่ศึกษาในการพยากรณ์ค่าในอนาคตของอนุกรมเวลาดังกล่าว โดยตัวแบบนี้จะใช้ได้ดีเมื่อเงื่อนไขต่าง ๆ ในอดีตยังคงเป็นจริงในอนาคต

2.2 การพยากรณ์ด้วยการหาความสัมพันธ์ (Causal Model)

มีหลักการที่สำคัญ คือ พยายามที่จะศึกษากำหนดว่ามีปัจจัยอะไรบ้างที่มีผลกระทบต่อ การเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่จะทำการพยากรณ์

การพยากรณ์เชิงปริมาณทั้ง 2 ประเภทนี้ ประเภทที่ 1 ได้เปรียบในด้านข้อมูล ซึ่งจะใช้ข้อมูลในอดีตของสิ่งที่พยากรณ์เท่านั้น ไม่ได้ใช้ข้อมูลอื่นอีกเลย ส่วนประเภทที่ 2 จะต้องใช้ข้อมูลของปัจจัยอื่น ๆ ซึ่งคาดว่าจะมีผลกระทบต่อสิ่งที่พยากรณ์ นอกเหนือจากข้อมูลในอดีตของสิ่งที่พยากรณ์ ดังนั้น จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์เชิงปริมาณประเภทที่ 1 นี้จึงน้อยกว่าและมักจะเป็นข้อจำกัดอย่างหนึ่งในการเลือกระเบียบวิธีการพยากรณ์ แต่ต้องคำนึงถึงด้วยว่าการพยากรณ์ประเภทที่ 1 นั้น จะใช้ในกรณีที่สภาพแวดล้อมในอนาคตต้องเหมือนหรือใกล้เคียงกับอดีตที่เราเก็บข้อมูลอนุกรมเวลาด้วย (สุพรรณิ อึ้งปัญส์ตวงค์, 2555, หน้า 10-12)

การเลือกวิธีการพยากรณ์

ในการพยากรณ์เชิงปริมาณต้องเลือกวิธีการพยากรณ์ให้เหมาะสมกับสถานการณ์และลักษณะของปัญหาที่แตกต่างกันไปสำหรับการพยากรณ์นั้นจะต้องคำนึงจากองค์ประกอบ ดังนี้

1. รูปแบบของค่าพยากรณ์

เมื่อผู้วิจัยหรือผู้ใช้เกี่ยวกับค่าพยากรณ์ สิ่งที่จะต้องคำนึงสำหรับผู้ที่ยพยากรณ์คือ รูปแบบของการพยากรณ์เพื่อนำไปใช้ประโยชน์ในการบริหารจัดการ เช่น ต้องการรูปแบบการพยากรณ์แบบจุดหรือต้องการรูปแบบการพยากรณ์แบบช่วง เพราะบางวิธีสามารถให้ค่าพยากรณ์แบบจุดเท่านั้น ข้อมูลบางชุดความผันแปรไม่แน่นอน อาจจะไม่ค่อยเปลี่ยนแปลงมากนัก หรืออาจมีตัวแปรอื่น ๆ ที่มีอิทธิพลต่อข้อมูลที่ต้องการศึกษา ผู้พยากรณ์จะต้องทราบว่าจำนวนข้อมูลที่มีอยู่มีจำนวนมากน้อยเพียงใด มีความน่าเชื่อถือมากน้อยเพียงใด จะต้องหามาจากแหล่งใด จะได้เลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลที่สุด

2. ความแม่นยำ

ความแม่นยำหรือความถูกต้องของค่าพยากรณ์ เป็นส่วนประกอบที่สำคัญในการเลือกวิธีการพยากรณ์ เพราะถ้าวิธีการพยากรณ์ที่ให้ค่าความแม่นยำสูง สามารถใช้ในการบริหารจัดการได้ตามที่ต้องการ ช่วยลดต้นทุนต่าง ๆ และยังเป็น การเพิ่มความสามารถในการบริหารจัดการสำหรับผู้ที่ใช้ค่าพยากรณ์ เพราะวิธีการพยากรณ์บางวิธีให้ค่าความแม่นยำเฉพาะบางช่วงเวลา เช่น เหมาะสมในการพยากรณ์ระยะสั้น หรือบางวิธีเหมาะสมในการพยากรณ์ระยะยาว และค่าพยากรณ์ต้องการค่าคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำสุด

3. กรอบเวลา

การพยากรณ์เชิงปริมาณเป็นการทำนายเหตุการณ์ในอนาคต อาจจะเป็นระยะเวลารายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน รายไตรมาส หรือรายปี เป็นต้น ช่วงเวลาเหล่านี้เรียกว่า กรอบเวลาโดยทั่วไป จำแนกรอบเวลาตามความยาวของระยะเวลา ดังนี้

การพยากรณ์ระยะใกล้ หมายถึง การพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ห่างจากปัจจุบันน้อยกว่า 1 เดือน

การพยากรณ์ระยะสั้น หมายถึง การพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ห่างจากปัจจุบันตั้งแต่ 1 เดือน แต่ไม่เกิน 3 เดือน

การพยากรณ์ระยะปานกลาง หมายถึง การพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ห่างจากปัจจุบันมากกว่า 3 เดือน ถึง 2 ปี โดยข้อมูลจะเป็นข้อมูลรายเดือน

การพยากรณ์ระยะยาว หมายถึง การพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ห่างจากปัจจุบัน ตั้งแต่ 2 ปี ขึ้นไป เป็นการพยากรณ์สำหรับการวางแผนระดับสูง

4. ลักษณะของข้อมูล

ผู้พยากรณ์ควรตรวจสอบข้อมูลที่มีอยู่เป็นข้อมูลประเภทใด เป็นค่าของตัวแปรที่จะพยากรณ์เท่านั้น หรือเป็นค่าของตัวแปรอื่นที่เกี่ยวข้องด้วย เพื่อจะได้เลือกวิธีในการพยากรณ์ได้ถูกต้องและให้ค่าที่แม่นยำสูง

5. ค่าใช้จ่าย

การพยากรณ์แต่ละครั้งย่อมมีค่าใช้จ่ายหลายประการเกิดขึ้น เช่น ค่าใช้จ่ายในการเก็บรวบรวมข้อมูล ค่าใช้จ่ายเกี่ยวกับการวิเคราะห์ข้อมูล และในบางครั้งถ้าต้องการใช้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูง ค่าใช้จ่ายที่ใช้ในการพยากรณ์ยิ่งสูงเพิ่มขึ้นด้วย นอกจากนี้ ถ้าพิจารณาการพยากรณ์ที่ซับซ้อนมากยิ่งขึ้น ต้องใช้เวลาในการคำนวณมากขึ้น เป็นสาเหตุที่ทำให้ค่าใช้จ่ายในการพยากรณ์สูงขึ้น กล่าวคือ ถ้าใช้วิธีการพยากรณ์ที่มีความซับซ้อนมาก และใช้จำนวนข้อมูลในการพยากรณ์มาก ค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้น จะสูงกว่าวิธีการพยากรณ์ที่ไม่ซับซ้อนและใช้ข้อมูลน้อย แต่วิธีการพยากรณ์ที่มีความซับซ้อนมาก และใช้จำนวนข้อมูลในการพยากรณ์มาก ๆ ก็ให้ค่าความแม่นยำสูงกว่าด้วยเช่นกัน

6. ข้อมูลที่มีอยู่

ในการพยากรณ์ผู้พยากรณ์ต้องทราบว่า ชนิดของข้อมูลในอดีตเป็นข้อมูลที่ทันสมัย หรือเป็นอดีตมากเกินไป จนแตกต่างจากข้อมูลที่ทันสมัยมากกว่า เหมาะสมที่จะใช้ทั้งหมดหรือไม่ หรือจำเป็นต้องใช้แค่บางส่วน ข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์และตัวแปรต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องมีอยู่สมบูรณ์หรือไม่ และจำนวนข้อมูลเท่าใดถึงจะเพียงพอกับเงื่อนไขในการพยากรณ์บางวิธี เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูง

7. ความซับซ้อน

วิธีในการพยากรณ์ที่ใช้จะทำให้ผู้ใช้ค่าพยากรณ์เกิดความเชื่อมั่นในการตัดสินใจในการตอบปัญหาต่าง ๆ ความซับซ้อนของวิธีการพยากรณ์ ควรอยู่ในระดับที่ผู้พยากรณ์สามารถเข้าใจ และอธิบายผลการนำไปใช้ได้ง่าย เป็นสิ่งที่จำเป็นอย่างยิ่งในการใช้วิธีในการพยากรณ์ กล่าวคือ วิธีที่ไม่ซับซ้อนที่ให้ความแม่นยำในการพยากรณ์น้อยกว่านั้น จะเป็นวิธีที่เหมาะสมกว่าวิธีในการพยากรณ์ที่มี

ความซับซ้อน แต่ให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูง ถ้าความแม่นยำแตกต่างกันไม่มาก และในบางปัญหาอาจมีวิธีการพยากรณ์มากกว่า 1 วิธี ผู้ใช้ค่าพยากรณ์ต้องปรับให้เหมาะกับปัญหา ในการตอบโจทย์ในการใช้ค่าพยากรณ์ และโดยปกติแล้วผู้พยากรณ์จะเป็นคนละคนกันกับผู้นำไปใช้ ผู้พยากรณ์จะต้องคำนึงถึงความยากง่ายในการอธิบายผลลัพธ์ให้กับผู้นำไปใช้ ไม่ให้ซับซ้อนหรือเป็นวิชาการมากเกินไป จะได้ไม่เกิดความเข้าใจผิดหรือไม่เกิดความคลาดเคลื่อน

8. จำนวนตัวแปรที่ต้องการศึกษา

ในการพยากรณ์จำนวนตัวแปรมีมากหรือน้อยจะมีผลต่อการพยากรณ์ เมื่อจำนวนตัวแปรที่ต้องศึกษามีมาก การใช้วิธีการพยากรณ์จะยุ่งยากซับซ้อนและใช้เวลามากด้วย

9. ข้อจำกัดของแต่ละวิธี

การพยากรณ์บางวิธีให้ค่าพยากรณ์ที่เป็นแบบจุดอย่างเดียว แต่บางวิธีให้ค่าพยากรณ์ทั้งที่เป็นแบบจุด และแบบช่วง

10. ข้อจำกัดอื่น ๆ

เทคนิคการพยากรณ์บางวิธีมีความยุ่งยากซับซ้อน ต้องอาศัยความชำนาญ แต่บางหน่วยงานขาดบุคลากรที่เป็นผู้ชำนาญ จึงต้องเสียค่าใช้จ่ายในการเก็บรวบรวมข้อมูลอื่น ๆ ดังนั้น ควรเลือกวิธีที่ง่ายและเหมาะสมกับรูปแบบของข้อมูล

วิธีการพยากรณ์ได้มีการพัฒนาขึ้นมาจนถึงปัจจุบันหลายวิธี สามารถจำแนกออกตามพื้นฐานของการพยากรณ์ ซึ่งมีทั้งแบบเป็นทางการและแบบไม่เป็นทางการ การจะเลือกใช้วิธีใดนั้นขึ้นอยู่กับความรู้ ความสามารถ ข้อมูล ซึ่งพอจะสรุปวิธีการพยากรณ์ ได้ดังนี้

1. การพยากรณ์ในเชิงปริมาณ เป็นการพยากรณ์เมื่อข้อมูลเชิงปริมาณมีการเก็บรวบรวมมาอย่างต่อเนื่อง ที่เรียกว่า อนุกรมเวลา สามารถแบ่งการวิเคราะห์เป็น 3 กลุ่มใหญ่ คือ การวิเคราะห์อนุกรมเวลา การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยหรือตัวแปร และการตรวจสอบการดำเนินงาน และแต่ละกลุ่มมีลักษณะแยกย่อยดังนี้

1.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา เป็นการวิเคราะห์จากหนึ่งตัวแปรหรือหนึ่งปัจจัย เหมาะสมกับสภาพการที่ไม่มีนโยบายขององค์กรเข้ามาเกี่ยวข้อง มีวิธีการต่าง ๆ ที่ใช้ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา ดังนี้

1.1.1 วิธีการพยากรณ์แบบง่าย (Native Method) วิธีการพยากรณ์นี้ค่าพยากรณ์ที่ได้จะเป็นสัดส่วนกับค่าสังเกตล่าสุด ซึ่งสัดส่วนนั้นผู้พยากรณ์เป็นผู้กำหนดขึ้นมาเอง เป็นการสมมติว่าความต้องการในช่วงเวลาถัดไปจะมีขนาดเท่ากับความต้องการในช่วงเวลาล่าสุด การพยากรณ์อย่างง่ายอาจแสดงแนวโน้มของความต้องการได้ วิธีพยากรณ์แบบนี้ง่ายและมีค่าใช้จ่ายไม่สูง แต่ใช้ได้กรณีที่อิทธิพลต่าง ๆ ส่งผลต่อค่าพยากรณ์อย่างสม่ำเสมอเท่านั้น ถ้ามีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นจะส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนได้

1.1.2 วิธีแยกส่วนประกอบ (Decomposition Method) วิธีการพยากรณ์นี้ค่าพยากรณ์ได้จากการรวมค่าวัดส่วนประกอบของอนุกรมเวลา ได้แก่ ค่าแนวโน้ม ค่าผันแปรตามฤดูกาล ค่าผันแปรตามวัฏจักร และค่าผันแปรเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอ สามารถหาค่าได้จากวิธีการเฉลี่ยแบบธรรมดา แบบเคลื่อนที่ และวิธีกำลังสองน้อยที่สุด

1.1.3 วิธีปรับให้เรียบ (Smoothing Method) วิธีการพยากรณ์นี้ค่าพยากรณ์ได้จากค่าสังเกตในอดีต โดยให้น้ำหนักกับค่าสังเกตต่าง ๆ กรณีที่ให้น้ำหนักกับค่าสังเกตเท่ากัน เรียกว่า วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่ กรณีให้น้ำหนักและค่าสังเกตไม่เท่ากัน เรียกว่า วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบถ่วงน้ำหนัก และให้น้ำหนักกับค่าสังเกตลดหลั่นกันแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล

1.1.4 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ โดย George E.P. Box และ Gwilym M. Jenkins ในปี ค.ศ. 1970 ได้นำเสนอรูปแบบ ARIMA model และได้ปรับปรุงในปี ค.ศ. 1994 ในปัจจุบันได้มีการนำมาใช้กันอย่างกว้างขวาง การกำหนดแบบจำลองและการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ เป็นวิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาโดยอาศัย Stochastic Process ที่มีลักษณะอนุกรมเวลาเป็น Stationary Time Series และ Non-Stationary Time Series กล่าวคือ เป็นรูปแบบที่ใช้อธิบายการเคลื่อนไหวของข้อมูลที่มีลักษณะที่มีสหสัมพันธ์และคุณสมบัติ Stationary หรือจะต้องปรับข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์และทำการพยากรณ์ให้มีคุณสมบัติ Stationary ก่อนเสมอ เพื่อให้การกำหนดตัวแบบถูกต้องมากที่สุด และสามารถนำไปใช้สำหรับการพยากรณ์ให้เกิดความคลาดเคลื่อนจากค่าจริงน้อยที่สุด

1.2 การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหรือปัจจัยต่าง ๆ ที่เป็นเหตุและผล การวิเคราะห์เชิงสาเหตุ เป็นวิธีพยากรณ์เชิงปริมาณที่มีข้อสมมติแตกต่างจากการวิเคราะห์อนุกรมเวลา คือ สมมติว่าปัจจัยอื่น ๆ ตั้งแต่ 1 ตัวแปรขึ้นไป มีความสัมพันธ์กับตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ โดยเรียกตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ว่า ตัวแปรตาม (Dependent Variable) และข้อมูลหรือตัวแปรอื่น ๆ ที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์จะเรียกว่า ตัวแปรอิสระ (Independent Variable) นั่นคือ ตัวแปรหรือปัจจัยที่นำมาศึกษาต้องมีมากกว่าหนึ่งตัวแปรหรือหนึ่งปัจจัย

1.2.1 การวิเคราะห์ถดถอยอย่างง่าย เป็นการวิเคราะห์ที่กำหนดว่าตัวแปรตามมีความสัมพันธ์หรือขึ้นอยู่กับตัวแปรอิสระเพียงตัวเดียว เรียกตัวแปรแรกว่า ตัวแปรตาม และตัวแปรหลังว่า ตัวแปรอิสระ

1.2.2 การวิเคราะห์การถดถอยแบบพหุ เป็นการวิเคราะห์ที่กำหนดว่าตัวแปรตามมีความสัมพันธ์หรือขึ้นอยู่กับตัวแปรอิสระมากกว่า 1 ตัวแปรขึ้นไป

1.2.3 รูปแบบเศรษฐมิติ เป็นกลุ่มของตัวแบบที่สร้างขึ้นเพื่อแสดงความสัมพันธ์เชิงเศรษฐศาสตร์ระหว่างตัวแปรที่เกี่ยวข้องกัน

2. การพยากรณ์เชิงเทคโนโลยี ใช้เมื่อไม่มีข้อมูลเชิงปริมาณหรือมีน้อยมาก ผู้พยากรณ์ต้องใช้ความสามารถและวิจารณญาณในการพิจารณา แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่

2.1 การพยากรณ์แบบ Extrapolate เป็นการใช้ประสบการณ์ของผู้พยากรณ์ในการประเมินสภาพการณ์ในอนาคต โดยใช้ข้อมูลเชิงคุณภาพที่มีอยู่

2.1.1 วิธีเดลฟาย (Delphi Method) เป็นวิธีที่ใช้ความรู้ความสามารถวิจารณญาณของผู้เชี่ยวชาญที่อยู่ในหรือนอกองค์กร โดยผู้ประสานงานจะเป็นผู้ส่งแบบสอบถามความคิดเห็นไปและรวบรวมนำมาสรุปแล้วส่งให้ผู้เชี่ยวชาญ เพื่อให้ผู้เชี่ยวชาญได้เสนอความคิดเห็นอีกครั้ง

2.1.2 วิธีแนวจินตนาการ เป็นการพยากรณ์แนวโน้มของเหตุการณ์ในอดีตต่อไปถึงอนาคต

2.1.3 วิธี Morphological เป็นการศึกษความเป็นไปได้ของเหตุการณ์ที่คาดว่าจะเกิดในอนาคตทุก ๆ เหตุการณ์

2.2 การพยากรณ์แบบ Narrative เป็นการพยากรณ์โดยกำหนดเป้าหมายและความต้องการขององค์กรในอนาคต แล้วจึงมาพิจารณาปัญหาอุปสรรค และผลที่จะมีต่อการเกิดเหตุการณ์ต่าง ๆ

3. การพยากรณ์โดยใช้วิจารณ์ญาณ เป็นวิธีการที่ใช้บุคคลเดี่ยว กลุ่มบุคคลที่เป็นกรรมการจากการแต่งตั้งขึ้นมาด้วยกันตัดสินใจ หรือใช้จากบุคคลอื่นที่เกี่ยวข้องเป็นการสอบถามความคิดเห็น กระบวนการพยากรณ์ (Forecasting Process) คือ ขั้นตอนการเลือกเทคนิคการพยากรณ์ ตั้งแต่หนึ่งวิธีขึ้นไป ที่สามารถประยุกต์ใช้กับข้อมูลที่จำเป็นต่อการพยากรณ์ ซึ่งมี 7 ขั้นตอนดังนี้ (Montgomery, Jennings, & Kulahci, 2015, pp. 13-16)

1. การกำหนดปัญหาการพยากรณ์ (Problem Definition) วัตถุประสงค์การพยากรณ์ เป็นการกำหนดสิ่งที่จะพยากรณ์ให้ชัดเจนว่าจะนำไปใช้ในการตัดสินใจอย่างไร หรือจะใช้วิธีการพยากรณ์ให้เหมาะสมอย่างไร เช่น ใช้เพื่อการพยากรณ์ระยะยาวในการตัดสินใจลงทุน หรือใช้เพื่อการพยากรณ์ระยะกลางในการวางแผนกลยุทธ์

2. การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection) เป็นการเก็บรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อย่างถูกต้องและเหมาะสม ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนที่ยุ่งยากและใช้เวลามากที่สุด ต้องพิจารณาถึงข้อกำหนดด้านเวลา (Identify Time Dimensions) 2 ประการคือ ช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ เช่น ประจำวัน ประจำเดือน ประจำไตรมาส ประจำปี และความเร่งด่วนในการพยากรณ์ ถ้ามีความจำเป็นเร่งด่วนวิธีการพยากรณ์จะมีความซับซ้อนน้อยกว่า

3. การวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analysis) เป็นการตรวจสอบว่าข้อมูลมีลักษณะของอนุกรมเวลาหรือไม่ ค่าของตัวแปร แนวโน้มอาจจะเป็นระยะยาวหรือระยะสั้น เป็นฤดูกาล เป็นส่วนประกอบของพฤติกรรมอนุกรมเวลาที่ซ้ำเป็นประจำ มีค่าผิดปกติหรือไม่ บางครั้งการเก็บรวบรวมข้อมูลมากเกินไปอาจทำให้การพยากรณ์มีความถูกต้องน้อยลง ผู้พยากรณ์จึงต้องลดข้อมูลบางตัวที่ไม่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ลง

4. การเลือกตัวแบบในการพยากรณ์ (Model Selection and Fitting) ขึ้นอยู่กับรูปแบบของข้อมูล จำนวนข้อมูลที่มีและระยะเวลาการพยากรณ์ การเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลจะช่วยลดความผิดพลาดในการพยากรณ์ วิธีการพยากรณ์จะต้องมีความสมดุลระหว่างความถูกต้องและง่ายต่อความเข้าใจ ยิ่งง่ายจะยิ่งดีต่อการยอมรับของผู้ตัดสินใจ

5. การตรวจสอบประเมิณผลของตัวแบบในการพยากรณ์ (Model Validation) เพื่อตรวจสอบว่ามีแนวโน้มที่จะดำเนินการในการใช้งานที่ต้องการ สิ่งสำคัญต้องตรวจสอบข้อผิดพลาดของการพยากรณ์ เป็นการพยากรณ์เหตุการณ์ที่ผ่านไปโดยใช้ข้อมูลจริงที่มีอยู่ แล้วประเมินว่าวิธีใดเหมาะสมกับข้อมูลในอดีต ส่วนใหญ่จะแบ่งข้อมูลเป็นชุดพยากรณ์และชุดตรวจสอบ

6. การนำผลการพยากรณ์ไปใช้ (Forecasting Model Deployment) เป็นการนำค่าพยากรณ์ที่ได้ไปทดสอบกับข้อมูลที่เป็นจริงเพื่อความถูกต้อง และประโยชน์ในการใช้งานที่แท้จริง

7. การตรวจสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ (Monitoring Forecasting Model Performance) ตรวจสอบว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์แตกต่างจากค่าจริงมากน้อยเพียงใด มีค่าคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์มากน้อยเพียงใด การวัดความคลาดเคลื่อนของค่าจริงกับค่าพยากรณ์ จะพิจารณาจากการที่ค่าจริงใกล้เคียงค่าพยากรณ์มากที่สุด หรือมีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ย่อมเป็น

ค่าที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำ

การพยากรณ์ระยะสั้น

การพยากรณ์ระยะสั้น เป็นการพยากรณ์ข้อมูลช่วงเวลาที่ยาวน้อยกว่า 1 ปี ส่วนประกอบอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลต่อค่าพยากรณ์ คือ แนวโน้ม และความผันแปรตามฤดูกาล ส่วนความผันแปรตามวัฏจักร ถ้าเป็นคาบวัฏจักรที่สั้นจึงนำมาพิจารณา แต่ส่วนมากคาบวัฏจักรจะมีช่วงที่ยาว ส่วนการเปลี่ยนแปลงที่ผิดปกติที่เราสามารถพยากรณ์ได้ เนื่องจากเป็นตัวแปรสุ่มมีรูปแบบที่ไม่แน่นอน ทำให้ไม่อาจคาดการณ์ได้ล่วงหน้าว่าจะเกิดอะไรขึ้น ณ เวลาใด ดังนั้น ค่าพยากรณ์ \hat{Y} ในหน่วยเวลา t จะหาได้ดังนี้

$$\hat{Y} = \hat{T} \times \hat{S}$$

เมื่อ \hat{T} คือ ค่าประมาณของส่วนประกอบแนวโน้มของหน่วยเวลา t

\hat{S} คือ ค่าประมาณของส่วนประกอบการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลของหน่วยเวลา t

การพยากรณ์ระยะยาว

การพยากรณ์ระยะยาว เป็นการพยากรณ์ข้อมูลรายปี ส่วนประกอบอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลต่อค่าพยากรณ์ คือ แนวโน้ม และความผันแปรตามวัฏจักรเท่านั้น เพราะความผันแปรตามฤดูกาลเป็นการเปลี่ยนแปลงข้อมูลในช่วงเวลาที่ยาวกว่า 1 ปี ดังนั้น ความผันแปรตามฤดูกาลจึงไม่มีผลกระทบต่อข้อมูลที่เก็บรวบรวมเป็นรายปี เพราะในแต่ละปีจะมีฤดูกาลเหมือนกัน ส่วนความผันแปรเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอไม่นำมาพิจารณาเช่นเดียวกับการพยากรณ์ระยะสั้น เพราะเป็นส่วนประกอบที่ไม่สามารถคาดการณ์ได้ ดังนั้น ค่าพยากรณ์ \hat{Y} ในหน่วยเวลา t จะหาได้ดังนี้

$$\hat{Y} = \hat{T} \times \hat{C}$$

เมื่อ \hat{T} คือ ค่าประมาณของส่วนประกอบแนวโน้มของหน่วยเวลา t

\hat{C} คือ ค่าประมาณของส่วนประกอบความผันแปรตามวัฏจักรของหน่วยเวลา t

ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

การพยากรณ์เป็นการคาดการณ์ข้อมูลในอนาคต การพยากรณ์ที่ดีนั้น ค่าพยากรณ์ที่ได้ควรมีค่าใกล้เคียงกับค่าจริงให้มากที่สุด ทำให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุด จะทำให้ได้ค่าที่เหมาะสมกับการพยากรณ์และได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำ การวัดความคลาดเคลื่อนสามารถวัดได้จากค่าต่าง ๆ เช่น ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Error: ME) ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Deviation: MAD) ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (Coefficient of Determination: R^2) (มุกดา แม้นมินทร์, 2549, หน้า 11-13) โดยปกติแล้วจะนิยมวัดค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในระยะยาว ซึ่งวัดจากค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์สะสม ในการเลือกใช้ตัวแบบการพยากรณ์จึงควรพิจารณาว่าการพยากรณ์ที่ได้นั้นมีค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ต่ำหรือมีความถูกต้องสูง สำหรับสถิติที่ใช้วัดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ มีดังต่อไปนี้

1. ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Error: ME)

$$ME = \frac{\sum_{t=1}^n e_t}{n}$$

เมื่อ e_t คือ ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เดือนที่ t

n คือ จำนวนข้อมูล

2. ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Deviation: MAD) เป็นการวัดความแม่นยำจากค่าเฉลี่ยผลรวมความแตกต่างระหว่างค่าข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงกับค่าพยากรณ์ เป็นตัวชี้วัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย ในการพยากรณ์ควรเลือกสมการพยากรณ์ที่มีค่า MAD ต่ำที่สุด จะทำให้การพยากรณ์ยิ่งแม่นยำ

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |e_t|}{n}$$

เมื่อ e_t คือ ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เดือนที่ t

n คือ จำนวนข้อมูล

3. ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE)

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

เมื่อ e_t คือ ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เดือนที่ t

n คือ จำนวนข้อมูล

การวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ คือ การหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ซึ่งในทางสถิติค่านี้ใช้หลักการเดียวกันกับการหาค่าความแปรปรวน การวัดค่าความคลาดเคลื่อนด้วยวิธีนี้จะได้ค่าความคลาดเคลื่อนที่สูง เนื่องจากเป็นการนำค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาใด ๆ มายกกำลังสองก่อนที่จะหาผลรวมแล้วจึงนำมาหาค่าเฉลี่ยอีกครั้งหนึ่ง นั่นคือ ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ยิ่งน้อย หมายถึง การพยากรณ์ยิ่งแม่นยำ

4. ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความคลาดเคลื่อน (Standard Deviation of Error: SDE)

$$SDE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n-1}}$$

เมื่อ e_t คือ ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เดือนที่ t

n คือ จำนวนข้อมูล

5. ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อน (Percentage Error: PE)

$$PE = \left(\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right) \times 100 = \frac{e_t}{Y_t} \times 100$$

เมื่อ e_t คือ ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เดือนที่ t

Y_t คือ ค่าปริมาณความต้องการจริง ณ เดือนที่ t

\hat{Y}_t คือ ค่าพยากรณ์ ณ เดือนที่ t

6. ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Percentage Error: MPE)

$$MPE = \frac{\sum_{t=1}^n PE_t}{n}$$

เมื่อ PE_t คือ ร้อยละของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย ณ เดือนที่ t

n คือ จำนวนข้อมูล

7. ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error:

MAPE) คือ ค่าที่ใช้วัดความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยตัวแบบที่ดีที่สุดจะต้องมีค่า MAPE ต่ำที่สุด การวัดความถูกต้องของการพยากรณ์โดยใช้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยจะมีข้อได้เปรียบกว่าวิธีหาค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย และวิธีหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เนื่องจากการวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เทียบกับค่าข้อมูลจริง ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสูตร ดังนี้

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |PE_t|}{n}$$

โดยที่ PE คือ ร้อยละของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย ณ เดือนที่ t

n คือ จำนวนข้อมูล

8. ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error:

RMSE) ค่า RMSE มีค่าน้อย ๆ แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์ที่ได้มานั้นจะมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}}$$

9. เกณฑ์ข้อสนเทศของเบส์ (Bayesian Information Criteria: BIC)

Sawa (1978, pp. 1273-1291) ได้พัฒนาเกณฑ์การคัดเลือกตัวแบบ ที่ได้มาจากการดัดแปลงแบบเบส์ของเกณฑ์ AIC เรียกว่า เกณฑ์ข้อสนเทศของเบส์ (Bayesian Information Criteria: BIC) ซึ่งเกณฑ์ BIC จะเลือกตัวแบบที่ให้ค่า บีไอซี ต่ำสุด เป็นตัวแบบที่ถูกต้องโดยมีสูตรดังนี้ (Beal, 2007)

$$BIC = n \cdot \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + \frac{2(p+1)n\sigma^2}{SSE} - \frac{2n^2\sigma^4}{SEE^2}$$

เมื่อ n คือ ขนาดตัวอย่าง

SSE คือ ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองของตัวแบบการถดถอย

σ^2 คือ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของตัวแบบการถดถอยและ

p คือ จำนวนพารามิเตอร์ในตัวแบบการถดถอย

10. ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (Coefficient of Determination: R^2)

ค่า R^2 คือ ตัวสถิติที่ใช้วัดว่าตัวแบบคณิตศาสตร์ที่ได้มีมีความสมรูปกับข้อมูลมากน้อยอย่างไร หรือรู้จักกันในอีกความหมายหนึ่งว่าเป็นค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (Coefficient of Determination) หรือ ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์เชิงซ้อน (Coefficient of Multiple Determination) สำหรับการวิเคราะห์การถดถอยแบบพหุคูณ (Multiple Regression) นิยามของค่า R^2 คือ ค่าความผันแปรของตัวแปรตอบสนองที่สามารถอธิบายได้มีอยู่ในตัวแบบเชิงเส้นนี้ร้อยละเท่าใด หรือ R^2 เท่ากับ ความผันแปรที่สามารถอธิบายได้หารด้วยความผันแปรทั้งหมด (Explained Variation/ Total Variation) ค่า R^2 จะมีค่าอยู่ระหว่างร้อยละ 0-100

ร้อยละ 0 แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์ที่ได้มานั้นไม่สามารถอธิบายความผันแปรของค่าตัวแปรตอบสนองที่กระจายรอบค่าเฉลี่ยได้เลย

ร้อยละ 100 แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์ที่ได้มานั้นสามารถอธิบายความผันแปรของค่าตัวแปรตอบสนองที่กระจายรอบค่าเฉลี่ยได้เป็นอย่างดี โดยทั่วไปแล้ว ค่า R^2 สูง ๆ หมายความว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์นั้นดี (เหมาะสมกับข้อมูล)

กรณีที่มีตัวแปรต้นเหตุ (X_1, X_2, \dots, X_p) หลาย ๆ ตัว การพิจารณาว่าตัวแปรต้นเหตุทั้ง p ตัวนั้นมีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม Y ไม่สามารถนำสัมประสิทธิ์ความถดถอย b มาเปรียบเทียบกันได้ เนื่องจากหน่วยของ X อาจจะต่างกัน (กัลยา วานิชย์บัญชา, 2556, หน้า 17-18) ดังนั้น การวัดขนาดหรือระดับความสัมพันธ์ระหว่าง X กับ Y จะใช้ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์หรือที่เรียกว่า R^2 โดยที่ $0 \leq R^2 \leq 1$

$$R^2 = \frac{b \cdot S_{XY}}{S_{YY}} = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 + \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

เมื่อ Y_i คือ ค่าปริมาณความต้องการจริง

\hat{Y}_i คือ ค่าพยากรณ์

\bar{Y} คือ ค่าเฉลี่ยของ Y_i

$\bar{\hat{Y}}$ คือ ค่าเฉลี่ยของ \hat{Y}_i

n คือ จำนวนข้อมูล

กรณีที่ R^2 มีค่าเป็น 1 หรือใกล้ 1 หมายถึง X มีความสัมพันธ์กับ Y มาก

ถ้า R^2 มีค่าเป็น 0 หรือใกล้ 0 หมายถึง X ไม่มีความสัมพันธ์กับ Y

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์

ณิชา สุภามิมพ์ (2555, หน้า 45-55) ได้พยากรณ์ความต้องการใช้น้ำเพื่อการอุปโภคบริโภคในอนาคต โดยใช้แบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง GARCH นอกจากนี้ยังได้ประยุกต์ใช้แผนภาพรูปพัด (Fan Chart) เพื่อประมาณการช่วงความเป็นไปได้ของความต้องการใช้น้ำเพื่อการอุปโภคบริโภคที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาของ

ปริมาณความต้องการใช้น้ำเพื่อการอุปโภคบริโภครายปี จำแนกรายจังหวัด ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2511 ถึงปี พ.ศ. 2554 จำนวน 44 ข้อมูล โดยทำการพยากรณ์ความต้องการใช้น้ำเพื่อการอุปโภคบริโภคของแต่ละจังหวัดในระยะ 4 ปีข้างหน้า ได้แก่ ปี พ.ศ. 2555-2558 ปรากฏว่า ในการพยากรณ์ข้อมูลของพื้นที่ 10 จังหวัด แบบจำลอง ARIMA ของจังหวัดกำแพงเพชร จังหวัดชัยนาท จังหวัดเชียงราย จังหวัดแพร่ จังหวัดนครสวรรค์ จังหวัดสุราษฎร์ธานี จังหวัดหนองคาย และจังหวัดลำปางมีค่า MAPE ที่ต่ำกว่าแบบจำลอง GARCH ส่วนจังหวัดเชียงใหม่และจังหวัดพิจิตร แบบจำลอง GARCH มีค่า MAPE ที่ต่ำกว่าแบบจำลอง ARIMA จากนั้นนำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองที่ให้ค่า MAPE ที่ต่ำที่สุดมาเป็นข้อมูลประกอบในการสร้างแผนภาพรูปพัด เพื่อศึกษาโอกาสความเป็นไปได้ของความต้องการใช้น้ำที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ปรากฏว่า จังหวัดเชียงใหม่เป็นจังหวัดที่มีความต้องการใช้น้ำสูงที่สุด รองลงมาคือ จังหวัดสุราษฎร์ธานี จังหวัดเชียงราย จังหวัดนครสวรรค์ จังหวัดลำปาง จังหวัดหนองคาย จังหวัดกำแพงเพชร จังหวัดพิจิตร จังหวัดแพร่ และจังหวัดชัยนาท ตามลำดับ

วารจกณา กิรติวิบูลย์ (2558, หน้า 211-223) ได้พยากรณ์ปริมาณน้ำฝน อำเภอเมือง จังหวัดน่าน วัตถุประสงค์ของการวิจัยครั้งนี้คือ การศึกษาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับปริมาณน้ำฝน อำเภอเมือง จังหวัดน่าน ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นปริมาณน้ำฝน (มิลลิเมตร) เฉลี่ยต่อเดือน จากศูนย์อุทกวิทยาและบริหารน้ำ ภาคเหนือตอนบน กรมชลประทาน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2541 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2556 จำนวน 188 ค่า ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 จำนวน 180 ค่า ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2541 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2555 สำหรับการศึกษาตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติ 3 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย และวิธีการพยากรณ์รวม ชุดที่ 2 จำนวน 8 ค่า ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2556 สำหรับการตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ด้วยเกณฑ์รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) ที่ต่ำที่สุด ผลการวิจัยปรากฏว่า จากวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดที่ได้ศึกษา วิธีการพยากรณ์รวมเป็นวิธีที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด ซึ่งมีตัวแบบพยากรณ์เป็น $\hat{Y}_t = 2.71022 - 0.14376 \hat{Y}_{1t} + 1.11493 \hat{Y}_{2t}$ เมื่อ \hat{Y}_{1t} และ \hat{Y}_{2t} แทนค่าพยากรณ์เดี่ยว ณ เวลา t จากวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย ตามลำดับ

อังคณา จิตตมาศ และพิมพ์วิมล มะณีวงศ์ (2558, หน้า 92-100) ได้พยากรณ์สถานการณ์การพบผู้ป่วยทางด้านจิตเวชในผู้สูงอายุเขตพื้นที่เฝ้าระวังผู้ป่วยของอำเภอหัวหิน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ ศึกษาสถานการณ์การพบผู้ป่วยทางด้านจิตเวชในผู้สูงอายุเขตพื้นที่เฝ้าระวังผู้ป่วย ของอำเภอหัวหิน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ และพยากรณ์แนวโน้มของการพบผู้ป่วยทางด้านจิตเวชในผู้สูงอายุเขตพื้นที่เฝ้าระวังผู้ป่วยของอำเภอหัวหิน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ จึงได้นำการพยากรณ์สถานการณ์การพบผู้ป่วยทางด้านจิตเวชในผู้สูงอายุเข้ามาช่วยในการวิเคราะห์ เพื่อเป็นแนวทางในการวางแผนโครงการทางด้านสุขภาพต่าง ๆ ของบุคลากรในทีมสุขภาพจิตของโรงพยาบาล โดยศึกษาการหารูปแบบการพยากรณ์การพบผู้ป่วยด้วยวิธีเชิงพรรณนาและเชิงวิเคราะห์ ที่นำข้อมูลการคัดกรองผู้ป่วยทางด้านจิตเวชในเครือข่ายพื้นที่รับผิดชอบของเขตอำเภอหัวหิน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ในช่วงปี พ.ศ. 2553-2557 กลุ่มตัวอย่างคือ ประชากรในเขตอำเภอหัวหิน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ที่มีอายุตั้งแต่ 60 ปีขึ้นไปจำนวน 1,007 คน ณ วันที่เข้ารับการตรวจวินิจฉัย

พบการเกิดโรคทางจิตเวช จากนั้นนำข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาวิเคราะห์ การพยากรณ์ทางสถิติด้วยวิธีการปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบง่าย ผลการศึกษาปรากฏว่า สถานการณ์การกระจายของผู้ป่วยทางด้านจิตเวชในผู้สูงอายุพบมากในตำบลหัวหิน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์คิดเป็นร้อยละ 41.5 ช่วงอายุ 60-69 ปี คิดเป็นร้อยละ 55.2 กลุ่มความผิดปกติทางจิตและพฤติกรรมที่พบมากที่สุดคือ กลุ่มรหัสโรค F30-F39 ความผิดปกติทางอารมณ์ จำนวน 347 คน คิดเป็นร้อยละ 34.5 และพยากรณ์แนวโน้มของการพบผู้ป่วยคาดว่าจะพบผู้ป่วยในปี พ.ศ. 2558 ประมาณ 208 คน และปี พ.ศ. 2559 ประมาณ 220 คน โดยพบมากในเขตตำบลหัวหิน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ทั้งในปี พ.ศ.2558 และปี พ.ศ. 2559 ภายใต้สภาวะทางภูมิศาสตร์หรือสิ่งแวดล้อมที่ไม่เปลี่ยนแปลงมาก

เฉลิมพล จตุพร และพัฒนา สุขประเสริฐ (2559, หน้า 219-228) ได้วิจัยเรื่อง ตัวแบบพยากรณ์ผลผลิตและปริมาณส่งออกยางพาราของประเทศไทย โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อ คาดการณ์ผลผลิตและปริมาณส่งออกยางพาราของประเทศไทย ด้วยเทคนิคการพยากรณ์ทางสถิติ 4 วิธี ได้แก่ การพยากรณ์ด้วยสมการถดถอยโดยใช้ตัวแปรฤดูกาลและแนวโน้มเวลา การพยากรณ์ตามแนวคิดของบอกร์-เจนกินส์ ด้วยวิธี SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)_s และการปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลฤดูกาลตามแนวคิดของโฮลต์-วินเทอร์ ด้วยตัวแบบพยากรณ์เชิงผลบวก และตัวแบบพยากรณ์พหุคูณในการศึกษาใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2541 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2558 เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ แล้วจึงคาดการณ์แนวโน้มผลผลิตและปริมาณส่งออกยางพาราของประเทศไทยในปี พ.ศ. 2559 ผลการศึกษาปรากฏว่า การพยากรณ์ด้วยสมการถดถอยโดยใช้ตัวแปรฤดูกาลและแนวโน้มเวลาเป็นตัวแบบที่มีความเหมาะสมที่สุด เนื่องจากให้ค่าสถิติ RMSE ต่ำสุด และเมื่อคาดการณ์ผลผลิตและปริมาณส่งออกกว่าในปี พ.ศ. 2559 ผลผลิตยางพารามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นร้อยละ 3.47 แต่ปริมาณส่งออกกลับมีทิศทางลดลงร้อยละ 0.31 แสดงให้เห็นถึงผลผลิตส่วนเกินจากความไม่สอดคล้องระหว่างอุปสงค์ และอุปทานในตลาดยางพาราของประเทศ ดังนั้นภาครัฐภาคเอกชน ผู้ประกอบการ เกษตรกร และหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง ควรมีส่วนร่วมในการบริหารจัดการความเสี่ยงทั้งจากการผลิตและการส่งออก เพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันให้กับสินค้ายางพาราของประเทศไทย

Kialashaki and Reisel (2014, pp.749-760) ได้วิจัยเรื่องการพัฒนาและการตรวจสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานในภาคอุตสาหกรรมของประเทศสหรัฐอเมริกา มีวัตถุประสงค์เพื่อ ศึกษาการสร้างและทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการคาดการณ์ความต้องการใช้พลังงานในภาคอุตสาหกรรมของประเทศสหรัฐอเมริกา ตัวแบบที่ใช้ในการศึกษา คือ GDP (Gross Domestic Product) และราคาพลังงาน โดยทำการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าระหว่าง ANN (Artificial Neural Network) กับ MLR (Multiple Linear Regression) ปรากฏว่า ตัวแบบ ANN มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงกว่าตัวแบบ MLR

Oscar and Salvador (2014, pp. 220-228) ได้วิจัยเรื่องการพยากรณ์ปริมาณจำนวนนักท่องเที่ยวใน Catalonia ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลอง ARIMA มีวัตถุประสงค์เพื่อ เปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลอง ARIMA โดยใช้ข้อมูลการท่องเที่ยวตั้งแต่ปี ค.ศ. 2001-2009 ปรากฏว่า การพยากรณ์ในระยะเวลายาวขึ้น

แบบจำลอง ARIMA ให้ผลการพยากรณ์ที่สูงกว่า ANN แต่ในช่วงเวลาระยะยาว แบบจำลอง ARIMA ให้ผลการพยากรณ์ที่สูงกว่า

Szoplik (2015, pp. 208-220) ได้วิจัยเรื่องการพยากรณ์การใช้ก๊าซธรรมชาติด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีวัตถุประสงค์เพื่อ พยากรณ์ความต้องการใช้ก๊าซด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยวิธีการออกแบบและการฝึกอบรมของ MLP ได้ดำเนินการโดยใช้ข้อมูลที่อธิบายถึงปริมาณการใช้ก๊าซธรรมชาติที่เกิดขึ้นจริงใน Szczecin (โปแลนด์) ในรูปแบบปฏิทิน (รายเดือน รายสัปดาห์ รายวัน รายชั่วโมง) และสภาพอากาศ (อุณหภูมิ) ผู้บริโภคแต่ละบุคคลและอุตสาหกรรมขนาดเล็กได้รับการพิจารณาให้เป็นปัจจัยที่มีผลต่อการใช้ก๊าซธรรมชาติ ปรากฏว่าการพยากรณ์ที่มีการใช้รูปแบบ MLP จำนวนของเซลล์ประสาทในชั้นซ่อน และขนาดของชุดข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการฝึกอบรมที่ถูกนำมาเปรียบเทียบกับ MLP ที่มีคุณภาพสูงถูกนำมาใช้พยากรณ์ปริมาณการใช้ก๊าซ สำหรับข้อมูลเพิ่มเติมที่ไม่ได้ถูกนำมาใช้ในการฝึกอบรม ปรากฏว่ามีแบบจำลอง MLP 22-36-1 สามารถนำมาใช้พยากรณ์ปริมาณการใช้ก๊าซและได้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำ

Farahani, Momeni, and Amiri (2016, pp. 57-62) ได้วิจัยเรื่องการพยากรณ์ยอดขายรถยนต์โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและกระบวนการวิเคราะห์ลำดับชั้น กรณีศึกษาบริษัท Kia และ Hyundai ในประเทศสหรัฐอเมริกา ใช้ข้อมูล 6 ตัวแปรคือ เศรษฐกิจ ยอดขายรถยนต์ ประสิทธิภาพของรถยนต์ ความปลอดภัย ขนาดความสะดวกสบายของผู้ขับและผู้โดยสาร และลักษณะของรถยนต์ ซึ่งถูกนำมาใช้ทั้ง 2 กลุ่ม สำหรับเครือข่ายในกลุ่มแรกตัวแปร 5 ตัวมาจากแบบสอบถามจากคณะกรรมการผู้เชี่ยวชาญ และถูกป้อนเข้าในกลุ่มการวิเคราะห์กระบวนการลำดับชั้น ส่วนข้อมูลยอดขายรถยนต์เป็นข้อมูลรายเดือนตั้งแต่ปี ค.ศ. 2012 ถึงปี ค.ศ. 2015 ในการศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับสองชั้นซ่อน โดยใช้โปรแกรมในการวิเคราะห์ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ยอดขายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีการถดถอยเชิงเส้น ปรากฏว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) น้อยกว่า จึงมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่า

Hussain, Rahman, and Memon (2016, pp. 73-80) ได้วิจัยเรื่องการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในปากีสถาน มีวัตถุประสงค์เพื่อ เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในปากีสถาน การเจริญเติบโตของการผลิตไฟฟ้าในประเทศปากีสถานมีผลต่อทุกภาคส่วนเศรษฐกิจของประเทศ สำหรับการกำหนดนโยบายที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าจึงมีความจำเป็น งานวิจัยนี้ใช้แบบจำลองของโฮลต์-วินเทอร์และอัลตรอดอยแบบบูรณาการ ARIMA ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ปี ค.ศ. 1980 ถึงปี ค.ศ. 2011 ปรากฏว่าแบบจำลองของโฮลต์-วินเทอร์ เป็นรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในปากีสถาน นอกจากนี้ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในปากีสถานจะยังคงเพิ่มขึ้นตลอดระยะที่คาดการณ์ และจะมีความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงที่สุดในภาคครัวเรือนเมื่อเทียบกับภาคอื่น ๆ ทั้งหมด

จากการศึกษาสามารถสรุปได้ว่า การพยากรณ์เป็นศาสตร์ที่มีความสำคัญต่อทุกภาคสาขาทั่วโลก จากอดีตมาจนถึงปัจจุบันหน่วยงานต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็นรัฐบาลหรือเอกชน จะมีงานวิจัยการพยากรณ์สิ่งต่าง ๆ ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต เพื่อนำไปใช้ประกอบการตัดสินใจ การวางแผนในการบริหารจัดการให้การดำเนินงานมีประสิทธิภาพ ลดการสูญเสียและเป็นการเตรียมความพร้อมใน

สิ่งที่กำลังจะเกิดขึ้น ในการพยากรณ์ได้ใช้เทคนิคต่าง ๆ เพื่อให้ค่าพยากรณ์ที่ได้มีความถูกต้องแม่นยำที่สุด ในการพยากรณ์จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องข้างต้นเห็นได้ชัดว่าข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลวิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting Methods) เป็นวิธีที่ใช้ข้อมูลในอดีตมาสร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้ในการพยากรณ์ มีงานวิจัยหลายงานได้เปรียบเทียบแบบจำลองในบริบทสถานการณ์และช่วงเวลาที่แตกต่างกันไป เช่น Kialashaki and Reisel (2014, pp. 749-760), Oscar and Salvador (2014, pp. 220-228) and Szoplik (2015, pp. 208-220) แต่ก็ไม่สามารถให้คำตอบที่ชัดเจนได้ว่าแบบจำลองใดมีประสิทธิภาพและความแม่นยำมากที่สุด

ตอนที่ 3 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ความสำคัญของการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า

ในต้นปี ค.ศ. 1800 นักวิทยาศาสตร์ ไมเคิล ฟาราเดย์ ได้ค้นพบ “การเหนี่ยวนำแม่เหล็กไฟฟ้า” ซึ่งเป็นวิธีการทางวิทยาศาสตร์ที่น่าทึ่งมาหมุนตัดกับสนามแม่เหล็ก ซึ่งผลที่ได้ก็คือ กระแสไฟฟ้า ดังเช่นที่เราได้ใช้ในปัจจุบัน จากหลักการนี้เองจึงนำมาใช้ผลิตไฟฟ้า โดยใช้เชื้อเพลิงประเภทต่าง ๆ ไปเผาไหม้ ให้เกิดความร้อนเพื่อต้มน้ำให้เดือดกลายเป็นไอน้ำที่มีมีแรงดันสูงไปขับกังหันให้หมุนขดลวดตัดกับสนามแม่เหล็กของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าเพื่อเหนี่ยวนำให้เกิดกระแสไฟฟ้าออกมา นอกจากนี้เรายังสามารถผลิตกระแสไฟฟ้าจากเชื้อเพลิงชนิดอื่น ๆ เช่น การใช้พลังงานลมหรือ พลังน้ำที่ตกจากที่สูงเพื่อมาขับกังหันลมให้หมุนแทนการนำเชื้อเพลิงมาเผาไหม้ ให้เกิดไอน้ำหรือแม้กระทั่งการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยตรงผ่านแผงเซลล์แสงอาทิตย์ เป็นต้น

ไฟฟ้า คือ พลังงานรูปแบบหนึ่งที่สามารถเปลี่ยนเป็นพลังงานรูปแบบอื่นได้ เช่น พลังงานความร้อนและแสงสว่าง เพื่อให้เรานำไปใช้ประโยชน์ได้ตามความต้องการ ซึ่งจะช่วยให้ผู้คนมีแสงสว่างใช้โดยพลังงานไฟฟ้าสามารถเกิดขึ้นเองได้ตามธรรมชาติ เช่น ปรากฏการณ์ฟ้าผ่า ฟ้าแลบ ไฟฟ้าสถิตหรือเกิดจากการเปลี่ยนจากพลังงานรูปแบบอื่น ๆ มาเป็นพลังงานไฟฟ้า เช่น พลังงานความร้อนหรือแสงสว่าง ถึงแม้ว่าเราจะไม่สามารถมองเห็นไฟฟ้าได้ แต่เราสามารถมองเห็นสิ่งที่มันทำให้เกิดขึ้นได้ ดังนั้น ไฟฟ้าจึงเป็นแหล่งพลังงานที่มีความสำคัญต่อการดำเนินชีวิตของเราอย่างแพร่หลาย (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2557, หน้า 21)

ไฟฟ้าที่ผลิตได้นั้น จะถูกส่งผ่านระบบสายส่งไฟฟ้าแรงสูงจนกระทั่งเข้าใกล้ศูนย์กลางหรือบริเวณที่มีความต้องการใช้ไฟฟ้าหนาแน่นจากนั้นจึงทำการแปลงแรงดันไฟฟ้าให้ต่ำลงมาและจัดจำหน่ายผ่านระบบจำหน่ายไฟฟ้าแรงต่ำให้แก่ผู้ใช้ไฟฟ้าต่อไป ทั้งนี้กิจกรรมการจัดการไฟฟ้าในประเทศไทยสามารถ แบ่งโครงสร้างการดำเนินการกิจการได้เป็น 4 ส่วนหลัก คือ ระบบผลิต ระบบส่ง ระบบจำหน่าย และผู้ใช้ไฟฟ้า ซึ่งระบบผลิตและระบบส่งดำเนินการโดยการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) และระบบจำหน่าย ดำเนินการโดยการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และการไฟฟ้านครหลวง (กฟน.) อย่างไรก็ตามในปัจจุบัน ระบบผลิตไฟฟ้าของไทยได้เกิดโอกาสให้ภาคเอกชนร่วมลงทุนผลิตไฟฟ้า ภายใต้เงื่อนไขที่ กฟผ. กำหนด แล้วขายไฟฟ้าที่ผลิตได้ให้กับ กฟผ. เพียงผู้เดียว

ไฟฟ้าถือเป็นสาธารณูปโภคที่จำเป็นต่อการดำรงชีวิตและเป็นสิ่งสำคัญพื้นฐานในการขับเคลื่อนทางเศรษฐกิจแต่เนื่องจากความต้องการไฟฟ้าในแต่ละช่วงเวลาไม่เท่ากัน และไฟฟ้าเป็นสิ่งที่ไม่สามารถกักเก็บได้ หน่วยงานที่เกี่ยวข้องจึงมีหน้าที่ที่จะจัดหาไฟฟ้าให้เพียงพอกับความต้องการ

ใช้ไฟฟ้าตลอดเวลา ดังนั้น การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าและวิเคราะห์การใช้ไฟฟ้าเพื่อนำไปพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะปานกลางและระยะยาวจึงเป็นสิ่งจำเป็นและมีความสำคัญอย่างยิ่งเพื่อใช้ในการวางแผนการพัฒนาไฟฟ้าของประเทศ หรือ POP ว่าจะเป็นไปในทิศทางใด รวมทั้งเพื่อให้การไฟฟ้าทั้ง 3 การไฟฟ้า ได้แก่ การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และการไฟฟ้านครหลวง (กฟน.) นำไปใช้เป็นข้อมูลในการวางแผนขยายกำลังผลิตไฟฟ้าระบบสายส่งและระบบสายจำหน่าย ให้เพียงพอกับความต้องการที่จะเกิดขึ้นในอนาคต (ส่วนสื่อสารองค์กร ฝ่ายองค์กรสัมพันธ์ บริษัทผลิตไฟฟ้าราชบุรี จำกัด, 2555, หน้า 2-3)

การจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวของประเทศ เป็นหน้าที่ของคณะกรรมการการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ซึ่งอยู่ภายใต้คณะกรรมการบริหารนโยบายพลังงาน (กบง.) กระทรวงพลังงาน คณะอนุกรรมการ ฯ จะทำการปรับปรุงค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าให้สอดคล้องกับสถานการณ์พลังงาน สภาพเศรษฐกิจ และข้อสมมติฐานต่าง ๆ ในการจัดทำค่าพยากรณ์ที่เปลี่ยนไปอย่างสม่ำเสมอ เพื่อให้มีการจัดทำไฟฟ้าสูงหรือต่ำเกินไปจนเกิดผลเสียต่อประเทศชาติและผู้ใช้ไฟฟ้าได้ ซึ่งหากค่าพยากรณ์สูงเกินความเป็นจริงจะทำให้มีการก่อสร้างโรงไฟฟ้าระบบส่ง และระบบจำหน่ายไฟฟ้าที่สูงเกินความต้องการที่แท้จริง โดยค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจะถูกผลักสู่ค่าไฟฟ้าทำให้ประชาชนต้องเป็นผู้รับภาระในที่สุด แต่หากพยากรณ์ต่ำกว่าความเป็นจริงจะทำให้เกิดไฟฟ้าดับ ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อสภาพเศรษฐกิจโดยรวมได้ ดังนั้น คณะอนุกรรมการ ฯ จึงได้ติดตามสถานการณ์การใช้ไฟฟ้าและสภาพเศรษฐกิจอย่างใกล้ชิด เพื่อให้การปรับปรุงค่าพยากรณ์เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งจากผลการศึกษาค่าพยากรณ์เศรษฐกิจไทยระยะยาวเบื้องต้นโดย สคช. ร่วมกับสถาบันพัฒนาบริหารศาสตร์ได้มีการจัดทำค่าพยากรณ์ GDP ในระยะยาว (เบื้องต้น) ไว้ 3 กรณี คือ กรณีสูง กรณีฐาน และกรณีต่ำ คณะอนุกรรมการพิจารณาปรับปรุงแผนพัฒนากำลังการผลิตไฟฟ้าของประเทศไทยจึงพิจารณาให้ใช้ GDP กรณีฐานเป็นเกณฑ์ในการจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า

ปัจจุบันประเทศไทยอยู่ระหว่างการดำเนินการตามแผน POP 2010 ซึ่งเป็นแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทยปี พ.ศ. 2553 ถึงปี พ.ศ. 2573 จัดทำขึ้นเพื่อเป็นแผนการจัดหาไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะ 20 ปี โดยปรับปรุงจาก POP 2007 ฉบับปรับปรุงครั้งที่ 2 เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงสถานการณ์ทางเศรษฐกิจได้ส่งผลให้ความต้องการใช้ไฟฟ้าเปลี่ยนแปลงไปจากเดิมมาก และเพื่อให้เกิดความชัดเจนของการพัฒนาในภาคการผลิตไฟฟ้าสำหรับจัดทำแผนพัฒนากำลังการผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย POP 2010 ได้พยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2564 มีค่าประมาณ 37,718 เมกะวัตต์ ลดลงจากค่าพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดที่ใช้ในการจัดทำแผน POP 2007 ฉบับปรับปรุง ครั้งที่ 2 ประมาณ 6,563 เมกะวัตต์ ในขณะที่ค่าพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดเมื่อสิ้นสุดแผน POP 2010 ในปี พ.ศ. 2573 มีค่าประมาณ 52,691 เมกะวัตต์ (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, 2558, หน้า 1)

หลังจากมีนโยบายของรัฐบาลใหม่ เมื่อช่วงปลายปี พ.ศ. 2557 คณะอนุกรรมการพยากรณ์และจัดทำแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทยจึงได้มีการพิจารณาจัดทำแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทยชุดใหม่ เนื่องจากแนวโน้มการขยายตัวทางเศรษฐกิจของไทยที่ปรับตัว และแผนการลงทุนโครงสร้างพื้นฐาน ตามนโยบายรัฐบาล รวมทั้งการเตรียมการเข้าสู่ประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน (ASEAN Economic Community: AEC) ในปี พ.ศ. 2558 ซึ่งจะส่งผลต่อการใช้ไฟฟ้าของ

ประเทศไทยโดยรวม ดังนั้นจึงมีการจัดทำแผน POP 2015 เพื่อให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้าที่จะเกิดขึ้น แผน POP 2015 ได้เน้นการเสริมความมั่นคงระบบไฟฟ้า ด้วยการกระจายเชื้อเพลิงในการผลิตไฟฟ้า การลดการพึ่งพาก๊าซธรรมชาติ การเพิ่มสัดส่วนการผลิตไฟฟ้าจากถ่านหินเทคโนโลยีสะอาด การจัดหาไฟฟ้าจากต่างประเทศเพิ่มขึ้น การเพิ่มสัดส่วนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน รวมทั้งการพัฒนาาระบบส่งไฟฟ้า ระบบจำหน่ายไฟฟ้า เพื่อรองรับการพัฒนาพลังงานทดแทน และการเข้าสู่ประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน (AEC)

วิธีการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า (Energy Demand) ในประเทศไทย

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าเป็นหัวใจสำคัญของการจัดทำแผน POP 2015 โดยความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดของระบบเกิดขึ้น เมื่อวันที่ 11 เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2558 มีค่าประมาณ 27,346 เมกะวัตต์ ในขณะที่กำลังการผลิตไฟฟ้าสูงสุด ณ เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 อยู่ที่ 39,756.45 เมกะวัตต์ และเนื่องจากไฟฟ้าเป็นสิ่งที่ไม่สามารถกักเก็บได้ ความต้องการในแต่ละช่วงเวลาไม่เท่ากัน จึงจำเป็นต้องมีการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ซึ่งจะพยากรณ์ทั้งค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) ซึ่งมีหน่วยเป็นกิโลวัตต์ (kW) หรือ เมกะวัตต์ (1 MW = 1,000 kW) และพยากรณ์ค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Energy Demand) ซึ่งมีหน่วยเป็นกิโลวัตต์-ชั่วโมง (kWh) หรือ กิกะวัตต์-ชั่วโมง (GWh = 10^6 kWh) เหตุที่ต้องพยากรณ์เป็น 2 กรณี เนื่องจากสามารถคาดการณ์ได้ว่าในแต่ละปีความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดจะเพิ่มขึ้นในปริมาณเท่าใด เพื่อวางแผนสร้างโรงไฟฟ้า ระบบสายส่ง ระบบสายจำหน่าย รองรับความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่จะเกิดขึ้น ในขณะเดียวกัน ก็ต้องการทราบว่า ความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ใช้เป็นปริมาณเท่าใด เพื่อวางแผนใช้เชื้อเพลิง ในการผลิตไฟฟ้ารองรับความต้องการไฟฟ้าในแต่ละปีควบคู่กันไปด้วย ดังนั้นการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าสูงสุดจะนำไปสู่การวางแผนการลงทุน เช่น โรงไฟฟ้า ระบบส่งและจำหน่าย ส่วนการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าจะนำไปสู่การลงทุน และเตรียมการในการจัดหาเชื้อเพลิง เพื่อใช้ในการผลิต ในการจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าของประเทศ สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) ได้จัดทำประมาณการแนวโน้มการขยายตัวทางเศรษฐกิจระยะยาว (GDP) ปี พ.ศ. 2557-2559 มีค่าเฉลี่ยร้อยละ 3.94 ต่อปี ใช้อัตราการเพิ่มของประชากรเฉลี่ยร้อยละ 0.03 ต่อปี และมีการประยุกต์ใช้แผนอนุรักษ์พลังงาน (EEDP) โดยมีเป้าหมายลดการใช้พลังงานไฟฟ้าในปี พ.ศ. 2579 เท่ากับ 89,672 ล้านหน่วย รวมทั้งได้พิจารณากรอบของแผนพัฒนาพลังงานทดแทนและพลังงานทางเลือก (AEDP) สำหรับภาคการผลิตไฟฟ้าในปี พ.ศ. 2579 ซึ่งจะมีกำลังไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนเข้าระบบจำนวน 19,634.4 เมกะวัตต์ (สำนักงานนโยบายแผนพลังงาน, 2558, หน้า 6-7)

การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในอนาคต ในทางปฏิบัติจำเป็นต้องสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวขึ้น เพื่อพยากรณ์ค่าพลังงานไฟฟ้า (Load Demand) แยกสามสาขาเศรษฐกิจ ประเภทอัตราค่าไฟฟ้า และเขตการใช้ไฟฟ้า ทั้งนี้แบบจำลองต้องให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำและสามารถรองรับต่อการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นทั้งในปัจจุบันและอนาคต แบบจำลองที่นิยมใช้คือ แบบจำลองผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้าย (End-Use Model) หรือที่เรียกว่า แบบจำลอง Bottom-Up ซึ่งจะพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าแยกย่อยลงในระดับผู้ใช้พลังงานไฟฟ้าลำดับสุดท้ายของแต่ละสาขาเศรษฐกิจ เช่น ในสาขาที่อยู่อาศัย ความต้องการใช้ไฟฟ้าจะถูกคำนวณในแต่ละครัวเรือนแล้วรวมกันเป็นความต้องการใช้ไฟฟ้าในสาขาที่อยู่อาศัย โดยใช้

แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เป็นเครื่องมือตามความเหมาะสมของพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละประเภท ดังนี้ (ทักษิณ โสภากปิยะ, 2559, หน้า 291-293)

1. แบบจำลองบ้านอยู่อาศัย (Home Model) เป็นการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าโดยใช้หลักการ End-Use ซึ่งเป็นการจำลองสภาพการใช้ไฟฟ้าของบ้านอยู่อาศัยในชีวิตประจำวัน โดยที่การใช้ไฟฟ้าของบ้านอยู่อาศัยจะเริ่มจากการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละประเภท เช่น ตู้เย็น โทรทัศน์ หม้อหุงข้าว หลอดไฟฟ้า เครื่องปรับอากาศ เป็นต้น จากนั้นจะศึกษาทักษะการใช้ไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละประเภทว่ามีขนาดการใช้ไฟฟ้าเท่าใด เปิดบ่อยแค่ไหน นานเท่าใด รวมทั้งประสิทธิภาพเครื่องใช้ไฟฟ้าเป็นอย่างไร เป็นต้น โดยพิจารณาในแต่ละประเภทของที่อยู่อาศัย (บ้านเดี่ยว ห้องแถว ทาวน์เฮาส์ อพาร์ทเมนต์ คอนโดมิเนียม และอื่น ๆ) เนื่องจากมีการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันรวมทั้งมีอัตราเพิ่มของการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันในแต่ละประเภทของบ้านอยู่อาศัยอีกด้วย ซึ่งข้อมูลเหล่านี้ได้จากการสำรวจภาวะเศรษฐกิจและสังคม (SES) ของสำนักงานสถิติแห่งชาติ เมื่อทราบข้อมูลในส่วนนี้แล้วก็สามารถนำมาใส่ในแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อคำนวณเป็นจำนวนพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ในแต่ละประเภทของบ้านอยู่อาศัยต่อไป สามารถสรุปขั้นตอนได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 พยากรณ์จำนวนครัวเรือน (ผู้ใช้ไฟฟ้า) ในแต่ละปี จากจำนวนประชากรและผลิตภัณฑ์มวลรวม

ขั้นที่ 2 จำแนกผลการพยากรณ์จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้าในแต่ละปีตามประเภทที่อยู่อาศัย ได้แก่ บ้านเดี่ยว ห้องแถว ทาวน์เฮาส์ อพาร์ทเมนต์ คอนโดมิเนียม และอื่น ๆ

ขั้นที่ 3 คำนวณหาอัตราเพิ่มเฉลี่ยของการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้า ได้แก่ เครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น พัดลม หลอดไฟฟ้า หม้อหุงข้าว เครื่องซักผ้า โทรทัศน์ เตารีด และอื่น ๆ เพื่อคำนวณหาจำนวนเครื่องใช้ไฟฟ้าที่ถือครองในแต่ละประเภทที่อยู่อาศัย

ขั้นที่ 4 คำนวณพลังงานไฟฟ้าแต่ละประเภทของบ้านอยู่อาศัย เมื่อรวมค่าพลังงานไฟฟ้าในแต่ละประเภทของที่อยู่อาศัย จะได้ค่าพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของบ้านอยู่อาศัยในภาพรวม

2. แบบจำลองธุรกิจ/ อุตสาหกรรม (Econometric Model) ในภาคธุรกิจและภาคอุตสาหกรรมมีการใช้ไฟฟ้ามามากถึงร้อยละ 70 ของการใช้ไฟฟ้าทั้งหมด ส่วนใหญ่เป็นผู้ใช้ไฟฟ้าที่อยู่ในประเภทกิจการขนาดกลางและกิจการขนาดใหญ่ การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าได้แบ่งพิจารณาออกเป็นระยะยาวและระยะสั้น การพยากรณ์ในระยะยาวจะใช้หลักการของสัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าต่อมูลค่าเพิ่มของผลิตภัณฑ์มวลรวม (Energy Intensity Ratio: EIR) โดยได้จัดประเภทของผู้ใช้ไฟฟ้าที่มีกิจการธุรกิจและอุตสาหกรรมที่หลากหลายตามการจัดประเภทมาตรฐานอุตสาหกรรม (ประเทศไทย) หรือที่เรียกว่า TSIC (Thailand Standard Industrial Classification) แล้วทำการจัดกลุ่ม TSIC ออกเป็น 24 กลุ่มใหญ่ ซึ่งมีการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกัน และมีความสัมพันธ์โดยตรงกับมูลค่าเพิ่มของผลิตภัณฑ์มวลรวม ซึ่งแบ่งออกเป็น 24 กลุ่ม เช่นเดียวกัน เนื่องจากสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) ไม่ได้ทำการพยากรณ์มูลค่าของผลิตภัณฑ์มวลรวมในระยะยาวทั้ง 24 กลุ่ม ดังนั้น การไฟฟ้าทั้งสามแห่งจึงได้ร่วมกันจ้างมูลนิธิสถาบันวิจัยเพื่อการพัฒนาประเทศ (TDRI) เพื่อจัดทำประมาณการภาวะเศรษฐกิจไทยในช่วงปี

พ.ศ. 2546-2559 ทั้ง 24 กลุ่ม และจำแนกตามเขตต่าง ๆ ของการไฟฟ้า วิธีการพยากรณ์ประเภทธุรกิจและอุตสาหกรรม สรุปได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 คำนวณหา Energy Intensity Ratio ในอดีตของแต่ละกลุ่ม

ขั้นที่ 2 ทำการพยากรณ์ค่า EIR ในอนาคต โดยใช้ค่าที่คำนวณได้จากอดีต (Time Trend)

ขั้นที่ 3 พยากรณ์ค่าพลังงานไฟฟ้าในแต่ละกลุ่ม โดยนำค่าพยากรณ์มูลค่าเพิ่มของ

ผลิตภัณฑ์มวลรวมมาคูณกับ EIR การพิจารณาค่า EIR ในอนาคตของแต่ละกลุ่ม จะต้องมีการสำรวจการใช้ไฟฟ้าร่วมด้วยอย่างสม่ำเสมอ เพื่อติดตามเทคโนโลยีการผลิตในปัจจุบัน และแนวโน้มในอนาคต ทั้งนี้จะนำมาปรับปรุงข้อมูล EIR ให้สอดคล้องกับความเป็นจริงมากที่สุด ส่วนการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระยะสั้น จะพิจารณาข้อมูลอื่น ๆ ที่เป็นตัวชี้้นำเพื่อประกอบการศึกษาวิเคราะห์ด้วย เช่น ข้อมูลการขอใช้ไฟฟ้า ข้อมูลการส่งเสริมการลงทุน ข้อมูลการขออนุญาตก่อสร้างอาคาร เป็นต้น

3. การใช้ไฟประเภทอื่น ๆ ได้แก่ ผู้ใช้ไฟที่อยู่ในประเภทส่วนราชการ ฯ กิจการขนาดเล็ก การสูบน้ำเพื่อการเกษตร ไฟฟ้าชั่วคราวและไฟฟ้าสาธารณะ ทำการพยากรณ์โดยวิธีการสมการถดถอย (Regression)

วิธีการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand)

Load Forecast คือ ค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวเป็นการศึกษาวิเคราะห์และจัดทำแบบจำลองความต้องการใช้ไฟฟ้าเพื่อประเมินว่าความต้องการใช้ไฟฟ้าในอนาคตจะเพิ่มขึ้นเท่าใด ในพื้นที่ส่วนไหน และจากผู้ใช้ไฟฟ้ากลุ่มใด โดยนำไปเป็นข้อมูลในการวางแผนขยายกำลังการผลิตไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบสายจำหน่าย ให้รองรับกับความต้องการไฟฟ้าที่คาดว่าจะเกิดขึ้นได้อย่างเพียงพอและทั่วถึง

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ประกอบด้วย การพยากรณ์ 2 ค่า ได้แก่

1. ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) เป็นค่าสูงสุดของค่าพลังไฟฟ้าในแต่ละปีหน่วยเป็นกิโลวัตต์ (kW) หรือ เมกะวัตต์ (MW = 1,000 kW)

2. ค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Energy Demand) เป็นปริมาณไฟฟ้าที่ใช้ในแต่ละชั่วโมงตลอดทั้งปี จึงมีหน่วยเป็นกิโลวัตต์ (kW หรือ หน่วย) หรือกิกะวัตต์-ชั่วโมง (GWh = 10^6 kWh หรือ ล้านหน่วย)

เหตุที่ต้องพยากรณ์ทั้งสองค่า เพราะต้องการทราบว่าในปี ๆ หนึ่ง ความต้องการพลังงานสูงสุด (Peak Demand) จะเพิ่มขึ้นในปริมาณเท่าใด เพื่อใช้ในการวางแผนสร้างโรงไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบจำหน่าย ในรองรับกับความต้องการการไฟฟ้าสูงสุดที่จะเกิดขึ้นในแต่ละปี ในขณะเดียวกันก็ต้องการทราบว่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Energy Demand) ที่ใช้ในปี ๆ หนึ่ง เป็นปริมาณเท่าใด เนื่องจากโรงไฟฟ้าแต่ละประเภทใช้เชื้อเพลิงแตกต่างกัน เช่น ก๊าซธรรมชาติ พลังน้ำ ชีวมวล แสงอาทิตย์ และลม เป็นต้น ต่างมีศักยภาพในการผลิตไฟฟ้าที่แตกต่างกัน การทราบความต้องการพลังงานไฟฟ้า ทำให้สามารถกำหนดขนาดและจำนวนโรงไฟฟ้าแต่ละประเภทที่จะสร้างขึ้นให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้าที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคตได้ ดังนั้น ค่า Peak Demand จะนำไปสู่การวางแผนการลงทุนในการก่อสร้าง เช่น โรงไฟฟ้า ระบบส่งและระบบจำหน่าย ส่วนค่า Energy Demand จะนำไปสู่การลงทุนและเตรียมการ ในการจัดหาเชื้อเพลิงเพื่อใช้ในการผลิตไฟฟ้า

เนื่องจากการก่อสร้างโรงไฟฟ้า สายส่งไฟฟ้า และสายจำหน่ายไฟฟ้า ต้องใช้เวลาประมาณ 5-7 ปี นับตั้งแต่ขั้นตอนของการวางแผน การออกแบบ จนถึง การก่อสร้าง ประกอบกับต้องใช้เงินลงทุนค่อนข้างสูง และยังต้องมีการจัดหาเชื้อเพลิงให้เพียงพอและเหมาะสม การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวจึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง ต่อการวางแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศ หรือ PDP (Power Development Plan) ดังนั้น การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า จึงต้องมีความถูกต้องแม่นยำ หากพยากรณ์สูงเกินความเป็นจริง จะทำให้มีการก่อสร้างโรงไฟฟ้า ระบบส่ง และระบบจำหน่ายไฟฟ้าที่สูงเกินความต้องการที่แท้จริง ค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจะถูกผลักสู่ค่าไฟฟ้า และตกเป็นภาระของประชาชนในที่สุด แต่หากพยากรณ์ต่ำกว่าความเป็นจริง จะทำให้เกิดไฟฟ้าตก ไฟฟ้าดับ ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อประชาชนและสภาพเศรษฐกิจโดยรวม

เมืองพัทยาเป็นเมืองท่องเที่ยวที่รู้จักของนักท่องเที่ยวทั้งชาวไทยและชาวต่างชาติ ซึ่งมีการพัฒนาอยู่ตลอดเวลา ไฟฟ้าจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งในการช่วยพัฒนาเมืองพัทยา การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเมืองพัทยาถือเป็นหน่วยงานบริการหน่วยหนึ่ง สังกัดการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเขต 2 ภาคกลาง จังหวัดชลบุรี และขึ้นตรงกับการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค สำนักงานใหญ่ รับผิดชอบพื้นที่ในเขตอำเภอ บางละมุง เมืองพัทยาทั้งหมด ยกเว้นตำบลห้วยใหญ่และบางส่วนของ อำเภอศรีราชา ที่มีภารกิจหลักในการให้บริการผู้ใช้ไฟฟ้าในด้านการขอใช้ไฟฟ้า การรับชำระเงินค่ากระแสไฟฟ้า งานติดตั้งมิเตอร์ งานแก่กระแสไฟฟ้าขัดข้องและการบริการอื่น ๆ (สิทธิชัย บำเพ็ญเพียร, 2557, หน้า 1-2) ปัจจุบันการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเมืองพัทยา มีผู้ใช้ไฟฟ้ารวมทุกประเภท จำนวนทั้งสิ้น 127,232 ราย โดยมีผู้ใช้ไฟฟ้าที่มารับบริการในสำนักงานบริการต่าง ๆ ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเมืองพัทยา เฉลี่ยประมาณ 31,594 รายต่อเดือน โรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ถือเป็นหนึ่งในหน่วยงานที่ใช้บริการไฟฟ้าเพื่อพัฒนาทางด้านการศึกษา การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าให้ถูกต้องแม่นยำจึงมีความจำเป็นมาก เพราะจะเป็นประโยชน์ในการวางแผนนโยบายการควบคุมงบประมาณค่าใช้จ่ายไฟฟ้าให้กับโรงเรียน การจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวของประเทศ เป็นหน้าที่ของ คณะอนุกรรมการการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ซึ่งอยู่ภายใต้คณะกรรมการบริหารนโยบายพลังงาน (กบง.) อนุกรรมการ ฯ ได้ทำการปรับปรุงค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าให้สอดคล้องกับสถานการณ์พลังงาน สภาพเศรษฐกิจ และข้อสมมติฐานต่าง ๆ ในการจัดทำค่าพยากรณ์ที่เปลี่ยนไปอย่างสม่ำเสมอ เพื่อให้การจัดหาไฟฟ้าสูงหรือต่ำเกินไปจนเกิดผลเสียต่อประเทศชาติและผู้ใช้ไฟฟ้าได้ ดังนั้น คณะอนุกรรมการการพยากรณ์ จึงได้ติดตามสถานการณ์การใช้ไฟฟ้าและสภาพเศรษฐกิจอย่างใกล้ชิด เพื่อการปรับปรุงค่าพยากรณ์ให้มีค่าที่แม่นยำและมีประสิทธิภาพ

การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในอนาคต ในทางปฏิบัติจำเป็นต้องสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวขึ้น เพื่อพยากรณ์ค่าพลังงานไฟฟ้า (Load Demand) แยกตามสาขาเศรษฐกิจ แบบจำลองที่นิยมใช้ คือ แบบจำลองผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้าย (End-Use Model) วิธี End-Use Model เป็นแบบจำลองการพยากรณ์ในระดับผู้บริโภคหรือผู้ใช้ไฟฟ้าโดยตรง วิธี Econometric Model เป็นแบบจำลองโดยใช้ปัจจัยทางด้านเศรษฐกิจเพื่อพยากรณ์ไปข้างหน้า การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าช่วงก่อนปี พ.ศ. 2534 ใช้วิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาตามแนวโน้ม (Regression of Time Trend) ซึ่งมีข้อเสีย คือ ไม่สามารถอธิบายความผันผวนของการใช้ไฟฟ้าจากปัจจัยอื่น ๆ ที่มีอิทธิพลสูงได้ ช่วงปี พ.ศ. 2534-2548 รัฐบาลแคนาดา หรือ Canadian

International Development Agency (CIDA) เข้ามาช่วยพัฒนาแบบจำลองโดยใช้วิธี End-Use Model ในภาคครัวเรือน ภาคธุรกิจ และภาคอุตสาหกรรมใช้ในการพยากรณ์ระยะสั้น ภาคที่เหลือใช้วิธี Econometric Model ข้อดีของวิธีนี้ คือ สามารถพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าที่สะท้อนพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละกลุ่ม ช่วงปี พ.ศ. 2549-2552 ได้ดำเนินการจัดจ้างสถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ (NIDA) เพื่อปรับปรุงวิธีการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าใช้วิธี Econometric Model ทั้งหมด ซึ่งวิธีนี้มีข้อเสีย คือ การแยกพยากรณ์ค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Energy Demand) และค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) ส่งผลให้ค่าตัวประกอบการใช้ไฟฟ้า (Load Factor) สูงขึ้นโดยตลอด ต่อมาปี พ.ศ. 2553-2556 ได้จัดจ้างมูลนิธิพลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อม จัดทำแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะยาวโดยนำวิธี End-Use Model ของ CIDA มาพัฒนาให้ก้าวหน้ามากขึ้น ในปี พ.ศ. 2557 สำนักนโยบายและแผนพลังงานได้จัดจ้างมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ เพื่อปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะยาวและสำรวจการใช้ไฟฟ้าในภาคครัวเรือน โดยใช้วิธี End-Use Model ของมูลนิธิพลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อม มาพัฒนาให้ก้าวหน้ามากขึ้น โดยการพยากรณ์ค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า ใช้วิธีการผสมผสานระหว่างวิธี End-Use Model และวิธี Econometric Model ส่วนการพยากรณ์ค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด คำนวณจากข้อมูลลักษณะการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละกลุ่ม (Load Profile) (สุคนธ์ทิพย์ สุภาจันทร์, 2561, หน้า 37-49)

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า

คงฤทธิ โกมาสถิต และปารเมศ ชุตินา (2555, หน้า 1085-1090) ได้ทำการวิจัยเรื่องการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะยาว ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ศึกษาวิธีการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Energy Demand) ของประเทศไทยในระยะยาวด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นการนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation Neural Network: BPNN) มาใช้ในการพยากรณ์ไฟฟ้าของประเทศไทยซึ่งพิจารณาจากตัวแปรที่มีนัยสำคัญต่อค่าพลังงานไฟฟ้าของประเทศไทย โดยพิจารณาตัวแปรที่เหมาะสมในการพยากรณ์ จากนั้นดำเนินการฝึกสอน (Training) และทดสอบความใช้ได้ (Validation Test) ที่แตกต่างกัน 5 ช่วงเวลา เพื่อป้องกันการเกิด Over-Fitting และการ Bias ในการศึกษาคั้งนี้มีข้อมูลฝึกสอน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2537-2554 โดยแบ่งการทดสอบใช้ได้ (Validation Test) ของโครงข่ายเป็น 5 ช่วงเวลา ดังนี้

- 1st Period มีช่วงทดสอบระหว่างปี พ.ศ. 2550-2554 และมีช่วงฝึกสอนก่อนปี พ.ศ. 2550
- 2nd Period มีช่วงทดสอบระหว่างปี พ.ศ. 2551-2554 และมีช่วงฝึกสอนก่อนปี พ.ศ. 2551
- 3rd Period มีช่วงทดสอบระหว่างปี พ.ศ. 2552-2554 และมีช่วงฝึกสอนก่อนปี พ.ศ. 2552
- 4th Period มีช่วงทดสอบระหว่างปี พ.ศ. 2553-2554 และมีช่วงฝึกสอนก่อนปี พ.ศ. 2553
- 5th Period มีช่วงทดสอบที่ปี พ.ศ. 2554 และมีช่วงฝึกสอนก่อนปี พ.ศ. 2554

ผลการศึกษาปรากฏว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมีค่า MAPE ที่น้อยกว่าวิธีการพยากรณ์ของ มพส. ฉบับเดือนเมษายน พ.ศ. 2553 โดยโครงข่ายประสาทเทียมมีค่า MAPE เท่ากับ ร้อยละ 2.50 และ มพส. ฉบับเดือนเมษายน พ.ศ. 2553 โดยโครงข่ายประสาทเทียมมีค่า MAPE เท่ากับ ร้อยละ 4.54 แสดงว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับเป็นวิธีการพยากรณ์

ที่มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีการพยากรณ์ของ มพส. และอาจมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงแนวทางการพยากรณ์ของ มพส. ได้ในอนาคต

พิเชษฐ วงษ์เคี่ยม และคุณพิเชษฐ์ ฤกษ์ปรีดาพงศ์ (2558, หน้า 31-40) ได้ทำการวิจัยเรื่องการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของ กฟผ. โดยวิธีการแยกส่วนประกอบรวมกับการวิเคราะห์ การถดถอยเชิงซ้อน ตัวแปรตามที่น่ามาใช้คือ การขายพลังงานไฟฟ้าของ กฟผ. ในแต่ละไตรมาส ตัวแปรอิสระที่น่ามาใช้คือ ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (GDP) และจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า ในการวิเคราะห์ข้อมูล ใช้วิธีแยกส่วนประกอบของข้อมูลออกเป็นค่าแนวโน้มและความแปรผันตามวัฏจักร ความแปรผันตามฤดูกาล และความแปรผันแบบสุ่ม จากนั้นหาสมการที่เป็นตัวแทนของค่าแนวโน้มและความแปรผันตามวัฏจักร โดยใช้วิธีวิเคราะห์การถดถอยเชิงซ้อน จากนั้นนำมารวมกับค่าประมาณการความแปรผันตามฤดูกาลจะทำให้ได้ค่าพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า ข้อมูลที่น่ามาวิจัยตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2545 ถึง ไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2554 รวมทั้งหมดจำนวน 40 ข้อมูล แบ่งเป็นชุด ชุดข้อมูลฝึก จำนวน 32 ข้อมูล และชุดข้อมูลทดสอบ จำนวน 8 ข้อมูล จากการทดสอบค่าพยากรณ์ที่ได้จากวิธีการที่น่าเสนอนี้ปรากฏว่า ตัวแปรอิสระทั้งคู่อมีความสัมพันธ์กับแนวโน้มการใช้ไฟฟ้าสูงถึงร้อยละ 99.8 และยังมีอิทธิพลสูงต่อการเปลี่ยนแปลงแนวโน้มพลังงานไฟฟ้าของ กฟผ. และสามารถหาตัวแบบที่เหมาะสมมาอธิบายความสัมพันธ์ดังกล่าวได้ ค่าพยากรณ์ TC จากตัวแบบทั้งสองมาคูณกับความแปรผันตามฤดูกาล เพื่อพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในชุดข้อมูลทดสอบ ปรากฏว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของวิธีการแยกส่วนประกอบรวมกับการวิเคราะห์การถดถอยเชิงซ้อน จะให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบปกติ

นิฉา แก้วหาวงษ์ (2558, หน้า 24-36) ได้ศึกษาและการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลา 2 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนของปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2545 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2557 จำนวน 149 เดือน โดยแบ่งการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยออกเป็น 2 ช่วงเวลา ดังนี้ ช่วงที่ 1 ใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2545 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2556 จำนวน 144 เดือน เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมในแต่ละวิธีการพยากรณ์ ช่วงที่ 2 ใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2557 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2557 จำนวน 5 เดือน นำไปเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ล่วงหน้าที่ได้ในแต่ละตัวแบบการพยากรณ์ทั้ง 2 ตัวแบบ จากการศึกษาปรากฏว่า ตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA (2, (6,20)) โดยตัวแบบมีค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ล่วงหน้าเมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุดเท่ากับร้อยละ 1.7898 โดยมีตัวแปรอิสระ คือ เวลา ดัชนีฤดูกาล และผลกระทบเนื่องจากเหตุการณ์ผิดปกติ ค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์มีคุณสมบัติตามทฤษฎี กล่าวคือ มีการแจกแจงแบบปกติ ไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง มีค่าเฉลี่ยไม่แตกต่างจากศูนย์ มีค่าความแปรปรวนคงที่ และตัวแบบที่ได้มีความเหมาะสมเมื่อทดสอบด้วยสถิติ Q ของบ็อกซ์-เจนกินส์

Ahmet (2014, pp. 301-329) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของรัฐจอร์เจีย วัตถุประสงค์ของการวิจัย คือ การหาแบบจำลองที่ดีในการดำเนินการพยากรณ์ที่ดี เพื่อที่จะกำหนดความคาดหวังในอนาคตเกี่ยวกับความต้องการใช้ไฟฟ้าของรัฐจอร์เจีย โดยใช้ข้อมูลความต้องการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของรัฐจอร์เจีย ระหว่างปี ค.ศ. 2007-2013 ทั้งหมด จำนวน 72 ค่า

เป็นชุดข้อมูลสำหรับการฝึกฝน และข้อมูลที่เหลือปี ค.ศ. 2013 ทั้งหมด 12 ค่า นำมาใช้สำหรับการคาดการณ์ในการทดสอบเพื่อตรวจสอบระดับข้อผิดพลาด แบบจำลองที่ใช้ในการวิจัย คือ SARIMA และ Neural Network ผลการวิจัยปรากฏว่า เมื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ ด้วยค่า MAPE และ MAE พบว่า แบบจำลอง Neural Network แบบ Multilayer Perceptron มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ดีกว่า SARIMA โดย Neural Network แบบ Multilayer Perceptron มีค่า MAPE และ MAE เท่ากับ 2.05 และ 17.63 ตามลำดับ ส่วน SARIMA มีค่า MAPE และ MAE เท่ากับ 2.93 และ 25.17 ตามลำดับ

Ardakani and Ardehali (2014, pp. 452-461) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระยะยาวบนพื้นฐานของข้อมูลที่แตกต่างกัน วัตถุประสงค์ของการวิจัย คือ พัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ตรวจสอบผลกระทบของชนิดข้อมูลที่แตกต่างกันเกี่ยวกับความถูกต้องในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า และพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระยะยาวในประเทศอิหร่านและสหรัฐอเมริกา ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2010-2030 โดยใช้ข้อมูล ได้แก่ ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ข้อมูลตัวชี้วัดทางเศรษฐกิจและสังคม คือ ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ การนำเข้าพลังงาน การส่งออกพลังงานและประชากรในช่วงปี ค.ศ. 1967-2009 ในการพยากรณ์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และเพิ่มประสิทธิภาพแบบจำลองด้วยเทคนิค IPSO (Improved Particle Swarm Optimization) ผลปรากฏว่า การใช้ข้อมูลจากอดีตของตัวชี้วัดทางเศรษฐกิจและสังคมนำไปสู่การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าที่ถูกต้องมากขึ้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ที่ใช้เทคนิค IPSO มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า เมื่อเปรียบเทียบกับพยากรณ์ด้วย MLR IPSO ANN สามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในระยะยาวได้ถึงปี ค.ศ. 2030 มีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) เท่ากับ 1.94 และ 1.51 ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระยะยาวในประเทศอิหร่านและสหรัฐอเมริกา ตามลำดับ

Do, Lin, and Molnar (2016, pp. 92-101) ได้วิจัยเรื่อง การสร้างแบบจำลองพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในเยอรมัน มีวัตถุประสงค์เพื่อ เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า 2 แบบ แบบแรกจะเป็นการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้ารายชั่วโมงแบบเฉลี่ยและเบี่ยงเบนเฉลี่ยในระหว่างวัน แบบที่สองประกอบด้วยตัวแปรอิสระ 24 ตัว วิเคราะห์ด้วยการถดถอยสำหรับแต่ละชั่วโมงในหนึ่งวัน ซึ่งแบบจำลองที่สองนี้มีพารามิเตอร์น้อยและง่ายต่อการวิเคราะห์ ตัวแปรที่ใช้ คือ วันหยุด อุณหภูมิ เวลาเป็นชั่วโมง การผลิตภาคอุตสาหกรรม ข้อมูลการใช้ไฟฟ้ารายชั่วโมง จากวันที่ 1 มกราคม ค.ศ. 2008 ถึงวันที่ 1 มกราคม ค.ศ. 2014 จากการวิจัย ผลปรากฏว่า แบบจำลองแบบที่สองมีรูปแบบที่เรียบง่าย แบบจำลองที่โหลดเป็นรายชั่วโมง โดยพิจารณาจากค่า R^2 MAE และ MAPE มีค่า 0.96 GW 1.31 และร้อยละ 2.50 ตามลำดับ แบบจำลองแบบที่หนึ่งมีค่า 0.95 GW 1.55 2.99 ตามลำดับ นั้นแสดงว่า แบบจำลองการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าแบบที่สองมีประสิทธิภาพมากกว่าแบบที่หนึ่ง

จากการศึกษาสามารถสรุปได้ว่า ตัวแบบที่มีความแม่นยำที่ใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในปัจจุบัน มีหลายตัวแบบ ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) การถดถอยเชิงเส้น

พหุคูณ (Multiple Linear Regression: MLR) และทฤษฎีเกรย์ (Grey Model: GM) เห็นได้ชัดว่าในช่วงเวลาที่ผ่านมาได้มีการปรับปรุงเทคนิควิธีใหม่ ๆ เพื่อให้ได้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องมากที่สุด

ตอนที่ 4 ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ปัจจุบันตัวแบบการพยากรณ์มีมากมายหลายตัวแบบ เพื่อสำหรับการเลือกใช้ตัวแบบให้เหมาะสมกับข้อมูลที่จะศึกษา ไม่ว่าจะเป็นตัวแบบการพยากรณ์โดยวิธีปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ SARIMA และการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ SARIMAX ซึ่งแต่ละตัวแบบให้ค่าในการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน จึงต้องเลือกตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์ที่ถูกต้องและแม่นยำที่สุด

1. การพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล

การพยากรณ์โดยวิธีปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Smoothing) เป็นเทคนิคการพยากรณ์ด้วยอนุกรมเวลา ซึ่งใช้พยากรณ์ข้อมูลระยะสั้นถึงระยะปานกลาง เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ เป็นการกำจัดอิทธิพลของความไม่แน่นอนออกไป ทำให้ค่าพยากรณ์ในอนาคตที่ได้มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น วิธีการพยากรณ์โดยวิธีปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลเป็นเทคนิคการพยากรณ์ด้วยอนุกรมเวลาที่พัฒนาขึ้น เพื่อแก้จุดด้อยของเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ เนื่องจากเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ให้ความสำคัญของข้อมูลทุกค่าเท่ากันหมด แต่การพยากรณ์โดยวิธีปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล ให้ความสำคัญของข้อมูลหรือน้ำหนักไม่เท่ากัน การพยากรณ์โดยวิธีปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลมีหลายวิธีในที่นี้จะกล่าวถึงวิธี ดังต่อไปนี้

1.1 การปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลอย่างง่าย

การปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลอย่างง่าย (Single Exponential Smoothing) เป็นเทคนิคการพยากรณ์ด้วยอนุกรมเวลาให้ความสำคัญของข้อมูลไม่เท่ากัน วิธีนี้เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงหรือเคลื่อนไหวแบบไม่มีแนวโน้ม ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล มีเฉพาะความไม่แน่นอนเพียงอย่างเดียว วิธีนี้ให้ความสำคัญกับข้อมูลปัจจุบันมากที่สุด และให้ความสำคัญของข้อมูลที่อยู่ในอดีตจะลดความสำคัญลงเรื่อย ๆ ขั้นตอนในการพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลอย่างง่าย มีดังนี้

กำหนดน้ำหนัก (α) โดยที่ $0 \leq \alpha \leq 1$ ให้ข้อมูลล่าสุด (Y_t) รองลงมาให้น้ำหนัก $\alpha(1-\alpha)$ ให้กับข้อมูล Y_{t-1} และให้น้ำหนัก $\alpha(1-\alpha)^2$ ให้กับข้อมูล Y_{t-2} ไปเรื่อย ๆ โดยที่ค่าพยากรณ์ของ Y ณ เวลา $t+1$ คือ F_{t+1} สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + \alpha(1-\alpha)Y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 Y_{t-2} + \dots \quad (1)$$

$$\text{หรือ } F_t = \alpha Y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)Y_{t-2} + \alpha(1-\alpha)^2 Y_{t-3} + \dots \quad (2)$$

จากสมการที่ (1) จะได้

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + \alpha(1-\alpha) [\alpha Y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)Y_{t-2} + \alpha(1-\alpha)^2 Y_{t-3} + \dots] \quad (3)$$

แทนค่า

$$F_t = \alpha Y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)Y_{t-2} + \alpha(1-\alpha)^2 Y_{t-3} + \dots$$

ในสมการที่ (3) จะได้

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha)F_t$$

โดยกำหนดให้ $F_1 = Y_1$

ในการเลือกค่า α ให้เลือกค่า α ที่ใกล้ 1 มากที่สุดเพื่อให้ความสำคัญกับข้อมูลในปัจจุบันมากที่สุด สำหรับเกณฑ์ในการเลือกค่าน้ำหนัก α ที่เหมาะสมจะเลือกค่าที่ให้ SSE หรือ MSE ที่ต่ำที่สุด

1.2 การปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล 2 ครั้ง

วิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล 2 ครั้ง (Double Exponential

Smoothing) มีชื่อเรียกอีกอย่างหนึ่ง คือ Holt Linear Method ผู้ที่พัฒนาวิธีนี้ คือ Holt (1957) วิธีนี้เหมาะกับการพยากรณ์ข้อมูลที่มีแนวโน้มในรูปแบบเชิงเส้น (Linear) รวมอยู่ด้วย วิธีนี้เหมาะในการพยากรณ์ระยะสั้นถึงระยะปานกลาง วิธีของ Holt ยังใช้หลักการของการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลอย่างง่าย คือ ให้ความสำคัญของข้อมูล แต่ละตัวไม่เท่ากัน ซึ่งวิธีนี้เหมาะกับข้อมูลที่มีเฉพาะความไม่แน่นอน แต่วิธีของ Holt จะใช้กับข้อมูลที่มีแนวโน้มและความไม่แน่นอนจึงมีค่าคงที่ในการปรับให้เรียบ 2 ค่า คือ α และ γ โดยที่

α คือ ค่าคงที่ในการปรับให้เรียบระหว่างข้อมูลกับค่าพยากรณ์โดยที่ $0 \leq \alpha \leq 1$ ถ้าให้ α มีค่าใกล้ 1 แสดงว่า ให้ความสำคัญกับข้อมูลตัวนั้นมากกว่าค่าอื่น จะให้ความสำคัญกับข้อมูลปัจจุบันใกล้ 1 มากที่สุด

γ คือ ค่าคงที่ในการปรับให้เรียบระหว่างแนวโน้มจริงกับค่าประมาณของแนวโน้มโดยที่ $0 \leq \gamma \leq 1$ ถ้าให้ γ มีค่าใกล้ 1 แสดงว่า ให้ความสำคัญกับข้อมูลตัวนั้นมากกว่าค่าอื่น จะให้ความสำคัญกับข้อมูลปัจจุบันใกล้ 1 มากที่สุด สมการที่ใช้ในการพยากรณ์คือ

$$F_{t+m} = L_t + b_t m$$

b_t คือ ความชัน (Slope) ของข้อมูล ณ เวลา t

m คือ จำนวนช่วงเวลาที่ต้องการพยากรณ์ไปข้างหน้า เช่น $m = 7$ หมายถึง การพยากรณ์ข้อมูลที่จะเกิดขึ้นอีก 7 เดือน ข้างหน้า โดยคำนวณ

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \gamma(L_t - L_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}$$

ขั้นตอนในการพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล 2 ครั้ง หรือ วิธีของ Holt มีดังนี้

1. กำหนดค่าคงที่ในการปรับให้เรียบ 2 ค่า คือ α และ γ โดยที่ $0 \leq \alpha \leq 1$ และ $0 \leq \gamma \leq 1$ โดยการเลือก α และ γ ที่ทำให้ค่า SSE หรือ MSE ต่ำที่สุด
2. กำหนดค่าเริ่มต้น $L_1 = Y_1, b_1 = Y_2 - Y_1$
3. คำนวณค่า

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \gamma(L_t - L_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}$$

นำค่า L_t และ b_t มาหาค่าพยากรณ์ โดยคำนวณจาก

$$F_{t+m} = L_t + b_t m$$

ในกรณีที่ $\alpha = \gamma$ จะเรียกวินี้ว่า Brown's Double Exponential Smoothing

1.3 การปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล 3 ครั้ง

วิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล 3 ครั้ง (Triple Exponential Smoothing)

ผู้ที่พัฒนาขึ้นมาคือ Winter (1960) หรือเรียกว่า วิธีของ Winter เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล ใช้พยากรณ์ระยะสั้นถึงระยะปานกลาง ข้อมูลไม่ควรเป็นรายปี เพราะจะทำให้ไม่สามารถแยกอิทธิพลของฤดูกาลได้ ข้อมูลควรอยู่ในรูปของ รายเดือน รายสัปดาห์ หรือรายไตรมาสอย่างน้อย 36 รายการขึ้นไป ถ้าเป็นรายเดือนอย่างน้อย 12 รายการขึ้นไป วิธีของ Winter ใช้หลักการของการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล คือให้ความสำคัญข้อมูลไม่เท่ากัน และมีค่าปรับให้เรียบ 3 ค่า คือ

α คือ ค่าคงที่ในการปรับให้เรียบระหว่างข้อมูลกับค่าพยากรณ์โดยที่ $0 \leq \alpha \leq 1$ ถ้าให้ α มีค่าใกล้ 1 แสดงว่า ให้ความสำคัญกับข้อมูลตัวนั้นมากกว่าค่าอื่น จะให้ความสำคัญกับข้อมูลปัจจุบันใกล้ 1 มากที่สุด

γ คือ ค่าคงที่ในการปรับให้เรียบระหว่างแนวโน้มจริงกับค่าประมาณของแนวโน้มโดยที่ $0 \leq \gamma \leq 1$ ถ้าให้ γ มีค่าใกล้ 1 แสดงว่า ให้ความสำคัญกับข้อมูลตัวนั้นมากกว่าค่าอื่น จะให้ความสำคัญกับข้อมูลปัจจุบันใกล้ 1 มากที่สุด

δ คือ ค่าคงที่ในการปรับให้เรียบระหว่างฤดูกาลจริงกับค่าประมาณของฤดูกาลโดยที่ $0 \leq \delta \leq 1$ ถ้าให้ δ มีค่าใกล้ 1 แสดงว่า ให้ความสำคัญกับข้อมูลตัวนั้นมากกว่าค่าอื่น จะให้ความสำคัญกับข้อมูลปัจจุบันใกล้ 1 มากที่สุด

สำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล 3 ครั้ง (Triple Exponential Smoothing) หรือวิธีของ Winter สามารถพยากรณ์ได้ 2 รูปแบบ คือ 1) ตัวแบบเชิงคูณ (Multiplicative Seasonality Model) และ 2) ตัวแบบเชิงบวก (Additive Seasonality Model)

1. การพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล 3 ครั้ง โดยใช้ตัวแบบเชิงคูณ สมการที่ใช้พยากรณ์ คือ

$$F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-s+m}$$

เมื่อ s คือ จำนวนฤดูกาลใน 1 ปี ถ้าข้อมูลรายเดือน $s = 12$ ถ้าข้อมูลรายไตรมาส $s = 4$

m คือ ระยะเวลาที่ต้องการพยากรณ์ไปข้างหน้า

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) [L_{t-1} + b_{t-1}]$$

$$b_t = \gamma (L_t - L_{t-1}) + (1 - \gamma) b_{t-1}$$

$$S_t = \delta \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \delta) S_{t-s}$$

การกำหนดค่าเริ่มต้นประกอบด้วยกำหนดค่า L ค่า b และ s โดยคำนวณจาก

$$L_s = \frac{1}{s}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s)$$

$$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{2s} - Y_s}{s} \right)$$

และ

$$S_1 = \frac{Y_1}{L_s}, S_2 = \frac{Y_2}{L_s}, \dots, S_s = \frac{Y_s}{L_s}$$

2. การพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล 3 ครั้ง โดยใช้ตัวแบบเชิงบวก สมการที่ใช้ในการพยากรณ์ คือ

$$F_{t+m} = L_t + b_t m + S_{t-s+m}$$

โดยที่

$$L_t = \alpha(Y_t + S_{t-s}) + (1-\alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \gamma(L_t - L_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$$

$$S_t = \delta(Y_t - L_t) + (1-\delta)S_{t-s}$$

การกำหนดค่าเริ่มต้น

$$S_1 = Y_1 - L_s, S_2 = Y_2 - L_s, \dots, S_s = Y_s - L_s$$

$$L_s = \frac{1}{s}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s)$$

$$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{2s} - Y_s}{s} \right)$$

ขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล 3 ครั้ง หรือวิธีของ Winter มีดังนี้

1. นำข้อมูลมาพล็อตกราฟว่ามีส่วนประกอบใดบ้าง ในการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล 3 ครั้ง หรือวิธีของ Winter ต้องมีส่วนประกอบของแนวโน้มและฤดูกาล แล้วเลือกตัวแบบเชิงบวกหรือเชิงคูณ ขึ้นอยู่กับผู้วิจัย สำหรับตัวแบบที่นิยมใช้คือ ตัวแบบเชิงคูณ

2. กำหนดค่าคงที่ในการปรับให้เรียบประกอบด้วยค่า α , γ และ δ ที่ทำให้ค่า SSE หรือ MSE ต่ำที่สุด

3. คำนวณค่า L_t , b_t และ S_t

4. คำนวณค่าพยากรณ์ตามตัวแบบที่เลือกถ้าเป็นตัวแบบเชิงบวกใช้สมการ

$$F_{t+m} = L_t + b_t m + S_{t-s+m} \text{ ถ้าเป็นตัวแบบเชิงคูณใช้สมการ } F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-s+m}$$

2. การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA

ตัวแบบ ARIMA โดยวิธีการของบ็อกซ์-เจนกินส์ มีชื่อเต็มว่า Auto-Regressive Integrated Moving Average เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ ARIMA (p,d,q) เป็นวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาซึ่งเลือกตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากลักษณะของสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) และสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) ของข้อมูลอนุกรมเวลาที่พิจารณา ซึ่งมีคุณสมบัติ Stationary

โดยตัวแบบที่เป็นไปได้อาจมีมากกว่าหนึ่งตัวแบบ ซึ่งต้องมีขั้นตอนการตรวจสอบเพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด เพื่อใช้ในการพยากรณ์ต่อไป ตัวแบบ ARIMA (p,d,q) มีรูปแบบทั่วไปดังนี้

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\varepsilon_t$$

หรือ

$$(1-\phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1-\Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps})(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t \\ = (1-\theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)(1-\Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs})\varepsilon_t$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าของข้อมูลอนุกรมเวลาที่ต้องการพยากรณ์ ณ เวลาที่ t

(Y_t ต้องมีคุณสมบัติ Stationary)

p คือ อันดับที่ p ของกระบวนการถดถอยในตัวเองแบบ Nonseasonal (Nonseasonal Auto-Regressive Process of Order p)

P คือ อันดับที่ P ของกระบวนการถดถอยในตัวเองแบบ Seasonal (Seasonal Auto-Regressive Process of Order P)

q คือ อันดับที่ q ของกระบวนการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบ Nonseasonal (Nonseasonal Moving Average Process of Order q)

Q คือ อันดับที่ Q ของกระบวนการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบ Seasonal (seasonal Moving Average Process of Order Q)

d, D คือ จำนวนครั้งของการหาผลต่างแบบ Nonseasonal อันดับที่ d และผลต่างแบบ Seasonal อันดับที่ D ตามลำดับ เพื่อให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติ Stationary

s คือ จำนวนคาบเวลาของฤดูกาลใน 1 รอบ

t คือ เวลา

B คือ ตัวดำเนินการย้อนหลังเวลา (Backward Shift Operator)

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ คือ พารามิเตอร์แสดงสัมประสิทธิ์การถดถอยในตัวเองแบบ Nonseasonal อันดับที่ $1, 2, \dots, p$ ตามลำดับ (Nonseasonal Auto-Regressive Process of Order $1, 2, \dots, p$)

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ คือ พารามิเตอร์แสดงสัมประสิทธิ์ของการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบ Nonseasonal อันดับที่ $1, 2, \dots, q$ ตามลำดับ (Nonseasonal Moving Average Process of Order $1, 2, \dots, q$)

$\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_P$ คือ พารามิเตอร์แสดงสัมประสิทธิ์การถดถอยในตัวเองแบบ Seasonal อันดับที่ $1, 2, \dots, P$ ตามลำดับ (Seasonal Auto-Regressive Process of Order $1, 2, \dots, P$)

$\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_Q$ คือ พารามิเตอร์แสดงสัมประสิทธิ์ของการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบ Seasonal อันดับที่ $1, 2, \dots, Q$ ตามลำดับ (Seasonal Moving Average Process of Order $1, 2, \dots, Q$)

$(1-B)^d Y_t$ คือ ผลต่างอันดับที่ d ของอนุกรมเวลา Y_t

$(1-B^s)^D Y_t$ คือ ผลต่างอันดับที่ D ของอนุกรมเวลา Y_t

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ t

การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA วิธีของบ็อกและเจนกินส์ สามารถสรุปได้ดังนี้

1. การวิเคราะห์กระบวนการนิ่ง (Stationary Process Analysis)

ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบสโตแคสติก อนุกรมเวลาต้องมีสมบัติ Stationary กล่าวคือ ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของกระบวนการมีค่าคงที่ทุกหน่วยเวลา t ใด ๆ ให้ $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_s}$ แทนตัวแปรเวลาที่ t_1, t_2, \dots, t_s และ $Z_{t_{1+k}}, Z_{t_{2+k}}, \dots, Z_{t_{s+k}}$ เมื่อ k แทนจำนวนจริงใด ๆ แทนตัวแปรเวลาที่ $t_{1+k}, t_{2+k}, \dots, t_{s+k}$ แล้ว Stationary คือ กระบวนการที่มีการแจกแจงร่วมของตัวแปร $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_s}$ เป็นการแจกแจงเดียวกันกับการแจกแจงร่วมของตัวแปร $Z_{t_{1+k}}, Z_{t_{2+k}}, \dots, Z_{t_{s+k}}$ จะได้ว่าค่าเฉลี่ยของตัวแปร Z_t คือ $E(Z_t) = \mu$ และความแปรปรวนของตัวแปร Z_t คือ $Var(Z_t) = \sigma^2$ สำหรับทุกค่าหน่วยเวลา t ที่มีค่าคงที่ และค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance) ระหว่าง Z_{t_1} และ Z_{t_2} มีค่าเท่ากับ ความแปรปรวนร่วมระหว่าง $Z_{t_{1+k}}$ และ $Z_{t_{2+k}}$ สามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์เป็น $Cov(Z_{t_1}, Z_{t_2}) = Cov(Z_{t_{1+k}}, Z_{t_{2+k}})$ ที่เวลา t_1, t_2 ที่ k ใด ๆ เมื่อพิจารณาความแปรปรวนร่วมระหว่าง 2 คาบเวลาใด ๆ จะได้ $Cov(Z_t, Z_{t+k}) = \dots = Cov(Z_{t-k}, Z_{t-k})$ ที่เวลาที่ t, s และ k ใด ๆ กล่าวคือ กระบวนการมีคุณสมบัติ Stationary การแจกแจงร่วมระหว่าง Z_{t_s} และ $Z_{t_{s+k}}$ ขึ้นอยู่กับคาบเวลา t และขึ้นอยู่กับระยะห่างของช่วงเวลา k หน่วย (Lag k) สรุปได้ว่า อนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติ Stationary เป็นอนุกรมเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงรอบค่าเฉลี่ย โดยมีค่าความแปรปรวนคงที่ สำหรับอนุกรมเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงรอบค่าเฉลี่ยไม่คงที่ และความแปรปรวนของอนุกรมเวลาไม่คงที่ เรียกว่า อนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติไม่ Stationary (Nonstationary)

2. ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function Coefficient: ACF)

คือ ค่าที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลาในชุดเดียวกัน โดยมีช่วงเวลาห่างเท่ากับ k ช่วงเวลา มีขั้นตอนและสถิติทดสอบ สรุปดังนี้

1. สมมติฐานของการทดสอบ

$H_0 : \rho_k = 0$ (อนุกรมเวลาไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง ณ Lag ที่ k)

$H_1 : \rho_k \neq 0$ (อนุกรมเวลา มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง ณ Lag ที่ k)

2. สถิติทดสอบ คือ

$$t = \frac{r_k}{S_k}$$

$$\text{โดยที่ } r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad \text{โดยที่ } k = 1, 2, 3, \dots$$

$$S_k \approx \frac{1}{\sqrt{n}}$$

โดยที่ r_k คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง ณ Lag k

S_{r_k} คือ Standard Error ของ r_k

Lag k คือ ระยะห่างย้อนหลังไป k ช่วงเวลา

k คือ ช่วงเวลาที่จะพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง

$$k = 1, 2, \dots, \frac{n}{4}$$

3. เกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจ คือ จะปฏิเสธ H_0 ถ้า $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, df=n-1}$

3. ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน (Partial Autocorrelation Function Coefficient: PACF)

ค่าที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตของข้อมูลอนุกรมเวลาที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา เมื่อกำหนดให้ค่าสังเกต ณ เวลาอื่น ๆ คงที่ มีขั้นตอนและสถิติทดสอบ สรุปดังนี้

1. สมมติฐานของการทดสอบ

$H_0 : \rho_{k,k} = 0$ (อนุกรมเวลาไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน ณ Lag ที่ k)

$H_1 : \rho_{k,k} \neq 0$ (อนุกรมเวลา มีสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน ณ Lag ที่ k)

2. สถิติทดสอบ คือ

$$t = \frac{r_k}{S_k}$$

โดยที่ $r_{k,k} = r_1 ; k = 1$

$$r_{k,k} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} (r_{k-1,j}) r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} (r_{k-1,j}) r_j} \quad k = 2, 3, \dots$$

$$r_{k,j} = r_{k-1,j} - r_{k,k} (r_{k-1,k-j}) \quad j = 1, 2, \dots, k-1$$

และ $S_{r_{k,k}} \approx \frac{1}{\sqrt{n}}$

โดยที่ $r_{k,k}$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย ณ lag k

$S_{r_{k,k}}$ คือ Standard Error ของ $r_{k,k}$

Lag k คือ ระยะห่างย้อนหลังไป k ช่วงเวลา

k คือ ช่วงเวลาที่จะพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง

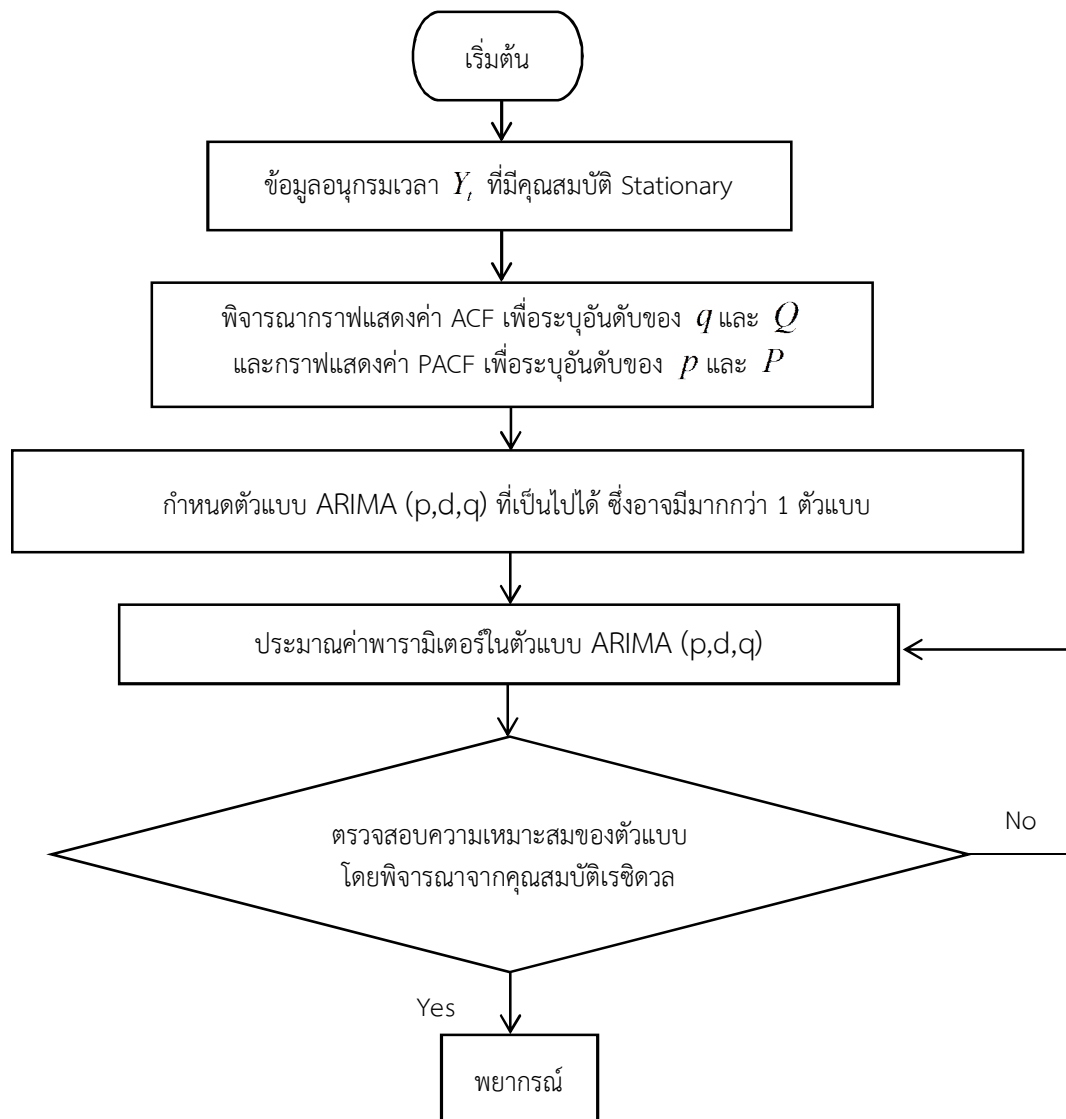
$$k = 1, 2, \dots, \frac{n}{4}$$

3. เกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจ คือ จะปฏิเสธ H_0 ถ้า $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, df=n-1}$

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่จะพิจารณาตัวแบบ ARIMA จะต้องมีความสมบัติ Stationary โดยตัวแบบที่เป็นไปได้อาจมีมากกว่าหนึ่งตัวแบบ และจะต้องมีขั้นตอนในการตรวจสอบเพื่อคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด เพื่อใช้ในการพยากรณ์ต่อไป

ขั้นตอนการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA

1. นำข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์ (Y_t) ไปเขียนกราฟเพื่อดูว่ามีสมบัติ Stationary ถ้าข้อมูลมีสมบัติไม่ Stationary ต้องปรับข้อมูลให้มีคุณสมบัติ Stationary ก่อน และทำการหาผลต่างอันดับที่ d แบบไม่มีฤดูกาลให้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม
2. เมื่อปรับข้อมูลอนุกรมเวลาให้มีคุณสมบัติ Stationary แล้ว จึงนำไปสร้างกราฟ ACF และ PACF เพื่อหาอันดับของ q, Q และอันดับของ p, P ตามลำดับ
3. นำอันดับของ q, Q และอันดับของ p, P และ d, D ถ้ามีการหาผลต่างมาสร้างตัวแบบที่เป็นไปได้ ซึ่งแทนด้วย ARIMA (p,d,q) โดยตัวแบบที่เป็นไปได้ อาจมีมากกว่า 1 ตัวแบบ
4. นำตัวแบบที่เป็นไปได้แต่ละตัวแบบมาหาค่าประมาณของพารามิเตอร์ในตัวแบบ ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด และทดสอบพารามิเตอร์แต่ละตัวว่าอยู่ในสมการตัวแบบหรือไม่ ถ้ามีพารามิเตอร์ไม่อยู่ในสมการตัวแบบจะไม่ทำการพิจารณาตัวแบบนั้นต่อ แต่ถ้า Constant ไม่อยู่ในสมการตัวแบบเพียงตัวเดียว จะทำการประมวลผลใหม่โดยการตัดตัว Constant ออก และทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบใหม่อีกครั้ง
5. คำนวณค่าพยากรณ์และค่าความคลาดเคลื่อน จากตัวแบบที่ได้ในขั้นตอนที่ 4
6. ตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบที่ได้ในขั้นตอนที่ 4
7. คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์ในแต่ละวิธีด้วยค่า RMSE MAPE และค่า MAD
8. เลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด โดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด และตัวแบบมีความเหมาะสม เมื่อตรวจสอบคุณสมบัติของเรซิดิวล (Residual) ดังภาพที่ 2-1



ภาพที่ 2-1 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA

3. การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ SARIMA

ตัวแบบ SARIMA คือ วิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่ได้พัฒนาโดย George E.P.Box and Gwilym M.Jenkins ในปี ค.ศ. 1976 โดยมีชื่อเต็มว่า Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average Model เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)_s เป็นวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยมีข้อสมมติว่า ค่าปัจจุบันของค่าสังเกตเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของค่าสังเกตและค่าความคลาดเคลื่อนสุ่มในอดีต และข้อมูลอนุกรมเวลาที่อยู่ภายในฤดูกาลเดียวกัน ต้องไม่มีสหสัมพันธ์กัน รวมทั้งข้อมูลอนุกรมเวลาต้องมีค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่แตกต่างจากศูนย์ เฉพาะช่วงห่างที่ $S, 2S, \dots, PS$ ข้อสมมตินี้เป็นข้อจำกัดสำคัญในการใช้ตัวแบบ SARIMA เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลาอาจมีความสัมพันธ์ทั้งภายในและข้ามฤดูกาลได้ ดังนั้น Box, Jenkins, and Reinsel (1994) จึงเสนอ

ตัวแบบที่มีฤดูกาลเชิงผลคูณ (Multiplicative Seasonal Model) ที่สามารถใช้ได้ทั้งตัวแบบเชิงผลบวกและเชิงผลคูณ ตัวแบบ SARIMA สามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวทุกประเภท โดยข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาวิเคราะห์จะต้องมีคุณสมบัติ Stationary คือ อนุกรมเวลาต้องมีค่าเฉลี่ยคงที่และความแปรปรวนคงที่ การพยากรณ์โดยวิธีบอกซ์-เจนกินส์ จะเลือกตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากลักษณะของค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน (PACF) ซึ่งตัวแบบที่เป็นไปได้ อาจมีมากกว่า 1 ตัวแบบ ตัวแบบ SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)_s มีขั้นตอนในการพยากรณ์ดังนี้

1. ตรวจสอบคุณสมบัติ Stationary โดยการนำข้อมูลอนุกรมเวลาไปเขียนกราฟเพื่อดูว่ามีค่าเฉลี่ยคงที่และค่าความแปรปรวนคงที่หรือไม่ หากข้อมูลอนุกรมเวลาไม่คงที่ Nonstationary จะต้องทำการปรับข้อมูลให้มีคุณสมบัติ Stationary

2. กำหนดรูปแบบ (Identification) เพื่อหารูปแบบที่คิดว่าเหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีพิจารณาเปรียบเทียบคอเรลโลแกรมของค่า r_k และ r_{kk} ของอนุกรมเวลา

3. ประมาณค่าพารามิเตอร์ (Estimation) โดยทั่วไปใช้วิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยกำลังสองน้อยที่สุดแบบธรรมดามาสร้างตัวแบบที่เป็นไปได้ซึ่งแทนด้วย SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)_s โดยตัวแบบที่เป็นไปได้ อาจมีมากกว่า 1 ตัวแบบ

4. ตรวจสอบรูปแบบ (Diagnostic Checking) เมื่อกำหนดรูปแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ในรูปแบบแล้ว ต้องทำการตรวจสอบอีกครั้งว่ารูปแบบที่กำหนดมีความเหมาะสมจริงหรือไม่ โดยพิจารณาจากค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองของความคลาดเคลื่อน

5. การพยากรณ์ (Forecasting) นำสมการพยากรณ์ที่สร้างจากรูปแบบการพยากรณ์ที่กำหนด ที่ผ่านการตรวจสอบรูปแบบมาพยากรณ์ค่าในอนาคต และคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ตัวแบบ SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)_s มีรูปแบบทั่วไปดังนี้

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\varepsilon_t$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าของข้อมูลอนุกรมเวลาที่ต้องการพยากรณ์ ณ เวลาที่ t

(Y_t ต้องมีคุณสมบัติ Stationary)

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ t

$\delta = \mu\phi_p(B)\Phi_P(B^s)$ แทนค่าคงที่ โดยที่ μ แทนค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติ

Stationary (Stationary Time Series)

$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองแบบไม่มี

ฤดูกาลอันดับที่ p (Non-Seasonal Autoregressive Operator of Order p : AR(p))

$\Phi_P(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps}$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเอง

แบบมีฤดูกาลอันดับที่ P (Seasonal Autoregressive Operator of Order P : SAR(P))

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

อันดับที่ q (Non-Seasonal Moving Average Operator of Order q : MA(q))

$\Theta_Q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมี

ฤดูกาลอันดับที่ Q (Seasonal Moving Average Operator of Order Q : SMA(Q))

t แทน เวลาซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n โดยที่ n แทน จำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 1
 s แทน จำนวนฤดูกาล d และ D แทน ลำดับที่ของการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาลตามลำดับ

B แทน ตัวดำเนินการย้อนหลังเวลา (Backward Shift Operator) โดยที่ $B^s Y_t = Y_{t-s}$
 Ruiz-Aguilar, Turias, and Jimenez-Come (2014, pp. 1-13) ได้กล่าวถึงการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ SARIMA โดยวิธีบอกซ์-เจนกินส์ ว่ามีขั้นตอน ดังนี้

ขั้นที่ 1 นำข้อมูลอนุกรมเวลาไปเขียนกราฟ เพื่อดูว่ามีคุณสมบัติ Stationary หรือไม่ คือ อนุกรมเวลาต้องมีค่าเฉลี่ยคงที่ และความแปรปรวนคงที่

ขั้นที่ 2 เมื่อข้อมูลที่พิจารณามีคุณสมบัติ Stationary แล้ว เขียนกราฟแสดงค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน (PACF) เพื่อกำหนดอันดับของ p, P และอันดับของ q, Q แล้ว พิจารณากราฟทั้ง 2 รูปที่ได้ว่าตรงกับตัวแบบ SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)_s ไตตามทฤษฎีของบอกซ์-เจนกินส์ โดยแบบจำลองที่เป็นไปได้อาจมีมากกว่า 1 ตัวแบบ

ขั้นที่ 3 ประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ SARIMA ที่กำหนด เช่น การประมาณค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลอง โดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square Method) และทดสอบ พารามิเตอร์แต่ละตัวว่าอยู่ในสมการตัวแบบหรือไม่

ขั้นที่ 4 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA ที่กำหนด โดยการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนสุ่ม (Random Errors)

4. การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ SARIMAX

ตัวแบบ SARIMAX คือ การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ SARIMA ร่วมกับตัวแปรอิสระอื่น ๆ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ มีชื่อเต็มว่า Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average with eXogenous Variables โดยตัวแบบดังกล่าวจะเขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ SARIMAX (p,d,q) (P,D,Q)_s มีรูปแบบทั่วไปดังนี้

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \beta_k x_{k,t}' + \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\varepsilon_t$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าของข้อมูลอนุกรมเวลาที่ต้องการพยากรณ์ ณ เวลาที่ t
 (Y_t ต้องมีคุณสมบัติ Stationary)

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ t

$x_{k,t}'$ คือ ค่าของอนุกรมเวลาชุดที่ k ณ เวลาที่ t ที่มีอิทธิพลต่ออนุกรมเวลาที่ต้องการพยากรณ์ Y_t ($x_{k,t}'$ ต้องมีคุณสมบัติ Stationary)

β_k คือ พารามิเตอร์แสดงค่าสัมประสิทธิ์ของอนุกรมเวลาชุดที่ k ที่มีอิทธิพลจากตัวแปรภายนอก

$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองแบบไม่มีฤดูกาลอันดับที่ p (Non-Seasonal Autoregressive Operator of Order p : AR(p))

$\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{ps}$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเอง
แบบมีฤดูกาลอันดับที่ P (Seasonal Autoregressive Operator of Order P : SAR(P))

$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีฤดูกาล
อันดับที่ q (Non-Seasonal Moving Average Operator of Order q : MA(q))

$\Theta_Q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมี
ฤดูกาลอันดับที่ Q (Seasonal Moving Average Operator of Order Q : SMA(Q))

t แทน เวลาซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n โดยที่ n แทน จำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 1
 s แทน จำนวนฤดูกาล d และ D แทน ลำดับที่ของการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาล
ตามลำดับ

B แทน ตัวดำเนินการย้อนหลังเวลา (Backward Shift Operator) โดยที่ $B^s Y_t = Y_{t-s}$

รูปแบบอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติไม่ Stationary เนื่องจากฤดูกาลยังกำหนดรูปแบบ
 $ARMA(p, q) \times SARMA(P, Q)_s$ ให้กับอนุกรมเวลาไม่ได้ ต้องแปลงอนุกรมเวลาเดิม $\{y_t\}$ ที่มี
คุณสมบัติไม่ Stationary ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ $\{z_t\}$ ที่มีคุณสมบัติ Stationary ก่อน โดย
การหาผลต่างฤดูกาล ซึ่ง $Z_t = \nabla_s^d Y_t$ เมื่อ D เป็นจำนวนครั้งที่หาผลต่างฤดูกาลและ S เป็น
จำนวนฤดูกาลต่อปี ตัวอย่างเช่น สำหรับอนุกรมเวลารายเดือนมี $S = 12$ หาผลต่างฤดูกาลหนึ่งครั้ง
หรือ $D = 1$ ได้ $Z_t = \nabla_{12} Y_t = Y_t - Y_{t-12}$ เมื่อหาผลต่างฤดูกาลสองครั้งหรือ $D = 2$ ได้
 $Z_t = \nabla_{12}^2 Y_t = \nabla_{12}(Y_t - Y_{t-12}) = Y_t - 2Y_{t-12} + Y_{t-24}$ สำหรับอนุกรมเวลารายไตรมาสมี $S = 4$ หา
ผลต่างฤดูกาลหนึ่งครั้งหรือ $D = 1$ ได้ $Z_t = \nabla_4 Y_t = Y_t - Y_{t-4}$ เมื่อหาผลต่างฤดูกาลสองครั้งหรือ
 $D = 2$ ได้ $Z_t = \nabla_4^2 Y_t = \nabla_4(Y_t - Y_{t-4}) = Y_t - 2Y_{t-4} + Y_{t-8}$ เมื่อกำหนดรูปแบบ
 $SARMA(P, Q)_s$ ให้กับอนุกรมเวลาใหม่ $\{z_t\}$ นั่นคือ $Z_t \sim SARMA(P, Q)_s$ โดย P เป็นอันดับ
ของ SAR (Seasonal Autoregressive) Q ให้เป็นอันดับของ SMA (Seasonal Moving
Average) และ D เป็นจำนวนครั้งที่หาผลต่างฤดูกาล ได้รูปแบบของ Y_t เป็น $SARIMA(P, D, Q)_s$
(Seasonal Integrated Autoregressive and Moving Average order P D and Q Model) หรือ
 $Y_t \sim SARIMA(P, D, Q)_s$ นอกจากอนุกรมเวลาใหม่ที่ได้จากการทำให้มีคุณสมบัติ Stationary โดย
การหาผลต่างฤดูกาลจะมีรูปแบบ $SARMA(P, Q)_s$ แล้วยังจะมีรูปแบบ $ARMA(p, q)$ ได้ นั่นคือ
 $Z_t \sim ARMA(p, q) \times SARMA(P, Q)_s$

รูปแบบ $ARIMA(p, d, q) \times SARMA(P, Q)_s$ เป็นรูปแบบสำหรับอนุกรมเวลา $\{y_t\}$ ที่
มีคุณสมบัติไม่ Stationary เนื่องจากแนวโน้มสร้างอนุกรมเวลาใหม่ $\{z_t\}$ ซึ่ง $Z_t = \nabla^d Y_t$ ที่มี
คุณสมบัติ Stationary และพิจารณาหารูปแบบ $ARMA(p, q) \times SARMA(P, Q)_s$ ที่เหมาะสมให้กับ
อนุกรมเวลาใหม่ $\{z_t\}$ ได้ $Z_t \sim ARMA(p, q) \times SARMA(P, Q)_s$ นั่นคือ Y_t มีรูปแบบเป็น
 $ARIMA(p, d, q) \times SARMA(P, Q)_s$

รูปแบบ $ARMA(p, q) \times SARIMA(P, D, Q)_s$ เป็นรูปแบบสำหรับอนุกรมเวลา $\{y_t\}$
ที่มีคุณสมบัติไม่ Stationary เนื่องจากฤดูกาล สร้างอนุกรมเวลาใหม่ $\{z_t\}$ ซึ่ง $Z_t = \nabla_s^D Y_t$ ที่มี

คุณสมบัติ Stationary และพิจารณาหารูปแบบ $ARMA(p, q) \times SARMA(P, Q)_s$ ที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาใหม่ $\{z_t\}$ ได้ $Z_t \sim ARMA(p, q) \times SARMA(P, Q)_s$ นั่นคือ Y_t มีรูปแบบเป็น $ARMA(p, q) \times SARIMA(P, D, Q)_s$

รูปแบบ $ARIMA(p, d, q) \times SARIMA(P, D, Q)_s$ เป็นรูปแบบสำหรับอนุกรมเวลา $\{y_t\}$ ที่มีคุณสมบัติไม่ Stationary เนื่องจากแนวโน้มและฤดูกาล สร้างอนุกรมเวลาใหม่ $\{z_t\}$ ซึ่ง $Z_t = \nabla^d \nabla_s^D Y_t$ ที่มีคุณสมบัติ Stationary และพิจารณาหารูปแบบ $ARMA(p, q) \times SARMA(P, Q)_s$ ที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาใหม่ $\{z_t\}$ ได้ $Z_t \sim ARMA(p, q) \times SARMA(P, Q)_s$ นั่นคือ Y_t มีรูปแบบเป็น $ARIMA(p, d, q) \times SARIMA(P, D, Q)_s$

สถิติทดสอบของ Kolmogorov-Smirnov

คือ สถิติที่ใช้ในการทดสอบการแจกแจงปกติของข้อมูล ในการศึกษาครั้งนี้จะใช้สถิติทดสอบดังกล่าวตรวจสอบการแจกแจงปกติของเรชิตวล มีขั้นตอนและสถิติทดสอบ สรุปดังนี้

1. สมมติฐานของการทดสอบ

H_0 : ความคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงแบบไม่ปกติ

2. สถิติทดสอบ คือ

$$K - S = D_n = \max(D_n^+, D_n^-) = \max \left[\max \left| \frac{i}{n} - F(e) \right|, \max \left| F(e) - \frac{(i-1)}{n} \right| \right]$$

$i = 1, 2, \dots, n$ หรือ $Z_{KS} = D_n \sqrt{n}$

โดยที่ $F(e)$ คือ ค่าความน่าจะเป็นสะสมของเรชิตวล (e) เมื่อเรชิตวลมีการแจกแจงแบบปกติ

3. เกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจคือ จะปฏิเสธ H_0 ถ้า $D_n > D_{n, \alpha}$

โดยที่ $D_{n, \alpha}$ คือ ค่าจากตารางสถิติ Kolmogorov-Smirnov

สถิติทดสอบ t

คือ สถิติที่ใช้ทดสอบค่าเฉลี่ยของประชากรหนึ่งกลุ่ม ในการศึกษาครั้งนี้จะใช้สถิติทดสอบ t ทดสอบค่าเฉลี่ยของเรชิตวลว่า แตกต่างจากศูนย์หรือไม่ มีขั้นตอนและสถิติทดสอบสรุปดังนี้

1. สมมติฐานของการทดสอบ

H_0 : ความคลาดเคลื่อนสุ่มมีค่าเฉลี่ยไม่แตกต่างจากศูนย์

H_1 : ความคลาดเคลื่อนสุ่มมีค่าเฉลี่ยแตกต่างจากศูนย์

2. สถิติทดสอบ คือ

$$t = \frac{\bar{e}}{S_{\bar{e}}} \quad \text{มีการแจกแจงแบบ } t \text{ ที่ } df = n - 1$$

โดยที่ \bar{e} คือ ค่าเฉลี่ยตัวอย่างของเรชิตวล

$$S_{\bar{e}} \text{ คือ Standard Error ของ } \bar{e}; S_{\bar{e}} = \frac{S_e}{\sqrt{n}}$$

$$S_e \text{ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของเรซิดวล; } S_e = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})^2}{n-1}}$$

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์โดยวิธีของเพียร์สัน (Pearson's Correlation Coefficient)

เป็นค่าที่ใช้วัดความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปร X และ Y อธิบายถึงขนาดและทิศทางว่ามีความสัมพันธ์กันมากน้อยเพียงใด มีขั้นตอนและสถิติทดสอบสรุปดังนี้

1. สมมติฐานของการทดสอบ

$$H_0 : \rho = 0 \text{ (} X \text{ และ } Y \text{ ไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นต่อกัน)}$$

$$H_1 : \rho \neq 0 \text{ (} X \text{ และ } Y \text{ มีความสัมพันธ์เชิงเส้นต่อกัน)}$$

2. สถิติทดสอบ คือ $r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$ และ $S_r = \sqrt{\frac{1-r^2}{n-2}}$

โดยที่ r คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์โดยวิธีของเพียร์สัน

S_r คือ Standard Error ของ r

3. เกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจ คือ จะปฏิเสธ H_0 ถ้า $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, df=n-2}$

การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบที่ใช้พยากรณ์

การวิเคราะห์ส่วนเหลือ (Residual)

ในการเลือกตัวแบบ SARIMA หรือตัวแบบ SARIMAX ที่เหมาะสมและการประมาณค่าพารามิเตอร์มีค่าใกล้เคียงกับค่าจริง ส่วนเหลือ (a_t) มีสมบัติดังต่อไปนี้

1. ส่วนเหลือไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง
2. ส่วนเหลือมีการแจกแจงปกติ (ใช้สถิติ Kolmogorov-Smirnov) มีค่าเฉลี่ยเป็น 0

(ใช้สถิติ t) และความแปรปรวนคงที่ (ใช้สถิติ Goldfeld-Quandt Test)

สำหรับการตรวจสอบส่วนเหลือไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเองใช้สถิติทดสอบ Q ของบ็อกซ์-เจนกินส์ คือ สถิติที่ใช้ในการทดสอบสหสัมพันธ์ในตัวของ Residual ตั้งแต่ Lag ที่ $1, 2, \dots, k$ มีค่าแตกต่างจากศูนย์หรือไม่ มีขั้นตอนดังนี้

1. สมมติฐานของการทดสอบ คือ

$$H_0 : \rho_e(1) = \rho_e(2) = \dots = \rho_e(k) = 0 \text{ (ตัวแบบการพยากรณ์ที่พิจารณาไม่มีความเหมาะสม)}$$

ความเหมาะสม)

$$H_1 : \rho_e(k) \text{ อย่างน้อย 1 ค่าที่แตกต่างจากศูนย์ (ตัวแบบการพยากรณ์ที่พิจารณาไม่มีความเหมาะสม)}$$

ความเหมาะสม)

2. สถิติทดสอบ คือ

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \left[\frac{r_e^2(k)}{n-k} \right]$$

$$\text{โดยที่ } r_{e^{(k)}} = \frac{\sum_{t=k+1}^n (e_t - \bar{e})(e_{t-k} - \bar{e})}{\sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e})^2}$$

$r_{e^{(k)}}$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวของส่วนเหลือ ณ Lag k

k คือ ช่วงเวลาที่จะพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัว

$$k = 1, 2, \dots, \frac{n}{4}$$

n คือ จำนวนของส่วนเหลือ

3. เกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจ คือ จะปฏิเสธ H_0 ถ้า $Q > \chi_{\alpha, df=k-p}^2$ โดยที่ p คือ

จำนวนพารามิเตอร์ในตัวแบบที่พิจารณา

การตรวจสอบส่วนเหลือมีการแจกแจงปกติ

ดูจากกราฟฮิสโทแกรม หรือทดสอบภาวะรูปลักษณ์ดี (Goodness of Fit Test) หรือใช้สถิติ Kolmogorov-Smirnov การตรวจสอบการแจกแจงปกติของส่วนเหลือ มีขั้นตอนดังนี้

1. สมมติฐานของการทดสอบ

H_0 : ความคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนสุ่มไม่มีการแจกแจงปกติ

2. สถิติทดสอบ คือ

$$D_n = \max(D_n^+, D_n^-) = \max \left[\max \left| \frac{i}{n} - F(e) \right|, \max \left| F(e) - \frac{(i-1)}{n} \right| \right]$$

$i = 1, 2, \dots, n$ หรือ $Z_{KS} = D_n \sqrt{n}$ โดยที่ $F(e)$ คือ ค่าความน่าจะเป็นสะสมของส่วนเหลือ (e) เมื่อส่วนเหลือมีการแจกแจงปกติ

3. เกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจ คือ จะปฏิเสธ H_0 ถ้า $D_n > D_{n,\alpha}$ โดยที่ $D_{n,\alpha}$ คือ

ค่าจากตารางสถิติ Kolmogorov-Smirnov

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX

ศุภานิช เรืองใจ (2551, หน้า 1-51) ได้วิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของอัตราแลกเปลี่ยน โดยแบบจำลอง ARIMA ศึกษาความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินบาทของไทยต่อสกุลเงินดอลลาร์ของสหรัฐอเมริกา ซึ่งใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินบาทของไทยต่อสกุลเงินดอลลาร์ของสหรัฐอเมริกาแบบปิดรายวัน ใช้ข้อมูลรายวัน ตั้งแต่วันที่ 28 เดือนมีนาคม พ.ศ. 2546 ถึงวันที่ 28 เดือนมีนาคม พ.ศ. 2551 จำนวน 1,261 ข้อมูล ปรากฏว่า แบบจำลองที่มีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้พยากรณ์คือแบบจำลอง ARIMA (1,0,3)

อัครพงศ์ อันทอง และปวีณา คำพุกกะ (2552, หน้า 196-214) ได้พยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยโดยใช้แบบจำลอง SARIMA Intervention ได้สร้างสมการพยากรณ์สำหรับการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยตั้งแต่ปี พ.ศ. 2550-2554 โดยใช้ข้อมูลรายเดือน ระหว่างเดือนมกราคม พ.ศ. 2528 ถึง

ธันวาคม พ.ศ. 2548 ซึ่งให้เห็นว่า ในปี พ.ศ. 2550–2554 ประเทศไทยจะมีนักท่องเที่ยวต่างชาติเข้ามาท่องเที่ยวประมาณ 14, 14, 15, 16 และ 17 ล้านคน ตามลำดับ

นิฉา แก้วหาหงษ์ (2556, หน้า 578-593) ได้เปรียบเทียบตัวแบบ Pegels ตัวแบบ ARIMA และตัวแบบผสม Pegels-ARIMA ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลอนุกรมเวลามูลค่าการส่งออกมะม่วงของประเทศไทย ซึ่งแบ่งการพยากรณ์เป็น 2 ช่วงเวลา คือ การพยากรณ์ข้อมูลในอดีต ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2555 จำนวน 120 เดือน เพื่อคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละตัวแบบพยากรณ์ทั้ง 3 ตัวแบบ และการพยากรณ์ล่วงหน้า ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2556 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2556 จำนวน 5 เดือน จากการศึกษา ปรากฏว่า ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์มูลค่าการส่งออกมะม่วงของประเทศไทย คือ ตัวแบบผสม Pegels-ARIMA โดยตัวแบบที่ได้มีค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ล่วงหน้าเมื่อวัดด้วยค่าสถิติ U_1 ของ Theil ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.05753 และค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์มีสมบัติตามทฤษฎี กล่าวคือ มีการแจกแจงแบบปกติ ไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง มีค่าเฉลี่ยไม่แตกต่างจากศูนย์ มีความแปรปรวนคงที่ และตัวแบบที่ได้มีความเหมาะสมเมื่อทดสอบด้วยสถิติ Q ของ Box-Ljung

ปิยพล ไพจิตร (2556, หน้า 1-55) ได้ศึกษาสูตรสำเร็จสำหรับค่าความยาววิ่งเฉลี่ยของกระบวนการ SARMA และ SARIMA สำหรับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ถ่วงน้ำหนักแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล เมื่อกระบวนการอยู่ในรูปแบบอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติไม่ Stationary และค่าความเคลื่อนมีการแจกแจงเอ็กซ์โพเนนเชียล ผลการวิจัย ปรากฏว่า ผลลัพธ์ของค่า ARL ที่ได้จากสูตรสำเร็จมีค่าใกล้เคียงกับวิธีสมการปริพันธ์เชิงตัวเลข (Numerical Integral Equation: IE) โดยใช้วิธีการประมาณค่าแบบเกาส์ (Gauss Quadrature) นอกจากนี้ผลลัพธ์ที่ได้จากสูตรสำเร็จใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าวิธีสมการปริพันธ์เชิงตัวเลข

Fan, Shan, Cao, and Li (2009, pp. 156-163) ได้พยากรณ์มูลค่าการผลิตของอุตสาหกรรมอันดับที่ 3 ของประเทศจีนโดยใช้ตัวแบบ ARIMAX โดยศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างมูลค่าของธุรกิจอสังหาริมทรัพย์ (X_t) และมูลค่าการผลิตของอุตสาหกรรมอันดับที่ 3 (Y_t) การวิจัยนี้ใช้ข้อมูลทุติยภูมิรายปี ตั้งแต่ปี ค.ศ. 1978 ถึงปี ค.ศ. 2007 จำนวน 29 ปี จากการศึกษา ปรากฏว่า ตัวแบบ ARIMAX ที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์มูลค่าการผลิตของอุตสาหกรรมอันดับที่ 3 ของประเทศจีน คือ ARIMAX (2,1,2) เป็นตัวแบบที่ได้ให้ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) น้อยที่สุด

Demir and Ozsoy (2014, pp. 90-103) ได้พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของรัฐจอร์เจีย โดยใช้ตัวแบบ SARIMA เปรียบเทียบกับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการวางแผนกลยุทธ์ ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลทุติยภูมิประกอบด้วยความต้องการใช้ไฟฟ้ารายเดือนปี ค.ศ. 2007-2012 เป็นข้อมูลสำหรับการฝึกอบรม และข้อมูลปี ค.ศ. 2013 เป็นข้อมูลสำหรับการตรวจสอบ มีวัตถุประสงค์เพื่อ การหาตัวแบบที่ดีในการดำเนินการพยากรณ์เพื่อที่จะกำหนดความต้องการใช้ไฟฟ้าของรัฐจอร์เจียในอนาคต โดยใช้ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเครือข่ายประสาทหลายชั้น (Multilayer Perceptron) ผลการศึกษา ปรากฏว่า ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ให้ค่า MAPE และ MAE เท่ากับ 1.82 และ 14.731 ตามลำดับ ตัวแบบ SARIMA ให้

ค่า MAPE และ MAE เท่ากับ 3.86 และ 31.157 ตามลำดับ เห็นได้ว่า ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเครือข่ายประสาทหลายชั้น (Multilayer Perceptron) ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าตัวแบบ SARIMA

Jeong et al. (2014, pp. 71-79) ได้ศึกษาการกำหนดงบประมาณค่าใช้จ่ายปริมาณการใช้ไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกทางการศึกษาในประเทศเกาหลีใต้ โดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA กับตัวแบบ ANN ผลการศึกษา ปรากฏว่า ตัวแบบมีค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ล่วงหน้าเมื่อวัดด้วยค่า MAPE เท่ากับ ร้อยละ 0.11-0.24 และการกำหนดงบประมาณค่าใช้จ่ายปริมาณการใช้ไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกทางการศึกษา มีค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย เท่ากับ ร้อยละ 1.23-1.84

Zhang et al. (2015, pp. 101-106) ได้พยากรณ์อัตราการเสียชีวิตจากการบาดเจ็บของการจราจรบนถนนในประเทศจีน โดยใช้ตัวแบบ SARIMA ใช้ข้อมูลจากปี ค.ศ. 2000 ถึงปี ค.ศ. 2011 พยากรณ์การเสียชีวิตการจราจรบนถนนรายเดือนในปี 2012 ได้รูปแบบ SARIMA (1,1,1) (0,1,1)₁₂ เหมาะสมที่สุด

Cui, Wei, Mu, and Peng (2016) ได้วิจัยเรื่อง ตัวแบบ SARIMA ที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดไฟฟ้าในระยะกลาง องค์ประกอบตามฤดูกาลเป็นปัจจัยสำคัญในการสร้างแบบจำลองอนุกรมเวลาระยะปานกลาง งานวิจัยนี้ใช้รูปแบบตามฤดูกาล ARIMA แต่พารามิเตอร์ของ SAR และ SMA เพื่อแก้ไขปัญหาจึงผสมอนุกรมเวลาด้วยตัวกรอง HP เพื่อลดความผิดพลาดที่เกิดจากการทำงานร่วมกันระหว่างองค์ประกอบแนวโน้มและองค์ประกอบตามฤดูกาล มีวัตถุประสงค์คือ การพัฒนาตัวแบบ SARIMA ตัวกรอง HP ในงานวิจัยนี้ ตัวกรอง HP ถูกนำมาใช้สำหรับปรับข้อมูลลำดับ ดังนั้น ลำดับเดิมจะถูกแยกส่วนประกอบลำดับเวลาที่มีแนวโน้มที่แตกต่างกันและร่วมกัน ข้อมูลที่ใช้ คือ โหลดใช้ไฟฟ้ารายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 2004 ถึงเดือนธันวาคม ค.ศ. 2014 เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนพฤศจิกายน ค.ศ. 2014 ผลปรากฏว่าวิธีการที่มีกรอง HP สามารถลดความผิดพลาดที่เกิดจากการทำงานร่วมกันระหว่างองค์ประกอบแนวโน้มและองค์ประกอบตามฤดูกาล โดยมีค่า RMES = 2.34 ค่า MAPE = 1.82 และค่า MAE = 84.29

Arunraj, Ahrens, and Fernandes (2016, pp. 1-21) ได้ทำการวิจัยเรื่อง การพยากรณ์ยอดขายรายวันในอุตสาหกรรมการค้าปลีกอาหาร โดยประยุกต์ใช้แบบจำลอง SARIMAX การพยากรณ์การขายที่ไม่ถูกต้องนำไปสู่การสั่งซื้อผลิตภัณฑ์ที่ไม่เหมาะสม ความต้องการรายวันสำหรับผลิตภัณฑ์อาหารสดจะได้รับผลกระทบจากปัจจัยภายนอก เช่น ฤดูกาลการลดราคา และวันหยุด เพื่อที่จะลดความซับซ้อนและความไม่ถูกต้องนี้ การพยากรณ์ยอดขายควรพิจารณาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความต้องการทั้งหมดที่เป็นไปได้ การศึกษามีวัตถุประสงค์ เพื่อพัฒนาแบบจำลองอัตราการเคลื่อนที่แบบบูรณาการตามฤดูกาลด้วยตัวแปรภายนอก (SARIMAX) ซึ่งจะพิจารณาถึงผลกระทบทั้งหมดที่เกิดจากปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความต้องการ เพื่อพยากรณ์ยอดขายของอาหารประจำวันที่น่าเสียดายในร้านค้าปลีก ผลปรากฏว่า แบบจำลอง SARIMAX ให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำช่วยลดขยะที่เกิดจากอาหารในภาคการค้าปลีกอาหาร

Vagropoulos et al. (2016, pp. 1-6) ได้เปรียบเทียบการพยากรณ์การผลิตกระแสไฟฟ้าระบบโซลาร์เซลล์จากพืช (PV) ของ 4 ตัวแบบ ได้แก่ ตัวแบบ SARIMA ตัวแบบ SARIMAX ตัวแบบ SARIMA ปรับใหม่ และโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ทำการเปรียบเทียบปัจจัยภายนอกที่มีผลต่ออนุกรมเวลา และทำการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ SARIMAX ปรากฏว่า ตัวแบบ SARIMAX ให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่วัดด้วย NRMSE ต่ำกว่าตัวแบบอื่น

Phuthomdee et al. (2018, p. 58) ได้ทำการวิจัยเรื่อง การพยากรณ์ไข้เลือดออกโดยใช้ตัวแบบ SARIMA เพื่อพยากรณ์อุบัติการณ์ของโรคไข้เลือดออกในประเทศไทย ซึ่งไข้เลือดออกเป็นปัญหาทางสาธารณสุขที่สำคัญในประเทศเขตร้อนของโลก ตัวแบบ SARIMA เป็นวิธีที่นิยมใช้ในการคาดการณ์อุบัติการณ์ของโรคไข้เลือดออก การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ กำหนดตัวแบบที่เหมาะสมในการคาดการณ์อุบัติการณ์ของโรคไข้เลือดออก โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับ Box-Jenkins ใช้ข้อมูลย้อนหลังตั้งแต่ปี พ.ศ. 2549-2558 ตรวจสอบความถูกต้องด้วยเกณฑ์ข้อมูลของ Akaike (AIC), เกณฑ์ข้อมูลของเบส์ (BIC) และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ผลการวิจัยปรากฏว่า SARIMA (6,0,3) (0,1,1)₅₂ เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดที่สอดคล้องกับข้อมูลจริง มีค่า AIC เท่ากับ 3827.60 BIC เท่ากับ 3873.30 และค่า RMSE เท่ากับ 0.8420

จากการศึกษาสามารถสรุปได้ว่า การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX มีการนำไปใช้ในด้านต่าง ๆ อย่างแพร่หลาย สามารถนำไปใช้กับข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวทุกประเภท ใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าได้ใกล้เคียงกับข้อมูลจริง โดยปัจจัยที่มีผลต่อปริมาณการใช้ไฟฟ้าประกอบด้วย อิทธิพลของฤดูกาล จำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนเครื่องปรับอากาศ โดยนำตัวแปรเหล่านี้ไปใช้พยากรณ์ร่วมกับตัวแบบอนุกรมเวลา

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) วิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2555-2560 2) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ในปี พ.ศ. 2555-2560 ระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX และ 3) พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565 โดยมีวิธีดำเนินการวิจัย ดังนี้

ระยะที่ 1 แบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอน ดังนี้

เก็บรวบรวมข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้า จำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนเครื่องปรับอากาศของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ตรวจสอบคุณสมบัติ Stationary ของข้อมูล วิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA ในปี พ.ศ. 2555-2560 วิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560

ระยะที่ 2 พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565

ระยะที่ 1 แบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอน ดังนี้

1. เก็บรวบรวมข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้า จำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนเครื่องปรับอากาศของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

ผู้วิจัยขอความอนุเคราะห์ใช้ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา จำนวน 72 เดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จากสำนักการศึกษาเมืองพัทยา ฝ่ายบริหารงานทั่วไป และข้อมูลจำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนเครื่องปรับอากาศ จากโรงเรียนในสังกัดเมืองทั้งหมด 11 โรงเรียน ได้แก่ โรงเรียนเมืองพัทยา 1 (เชิงพิศยบุตรราษฎร์บำเพ็ญ) โรงเรียนเมืองพัทยา 2 (เจริญราษฎร์อุทิศ) โรงเรียนเมืองพัทยา 3 (วัดสว่างฟ้าพัฒนาราม) โรงเรียนเมืองพัทยา 4 (วัดหนองใหญ่) โรงเรียนเมืองพัทยา 5 (บ้านเนินพัทยายาเหนือ) โรงเรียนเมืองพัทยา 6 (วัดธรรมสามัคคี) โรงเรียนเมืองพัทยา 7 (บ้านหนองพังแค) โรงเรียนเมืองพัทยา 8 (พัทยานุกูล) โรงเรียนเมืองพัทยา 9 (วัดโพธิสัมพันธ์) โรงเรียนเมืองพัทยา 10 (บ้านเกาะล้าน) และโรงเรียนเมืองพัทยา 11 (มัธยมสาธิตพัทยา)

2. ตรวจสอบคุณสมบัติ Stationary ของข้อมูล

ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบสโตแคสติก อนุกรมเวลาต้องมีสมบัติ Stationary กล่าวคือ ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของกระบวนการมีค่าคงที่ทุกหน่วยเวลา t ใด ๆ ให้

$Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_s}$ แทนตัวแปรเวลาที่ t_1, t_2, \dots, t_s และ $Z_{t_{1+k}}, Z_{t_{2+k}}, \dots, Z_{t_{s+k}}$ เมื่อ k แทนจำนวนจริงใด ๆ แทนตัวแปรเวลาที่ $t_{1+k}, t_{2+k}, \dots, t_{s+k}$ แล้ว Stationary คือ กระบวนการที่มีการแจกแจงร่วมของตัวแปร $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_s}$ เป็นการแจกแจงเดียวกับการแจกแจงร่วมของตัวแปร $Z_{t_{1+k}}, Z_{t_{2+k}}, \dots, Z_{t_{s+k}}$ จะได้ว่าค่าเฉลี่ยของตัวแปร Z_t คือ $E(Z_t) = \mu$ และความแปรปรวนของตัวแปร Z_t คือ $Var(Z_t) = \sigma^2$ สำหรับทุกค่าหน่วยเวลา t ที่มีค่าคงที่ และค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance) ระหว่าง Z_{t_1} และ Z_{t_2} มีค่าเท่ากับ ความแปรปรวนร่วมระหว่าง $Z_{t_{1+k}}$ และ $Z_{t_{2+k}}$ สามารถเขียนเป็นสัญลักษณ์เป็น $Cov(Z_{t_1}, Z_{t_2}) = Cov(Z_{t_{1+k}}, Z_{t_{2+k}})$ ที่เวลา t_1, t_2 ที่ k ใด ๆ เมื่อพิจารณาความแปรปรวนร่วมระหว่าง 2 คาบเวลาใด ๆ จะได้ $Cov(Z_t, Z_{t+k}) = \dots = Cov(Z_{t-k}, Z_{t-k-k})$ ที่เวลาที่ t, s และ k ใด ๆ กล่าวคือ กระบวนการมีคุณสมบัติ Stationary การแจกแจงร่วมระหว่าง Z_t และ Z_{t+k} ขึ้นอยู่กับคาบเวลา t และขึ้นอยู่กับระยะห่างของช่วงเวลา k หน่วย (Lag k) สรุปได้ว่า อนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติ Stationary เป็นอนุกรมเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงรอบค่าเฉลี่ย โดยมีความแปรปรวนคงที่ สำหรับอนุกรมเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงรอบค่าเฉลี่ยไม่คงที่ และความแปรปรวนของอนุกรมเวลาไม่คงที่ เรียกว่า อนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติไม่ Stationary (Nonstationary)

3. วิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA ในปี พ.ศ. 2555-2560

ขั้นตอนนี้เป็นการศึกษาปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA การวิจัยนี้จะพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนย้อนหลัง 6 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 72 เดือน ด้วยโปรแกรม Minitab รายละเอียด ดังนี้

1. ประชากรที่ศึกษา

ตัวแปรที่ศึกษา ดังนี้

- 1.1 ตัวแปรอิสระ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2555-2560 เวลาเป็นรายเดือน
- 1.2 ตัวแปรตาม ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2555-2560

2. กลุ่มตัวอย่าง เป็นข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 72 เดือน

4. วิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560

ขั้นตอนนี้เป็นการศึกษาปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMAX การวิจัยนี้จะพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนย้อนหลัง 6 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 72 เดือน รายละเอียด ดังนี้

1. ประชากรที่ศึกษา

ตัวแปรที่ศึกษา ดังนี้

- 1.1 ตัวแปรอิสระ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ.

2555-2560 เวลาเป็นรายเดือน จำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนเครื่องปรับอากาศ

1.2 ตัวแปรตาม ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2555-2560

1. กลุ่มตัวอย่าง เป็นข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 72 เดือน

5. เปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560

สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนล่วงหน้า ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 จำนวน 60 เดือน ด้วยข้อมูลตัวแปรนำเข้าย้อนหลัง จำนวน 72 เดือน แล้วจึงทำการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนล่วงหน้า ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX แล้วหาค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ว่าการพยากรณ์มีค่าความคลาดเคลื่อนเป็นร้อยละเท่าใด เมื่อได้ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 เพื่อใช้ในการสรุปว่า การพยากรณ์มีความแม่นยำเพียงพอหรือไม่ จึงอาศัยแนวทางการศึกษาของ Jeong et al. (2014, pp. 71-79) ที่ให้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย อยู่ระหว่างร้อยละ 6 ถึงร้อยละ 10 และจากการพัฒนาของ Lewis ในปี ค.ศ. 1982 (Puah et al., 2016, pp. 269-283) โดยตัวแบบการพยากรณ์ที่ให้ค่า RMSE น้อยที่สุด ค่า MAPE ไม่เกินร้อยละ 10 และค่า R^2 มากกว่าร้อยละ 80 ถือว่าตัวแบบนั้นพยากรณ์ได้ดีกว่า ตัวแบบที่ให้ค่า RMSE มากที่สุด ค่า MAPE มากกว่าร้อยละ 10 และ R^2 น้อยกว่าร้อยละ 80 ดังนั้นการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาด้วยตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ให้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยไม่เกินร้อยละ 10 เป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้

ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |PE|}{n}$$

ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}}$$

ค่า RMSE มีค่าน้อยที่สุด แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์ที่ได้มานั้นจะมีความแม่นยำมากที่สุด

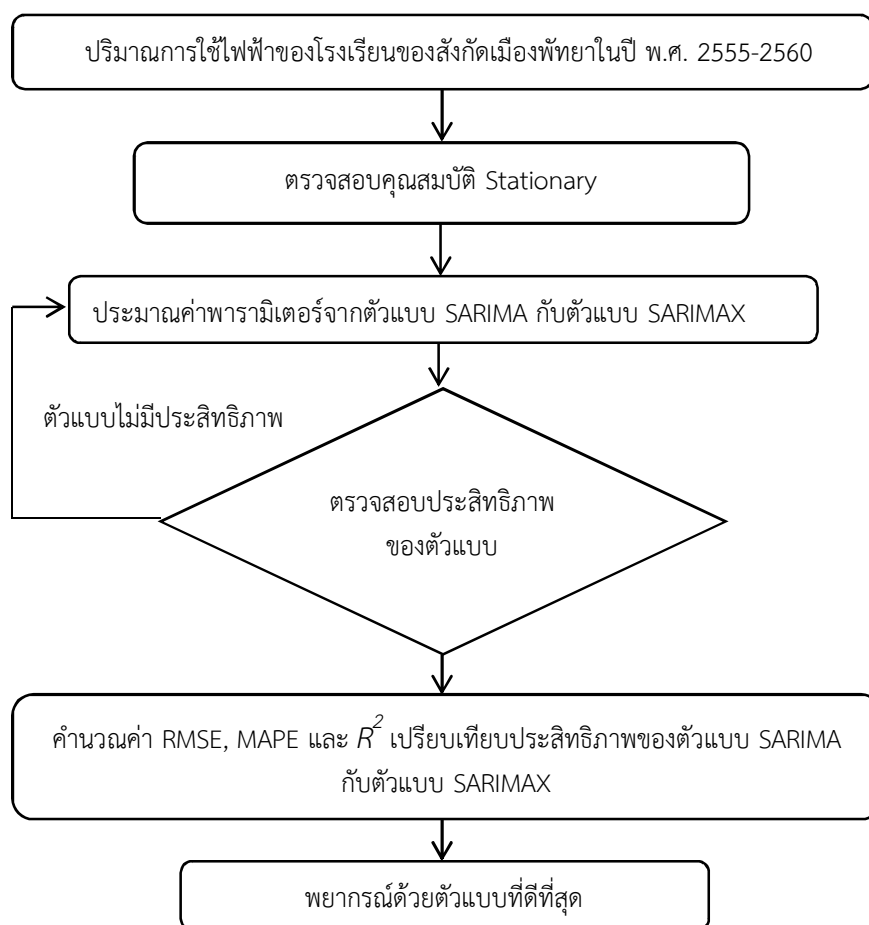
ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (Coefficient of Determination: R^2)

$$R^2 = \frac{b \cdot S_{XY}}{S_{YY}} = r^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

ร้อยละ 0 แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์ที่ได้มานั้น ไม่สามารถอธิบายความผันแปรของค่าตัวแปรตอบสนองที่กระจายรอบค่าเฉลี่ยได้เลย

ร้อยละ 100 แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์ที่ได้มานั้น สามารถอธิบายความผันแปรของค่าตัวแปรตอบสนองที่กระจายรอบค่าเฉลี่ยได้เป็นอย่างดี โดยทั่วไปแล้ว ค่า R^2 สูง ๆ หมายความว่า ตัวแบบคณิตศาสตร์นั้นดี (เหมาะสมกับข้อมูล)

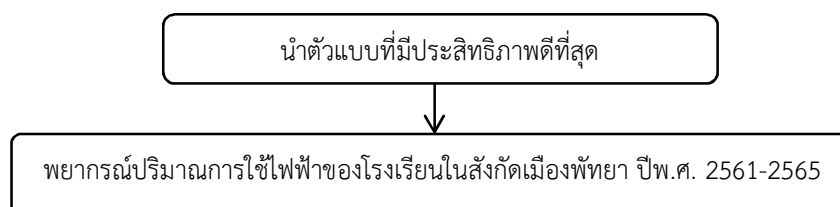
การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนสังกัดเมืองพัทยาด้วยตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ให้ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ร้อยละ 80 ระยะที่ 1 มีขั้นตอนการดำเนินงาน ดังภาพที่ 3-1



ภาพที่ 3-1 แผนภาพการจำลองข้อมูล

ระยะที่ 2 พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565

นำผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าจากระยะที่ 1 ซึ่งเป็นตัวแบบที่ดีที่สุดมาใช้ในพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ล่วงหน้า 5 ปี การวิจัยนี้จะพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 จำนวน 60 เดือน ด้วยโปรแกรม Minitab ตัวแบบที่ดีที่สุดให้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) ไม่เกินร้อยละ 10 ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) น้อย ๆ และให้ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) ร้อยละ 80 ขึ้นตอนการศึกษา ดังภาพที่ 3-2



ภาพที่ 3-2 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา จากตัวแบบที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด

บทที่ 4 ผลการวิจัย

การวิจัยเรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้
ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ผลการวิจัยนำเสนอข้อมูลเป็น 4 ระยะ ดังนี้

ระยะที่ 1 การวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ
SARIMA ในปี พ.ศ. 2555-2560

ระยะที่ 2 การวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ
SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560

ระยะที่ 3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ระหว่าง
ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560

ระยะที่ 4 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในโรงเรียนสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2561-
2565

กำหนดความหมายและสัญลักษณ์ที่ใช้ในการนำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลดังนี้

p อันดับที่ p ของกระบวนการถดถอยในตัวเองแบบ Nonseasonal

d อันดับที่ d ของการหาผลต่างแบบ Nonseasonal เพื่อทำให้อนุกรมเวลามี

คุณสมบัติ Stationary

q อันดับที่ q ของกระบวนการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบ Nonseasonal

P อันดับที่ P ของกระบวนการถดถอยในตัวเองแบบ Seasonal

D อันดับที่ D ของการหาผลต่างแบบ Seasonal เพื่อทำให้อนุกรมเวลามี

คุณสมบัติ Stationary

Q อันดับที่ Q ของกระบวนการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบ Seasonal

s จำนวนคาบเวลาของฤดูกาลใน 1 รอบ ถ้าข้อมูลเป็นรายเดือน $s = 12$

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ พารามิเตอร์แสดงสัมประสิทธิ์การถดถอยในตัวเองแบบ

Nonseasonal อันดับที่ $1, 2, \dots, p$ ตามลำดับ

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ พารามิเตอร์แสดงสัมประสิทธิ์ของการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบ

Nonseasonal อันดับที่ $1, 2, \dots, q$ ตามลำดับ

$\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_P$ พารามิเตอร์แสดงสัมประสิทธิ์การถดถอยในตัวเองแบบ Seasonal

อันดับที่ $1, 2, \dots, P$ ตามลำดับ

$\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_Q$ พารามิเตอร์แสดงสัมประสิทธิ์ของการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบ Seasonal

อันดับที่ $1, 2, \dots, Q$ ตามลำดับ

$RMSE$ ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

$MAPE$ ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

R^2 ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์

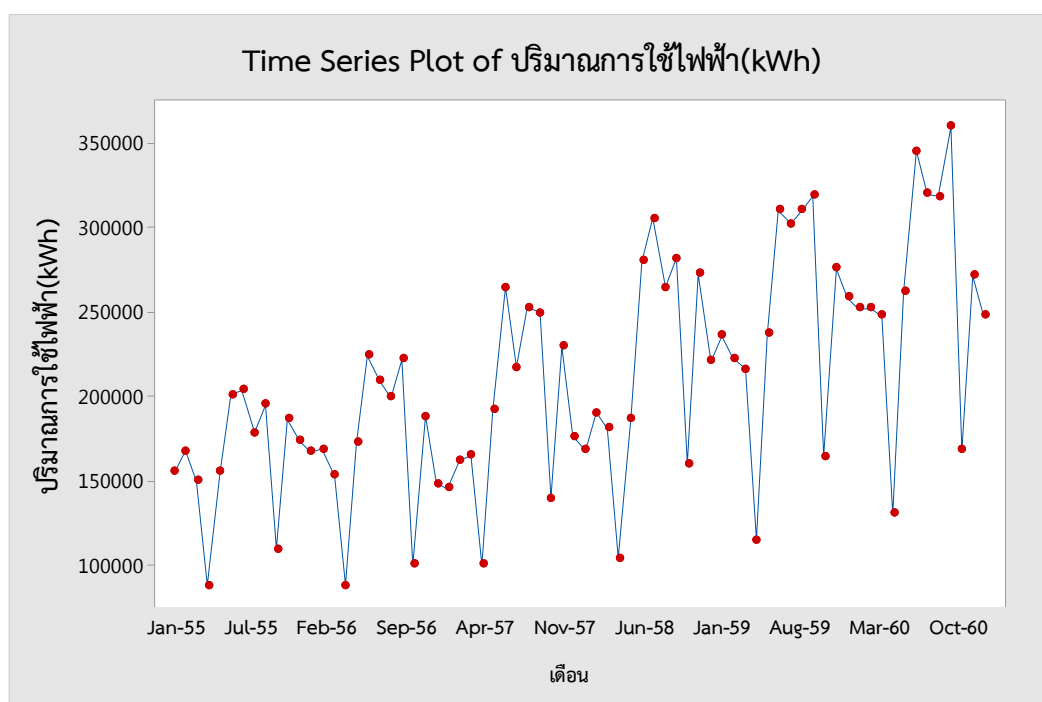
F	ค่าเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์
df	องศาอิสระ (Degree of Freedom)

ระยะที่ 1 การวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ ตัวแบบ SARIMA ในปี พ.ศ. 2555-2560

ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้
ตัวแบบ SARIMA ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 นำเสนอตามขั้นตอน
ดังนี้ 1) ผลการตรวจสอบกระบวนการนิ่งของอนุกรมเวลาโดยพิจารณาจากกราฟ ACF และกราฟ
PACF 2) ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ SARIMA และ 3) ผลการตรวจสอบความ
เหมาะสมของตัวแบบ SARIMA โดยพิจารณาจากกราฟ ACF ของค่าตกค้าง และสถิติ Q

1. ผลการตรวจสอบกระบวนการนิ่งของอนุกรมเวลาโดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ กราฟ PACF

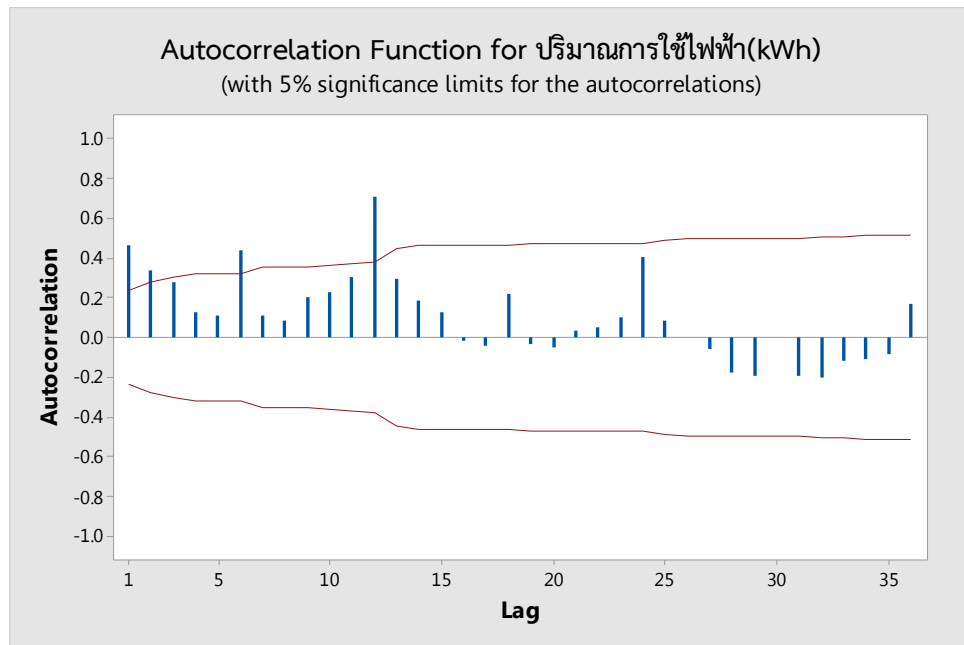
ผลการวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลเบื้องต้น แสดงดังภาพที่ 4-1



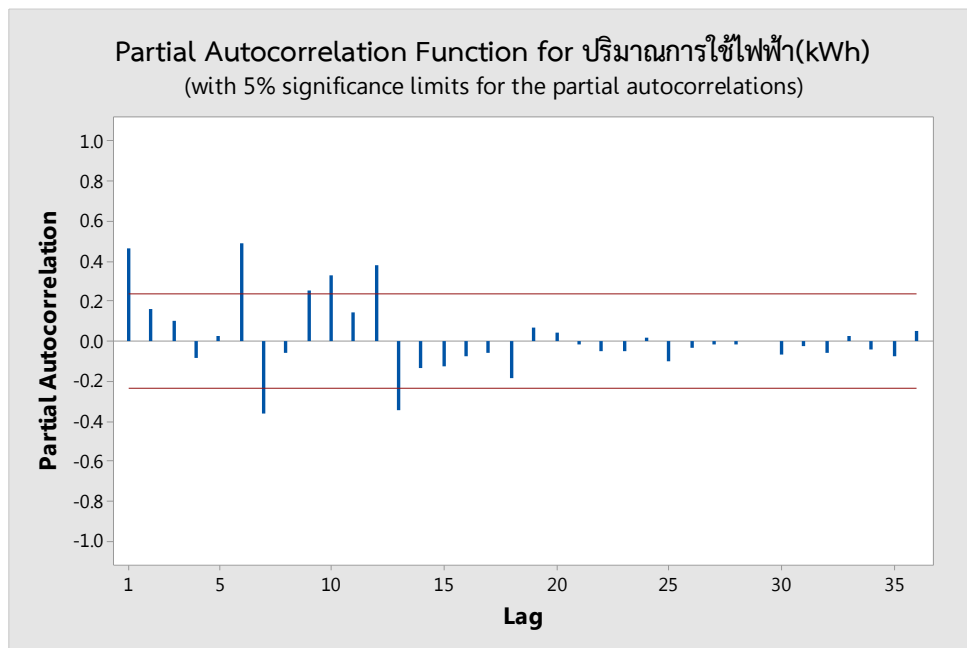
ภาพที่ 4-1 ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

จากภาพที่ 4-1 เมื่อพิจารณาจากลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา คือ ปริมาณ
การใช้ไฟฟ้ารายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 พบว่า อนุกรม
เวลาชุดนี้มีแนวโน้มที่เพิ่มขึ้น ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาจึงมี
แนวโน้มเพิ่มขึ้นเช่นกัน และมีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง ขนาดของฤดูกาลจะแปรผันตามเวลา

มีความแปรปรวนไม่คงที่ โดยช่วงที่มีปริมาณการใช้ไฟฟ้าสูงสุดคือ เดือนกันยายน และต่ำสุดคือ เดือนเมษายนของทุกปี



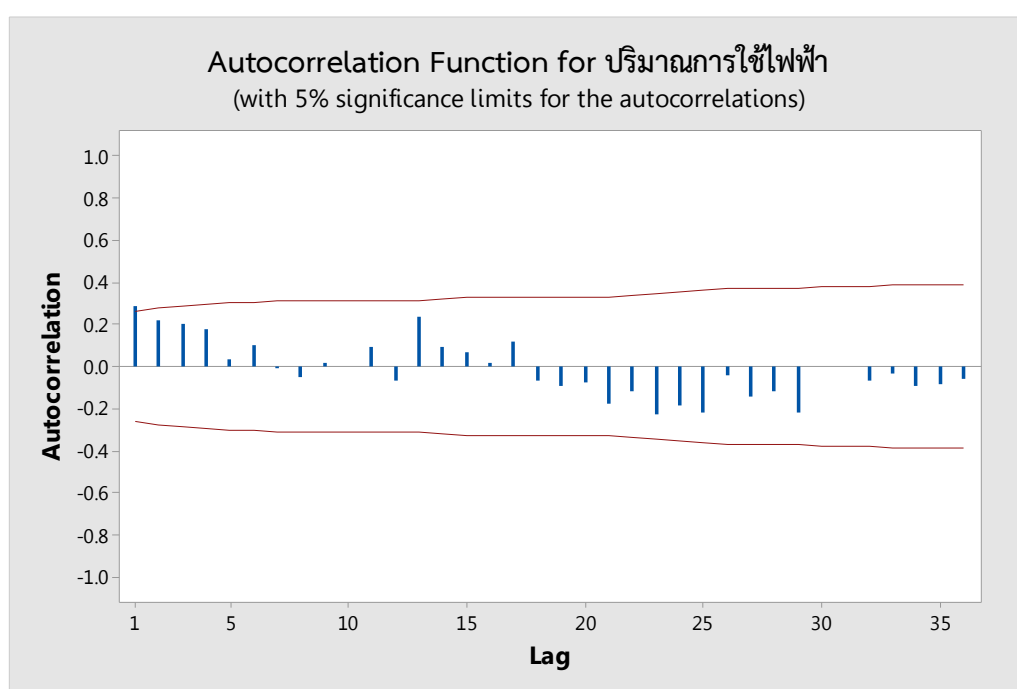
ภาพที่ 4-2 กราฟ ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา



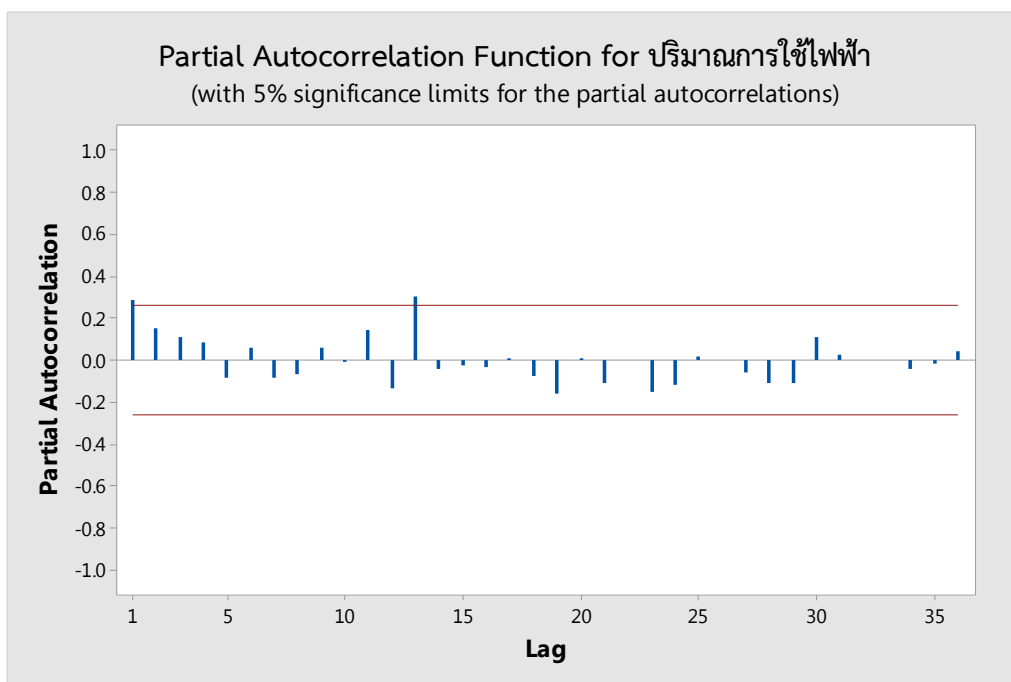
ภาพที่ 4-3 กราฟ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

ผลการตรวจสอบกระบวนการนับของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาด้วยกราฟ ACF และกราฟ PACF แสดงดังภาพที่ 4-2 และ 4-3

จากกราฟ ACF และกราฟ PACF ภาพที่ 4-2 และ 4-3 พบว่า อนุกรมเวลายังไม่คงที่ โดยสังเกตไม่เกิน 10 Lag แรก ว่า Lag ที่เท่าใดไม่ตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ซึ่งมีหลาย Lag ที่ไม่ตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ดังนั้นจึงทำการหาผลต่างอันดับที่ 1 แบบ Nonseasonal ($d=1$) และหาผลต่างอันดับที่ 1 แบบ Seasonal ($D=1$) เพื่อให้อนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยคงที่อยู่ในระดับเดียวกัน และนำไปเขียนกราฟแสดงค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (PACF) แสดงดังภาพที่ 4-4 และ 4-5



ภาพที่ 4-4 กราฟ ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา เมื่อแปลงข้อมูลด้วยผลต่าง และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1



ภาพที่ 4-5 กราฟ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา เมื่อแปลงข้อมูลด้วยผลต่าง และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1

เมื่อพิจารณากราฟ ACF และ PACF หลังการ Difference และ Seasonal Difference แล้ว พบว่า มีเพียง Lag ที่ 1 ที่ไม่ตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 จึงกำหนดให้ p , q , P และ Q เป็น 0 กับ 1 และหลังจากการ Difference และ Seasonal Difference แล้ว d กับ D จึงเท่ากับ 1 ทำให้ได้ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 15 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 ตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด

ลำดับ	ตัวแบบ
1	SARIMA (0,1,0) (0,1,1) ₁₂
2	SARIMA (0,1,0) (1,1,0) ₁₂
3	SARIMA (0,1,0) (1,1,1) ₁₂
4	SARIMA (0,1,1) (0,1,0) ₁₂
5	SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂
6	SARIMA (0,1,1) (1,1,0) ₁₂
7	SARIMA (0,1,1) (1,1,1) ₁₂
8	SARIMA (1,1,0) (0,1,0) ₁₂
9	SARIMA (1,1,0) (0,1,1) ₁₂
10	SARIMA (1,1,0) (1,1,0) ₁₂

ตารางที่ 4-1 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวแบบ
11	SARIMA (1,1,0) (1,1,1) ₁₂
12	SARIMA (1,1,1) (0,1,0) ₁₂
13	SARIMA (1,1,1) (0,1,1) ₁₂
14	SARIMA (1,1,1) (1,1,0) ₁₂
15	SARIMA (1,1,1) (1,1,1) ₁₂

2. การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ SARIMA

จากการพิจารณากราฟ ACF และ PACF หลังการ Difference และ Seasonal Difference แล้ว ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 15 ตัวแบบ ทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 15 ตัวแบบ พบว่า มี 10 ตัวแบบ ที่เหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์ คือ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (0,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,1)₁₂ และ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (1,1,1)₁₂ รายละเอียดดังตารางที่ 4-2

ตารางที่ 4-2 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ

	ค่าประมาณ	SE	t	p-value
SARIMA (0,1,0) (0,1,1) ₁₂				
SMA 12	0.7839	0.1632	4.80*	.000
Constant	-723	1623	-0.45	.658
SARIMA (0,1,0) (1,1,0) ₁₂				
SAR 12	-0.3191	0.1333	-2.404*	.020
Constant	699.355	5235.790	0.134	.894
SARIMA (0,1,0) (1,1,1) ₁₂				
SAR 12	-0.5626	0.1491	-3.77*	.000
SMA 12	0.7728	0.1657	4.66*	.000
Constant	-1631.6	931.0	-1.75	.087
SARIMA (0,1,1) (0,1,0) ₁₂				
MA 1	1.0318	0.0689	14.98*	.000
Constant	-445.8	126.2	-3.53*	.001

* $p < .05$

ตารางที่ 4-2 (ต่อ)

	ค่าประมาณ	SE	t	p-value
SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂				
MA 1	0.7433	0.1174	6.33*	.000
SMA 12	0.7908	0.1673	4.73*	.000
Constant	-709.8	429.5	-1.65	.106
SARIMA (0,1,1) (1,1,0) ₁₂				
SAR 12	-0.6994	0.1255	-5.57*	.000
MA 1	0.7623	0.1078	7.07*	.000
Constant	-1048.7	921.8	-1.14	.261
SARIMA (0,1,1) (1,1,1) ₁₂				
SAR 12	-0.4470	0.1637	-2.73*	.009
MA 1	0.6961	0.1209	5.76*	.000
SMA 12	0.7904	0.1701	4.65*	.000
Constant	-1394.0	246.5	-5.65*	.000
SARIMA (1,1,0) (0,1,0) ₁₂				
AR 1	-0.4601	0.1182	-3.896*	.000
Constant	-1872.841	4619.517	-0.405	.689
SARIMA (1,1,0) (0,1,1) ₁₂				
AR 1	-0.4863	0.1312	-3.71*	.001
SMA 12	0.7860	0.1563	5.03*	.000
Constant	-1085	1143	-0.95	.347
SARIMA (1,1,0) (1,1,1) ₁₂				
AR 1	-0.3792	0.1407	-2.69*	.010
SAR 12	-0.4657	0.1619	-2.88*	.006
SMA 12	0.7771	0.1707	4.55*	.000
Constant	-2230.9	859.5	-2.60*	.013

* $p < .05$

ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบพยากรณ์ SARIMA (0,1,0) (0,1,1)₁₂ ค่าประมาณพารามิเตอร์ Θ_1 มีค่าเท่ากับ 0.7839 (p -value = .000) ตัวแบบพยากรณ์ SARIMA (0,1,0) (1,1,0)₁₂ ค่าประมาณพารามิเตอร์ Φ_1 มีค่าเท่ากับ -0.3191 (p -value = .020) ตัวแบบพยากรณ์ SARIMA (0,1,0) (1,1,1)₁₂ ค่าประมาณพารามิเตอร์ Φ_1 มีค่าเท่ากับ -0.5626 (p -value = .000) พารามิเตอร์ Θ_1 มีค่าเท่ากับ 0.7728 (p -value = .000) ตัวแบบพยากรณ์ SARIMA (0,1,1) (0,1,0)₁₂ ค่าประมาณพารามิเตอร์ θ_1 มีค่าเท่ากับ 1.0318

(p -value = .000) ตัวแบบพยากรณ์ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ค่าประมาณพารามิเตอร์ θ_1 มีค่าเท่ากับ 0.7433 (p -value = .000) พารามิเตอร์ Θ_1 มีค่าเท่ากับ 0.7908 (p -value = .000) ตัวแบบพยากรณ์ SARIMA (0,1,1) (1,1,0)₁₂ ค่าประมาณพารามิเตอร์ Φ_1 มีค่าเท่ากับ -0.6994 (p -value = .000) พารามิเตอร์ θ_1 มีค่าเท่ากับ 0.7623 (p -value = .000) ตัวแบบพยากรณ์ SARIMA (0,1,1) (1,1,1)₁₂ ค่าประมาณพารามิเตอร์ Φ_1 มีค่าเท่ากับ 0.4470 (p -value = .009) พารามิเตอร์ θ_1 มีค่าเท่ากับ 0.6961 (p -value = .000) พารามิเตอร์ Θ_1 มีค่าเท่ากับ 0.7904 (p -value = .000) ตัวแบบพยากรณ์ SARIMA (1,1,0) (0,1,0)₁₂ ค่าประมาณพารามิเตอร์ ϕ_1 มีค่าเท่ากับ -0.4601 (p -value = .000) ตัวแบบพยากรณ์ SARIMA (1,1,0) (0,1,1)₁₂ ค่าประมาณพารามิเตอร์ ϕ_1 มีค่าเท่ากับ -0.4863 (p -value = .001) พารามิเตอร์ Θ_1 มีค่าเท่ากับ 0.7860 (p -value = .000) ตัวแบบพยากรณ์ SARIMA (1,1,0) (1,1,1)₁₂ ค่าประมาณพารามิเตอร์ ϕ_1 มีค่าเท่ากับ -0.3792 (p -value = .000) พารามิเตอร์ Φ_1 มีค่าเท่ากับ -0.4657 (p -value = .006) พารามิเตอร์ Θ_1 มีค่าเท่ากับ 0.7771 (p -value = .000)

ตารางที่ 4-3 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

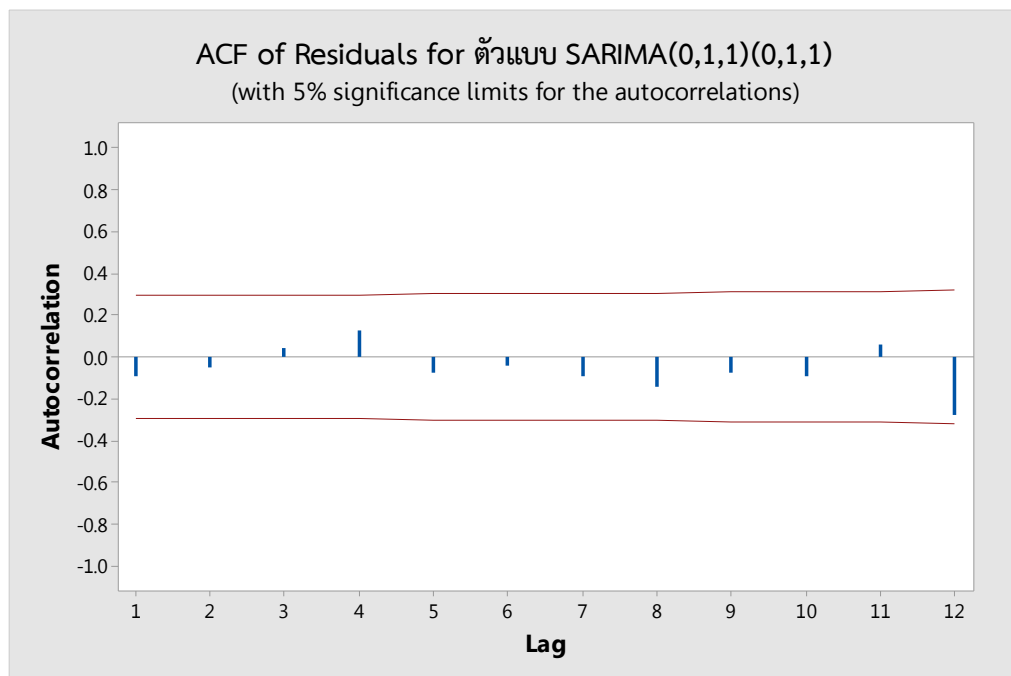
ตัวแบบ	RMSE	MAPE	R^2	Normalized BIC
SARIMA (0,1,0) (0,1,1) ₁₂	23598.641	8.679	0.878	20.345
SARIMA (0,1,0) (1,1,0) ₁₂	23751.708	8.652	0.876	20.358
SARIMA (0,1,0) (1,1,1) ₁₂	23783.929	8.666	0.878	20.430
SARIMA (0,1,1) (0,1,0) ₁₂	20401.799	7.922	0.909	20.093
SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂	20091.242	7.903	0.913	20.054
SARIMA (0,1,1) (1,1,0) ₁₂	20260.424	7.934	0.912	20.170
SARIMA (0,1,1) (1,1,1) ₁₂	20171.470	7.921	0.912	20.109
SARIMA (1,1,0) (0,1,0) ₁₂	22306.678	8.182	0.891	20.233
SARIMA (1,1,0) (0,1,1) ₁₂	21675.028	8.226	0.899	20.244
SARIMA (1,1,0) (1,1,1) ₁₂	21857.555	8.225	0.899	20.330

จากตารางที่ 4-3 พบว่า ค่าประมาณพารามิเตอร์ของทั้ง 10 ตัวแบบ มีค่าไม่เท่ากับ 0 นั้นหมายความว่า ค่าพารามิเตอร์ของทั้ง 10 ตัวแบบมีความเหมาะสม และเมื่อเปรียบเทียบค่า RMSE ค่า MAPE และค่า BIC ของทั้ง 10 ตัวแบบ พบว่า ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 20091.242 ค่า MAPE เท่ากับ 7.903 และค่า BIC เท่ากับ 20.054 มีค่าน้อยกว่า ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (0,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 23598.641 ค่า MAPE เท่ากับ 8.679 และค่า BIC เท่ากับ 20.345 ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,0)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 23751.708 ค่า MAPE เท่ากับ 8.652 และค่า BIC เท่ากับ 20.358 ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 23783.929 ค่า MAPE เท่ากับ 8.666 และค่า BIC เท่ากับ 20.430 ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,0)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 20401.799 ค่า MAPE เท่ากับ 7.922 และค่า BIC เท่ากับ 20.093 ตัวแบบ

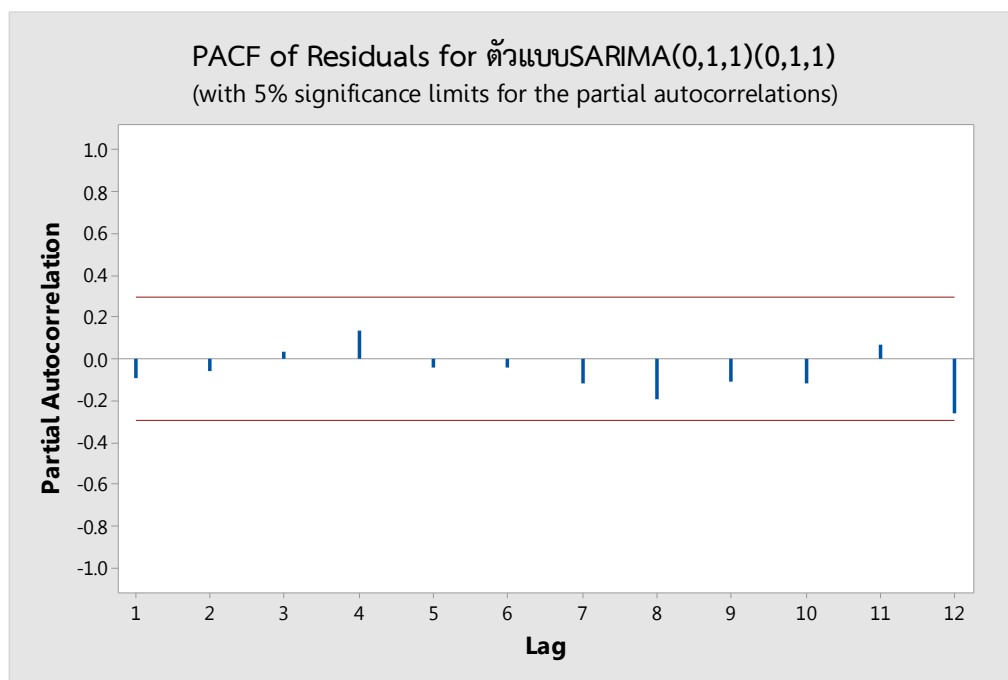
SARIMA (0,1,1) (1,1,0)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 20260.424 ค่า MAPE เท่ากับ 7.934 และค่า BIC เท่ากับ 20.170 ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 20171.470 ค่า MAPE เท่ากับ 7.921 และค่า BIC เท่ากับ 20.109 ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,0)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 22306.678 ค่า MAPE เท่ากับ 8.182 และค่า BIC เท่ากับ 20.233 ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 21675.028 ค่า MAPE เท่ากับ 8.226 และค่า BIC เท่ากับ 20.244 และตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (1,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 21857.555 ค่า MAPE เท่ากับ 8.225 และค่า BIC เท่ากับ 20.330 ทั้ง 3 ค่า และตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ให้ค่า R^2 เท่ากับ 0.913 มีค่ามากกว่า ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (0,1,1)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.878 ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,0)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.876 ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,1)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.878 ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,0)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.909 ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,0)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.912 ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,1)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.912 ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,0)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.891 ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,1)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.899 และตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (1,1,1)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.899 ดังนั้น ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ สามารถพยากรณ์ได้ดีกว่า

3. ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA โดยพิจารณาจากกราฟ ACF ของค่าตกค้าง และสถิติ Q

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ แสดงดังภาพที่ 4-6, 4-7 และตารางที่ 4-4



ภาพที่ 4-6 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ด้วยกราฟ ACF



ภาพที่ 4-7 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ด้วยกราฟ PACF

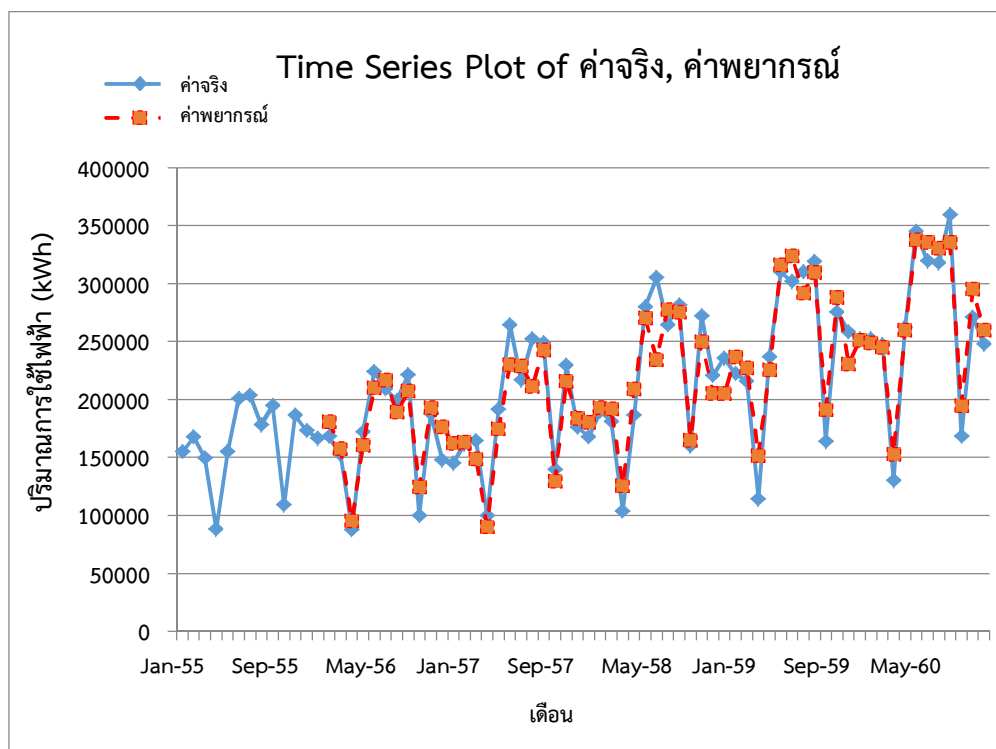
ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ เมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov $Z = 0.069$, p -value = .150) จากภาพที่ 4-6 และ 4-7 พบว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ในตัวเองและสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 แสดงว่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน (RunsTest: $Z = -1.443$, p -value = .149) มีค่าเฉลี่ย เท่ากับ ศูนย์ ($t = 0.020$, p -value = .984) และมีความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา (Levene Statistic = 0.630, p -value = .643) ดังนั้นตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีความเหมาะสม

ตารางที่ 4-4 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ด้วยสถิติทดสอบ Q

Lag	12	24	36
Chi-Square	10.0	23.2	31.1
df	9	21	33
p-value	.354	.336	.563

ผลการตรวจสอบตัวแบบแสดงให้เห็นว่า ค่าสถิติทดสอบ Q_{12} มีค่าเท่ากับ 10.0 (p -value = .354) ค่าสถิติทดสอบ Q_{24} มีค่าเท่ากับ 23.2 (p -value = .336) ค่าสถิติทดสอบ Q_{36} มีค่าเท่ากับ 31.1 (p -value = .563) สรุปว่าตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีความเหมาะสม

สำหรับนำไปใช้ในการพยากรณ์ เนื่องจากค่า p -value $> .05$ ทุกช่วงเวลา (Lag)
ผลการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ แสดงดังภาพที่ 4-8



ภาพที่ 4-8 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเปรียบเทียบกับค่าจริงด้วยตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂

เมื่อนำค่าจริงมาทำการเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 ที่ได้จากตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ แสดงให้เห็นว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์มีความใกล้เคียงกัน และสมการตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE เท่ากับ 7.903 ค่า RMSE เท่ากับ 20091.242 และมีค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) เท่ากับ ร้อยละ 91.3

ระยะที่ 2 การวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560

นำตัวแบบที่เหมาะสมทั้ง 10 ตัวแบบ จากการพิจารณารูป ACF และ PACF หลังการ Difference และ Seasonal difference แล้วทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยตัวแบบ SARIMA ทั้ง 10 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (0,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,1)₁₂ และตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (1,1,1)₁₂ รายละเอียดดังตารางที่ 4-2

ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,1)₁₂ และตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (1,1,1)₁₂ รายละเอียดดังตารางที่ 4-2 มาหาค่าประมาณพารามิเตอร์ของทั้ง 10 ตัวแบบด้วยตัวแบบ SARIMAX โดยเพิ่มตัวแปรอิสระที่นอกเหนือจากปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2555-2560 เวลาเป็นรายเดือน ตัวแปรอิสระที่เพิ่ม ได้แก่ ตัวแปรจำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนเครื่องปรับอากาศ (Jeong et al., 2014, pp. 71-79)

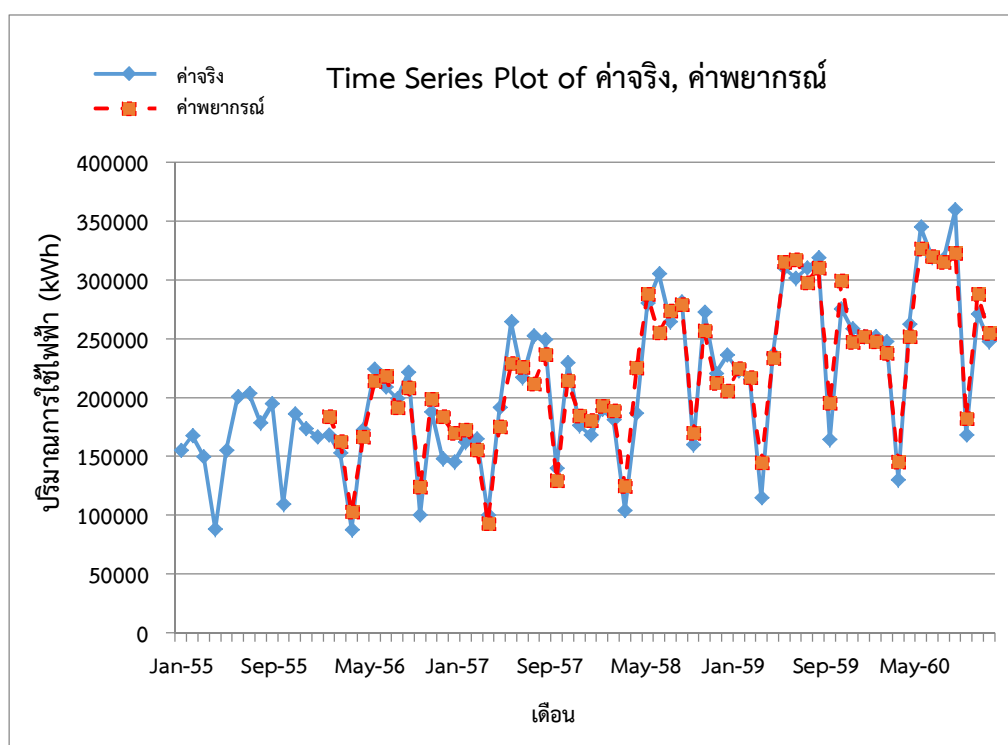
ตารางที่ 4-5 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMAX

ตัวแบบ	RMSE	MAPE	R^2	Normalized BIC
SARIMAX (0,1,0) (0,1,1) ₁₂	24834.197	8.614	0.879	20.862
SARIMAX (0,1,0) (1,1,0) ₁₂	25071.716	8.581	0.877	20.881
SARIMAX (0,1,0) (1,1,1) ₁₂	25066.712	8.607	0.880	20.950
SARIMAX (0,1,1) (0,1,0) ₁₂	20383.364	7.600	0.919	20.496
SARIMAX (0,1,1) (0,1,1) ₁₂	19978.629	7.586	0.923	20.467
SARIMAX (0,1,1) (1,1,0) ₁₂	20240.958	7.611	0.921	20.522
SARIMAX (0,1,1) (1,1,1) ₁₂	20431.066	7.338	0.922	20.610
SARIMAX (1,1,0) (0,1,0) ₁₂	22443.075	8.054	0.892	20.747
SARIMAX (1,1,0) (0,1,1) ₁₂	22825.485	8.269	0.900	20.762
SARIMAX (1,1,0) (1,1,1) ₁₂	23157.796	8.133	0.899	20.860

จากตารางที่ 4-5 พบว่า ค่าประมาณพารามิเตอร์ของทั้ง 10 ตัวแบบ มีค่าไม่เท่ากับ 0 นั้นหมายความว่า ค่าพารามิเตอร์ของทั้ง 10 ตัวแบบมีความเหมาะสม และเมื่อเปรียบเทียบค่า RMSE ค่า MAPE และค่า BIC ของทั้ง 10 ตัวแบบ พบว่า ตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 19978.629 ค่า MAPE เท่ากับ 7.586 และค่า BIC เท่ากับ 20.467 มีค่าน้อยกว่า ตัวแบบ SARIMAX (0,1,0) (0,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 24834.197 ค่า MAPE เท่ากับ 8.614 และค่า BIC เท่ากับ 20.862 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,0) (1,1,0)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 25071.716 ค่า MAPE เท่ากับ 8.581 และค่า BIC เท่ากับ 20.881 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,0) (1,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 25066.712 ค่า MAPE เท่ากับ 8.607 และค่า BIC เท่ากับ 20.950 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,0)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 20383.364 ค่า MAPE เท่ากับ 7.600 และค่า BIC เท่ากับ 20.496 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (1,1,0)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 20240.958 ค่า MAPE เท่ากับ 7.611 และค่า BIC เท่ากับ 20.522 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (1,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 20431.066 ค่า MAPE เท่ากับ 7.338 และค่า BIC เท่ากับ 20.610 ตัวแบบ SARIMAX (1,1,0) (0,1,0)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 22443.075 ค่า MAPE เท่ากับ 8.054 และค่า BIC เท่ากับ 20.747 ตัวแบบ SARIMAX (1,1,0) (0,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 22825.485 ค่า MAPE เท่ากับ 8.269 และค่า BIC เท่ากับ 20.762 และตัวแบบ SARIMAX (1,1,0) (1,1,1)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 23157.796 ค่า MAPE เท่ากับ 8.133 และค่า BIC

มากกว่า ตัวแบบ SARIMAX (0,1,0) (0,1,1)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.879 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,0) (1,1,0)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.877 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,0) (1,1,1)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.880 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,0)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.919 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (1,1,0)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.921 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (1,1,1)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.922 ตัวแบบ SARIMAX (1,1,0) (0,1,0)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.892 ตัวแบบ SARIMAX (1,1,0) (0,1,1)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.900 และตัวแบบ SARIMAX (1,1,0) (1,1,1)₁₂ ค่า R^2 เท่ากับ 0.899 ดังนั้นตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ สามารถพยากรณ์ได้ดีกว่า

ผลการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ แสดงดังภาพที่ 4-9



ภาพที่ 4-9 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเปรียบเทียบกับค่าจริงด้วยตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂

เมื่อนำค่าจริงมาทำการเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 ที่ได้จากตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ แสดงให้เห็นว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์มีความใกล้เคียงกัน และสมการตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE เท่ากับ 7.586 ค่า RMSE เท่ากับ 19978.629 และมีค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) เท่ากับ ร้อยละ 92.3

ระยะที่ 3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ระหว่าง ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ระหว่าง
ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ในปี พ.ศ. 2555-2560 แสดงดังตารางที่ 4-6
ตารางที่ 4-6 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบ

ตัวแบบ	RMSE	MAPE	R^2	F
SARIMA (0,1,1) (0,1,1) ₁₂	20091.242	7.903	0.913	1.385
SARIMAX (0,1,1) (0,1,1) ₁₂	19978.629	7.586	0.923	

ผลการเปรียบเทียบตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ปรากฏว่า ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE เท่ากับ 7.903 ค่า RMSE เท่ากับ 20091.242 ตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE เท่ากับ 7.586 ค่า RMSE เท่ากับ 19978.629 และเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ระหว่างตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ได้ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) เท่ากับ ร้อยละ 91.3 และร้อยละ 92.3 ตามลำดับ เมื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้ค่า F คำนวณ เท่ากับ 1.385 ค่า F วิกฤต เท่ากับ 2.960 และ df เท่ากับ 6, 64

$$F = \frac{(R_F^2 - R_R^2)/(p_1 - p_2)}{(1 - R_F^2)/(N - p_1 - 1)}$$

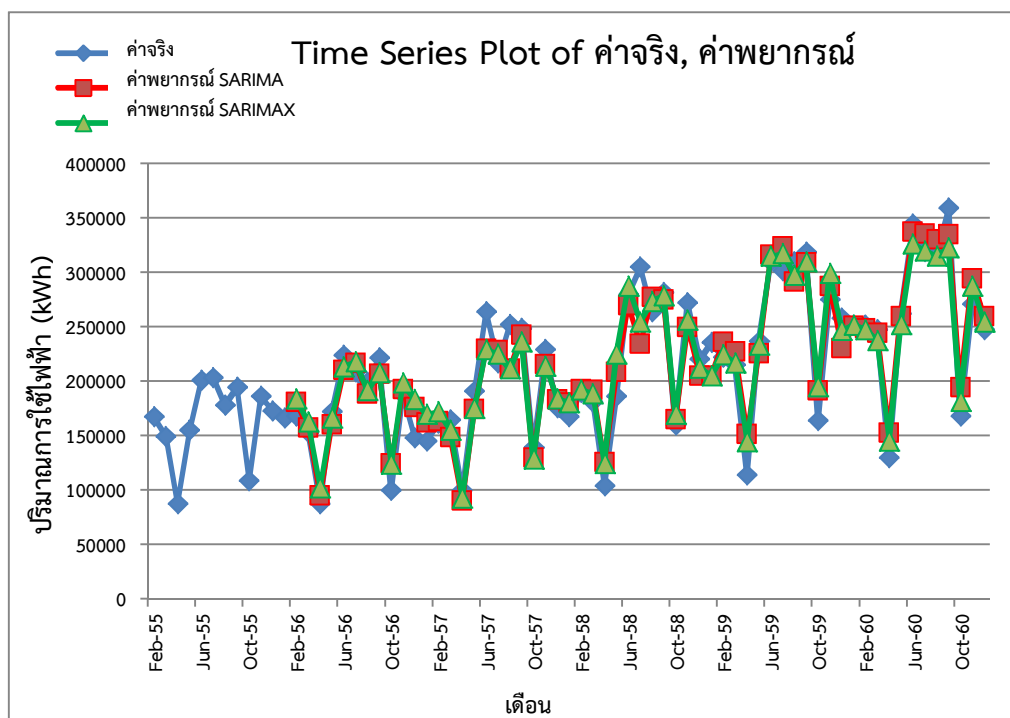
$$F = \frac{(.923 - .913)/(7 - 1)}{(1 - .923)/(72 - 7 - 1)}$$

$$F = \frac{.01/6}{.077/64}$$

$$F = 1.385$$

จึงสรุปได้ว่า ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ไม่แตกต่างกัน

การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ แสดงดังภาพที่ 4-10



ภาพที่ 4-10 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂

เมื่อนำค่าจริงมาทำการเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 ที่ได้จากตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ แสดงให้เห็นว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์มีความใกล้เคียงกัน

ตารางที่ 4-7 ค่าจริงกับค่าพยากรณ์ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ และตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2560

หน่วย: kWh

เดือน	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์ ตัวแบบ SARIMA	ค่าพยากรณ์ ตัวแบบ SARIMAX
มกราคม	251,966	251,243	251,717
กุมภาพันธ์	251,842	248,738	247,571
มีนาคม	247,311	244,826	237,802
เมษายน	130,003	152,611	145,253
พฤษภาคม	262,142	259,931	252,026
มิถุนายน	344,792	337,536	326,257
กรกฎาคม	319,256	335,490	320,002

ตารางที่ 4-7 (ต่อ)

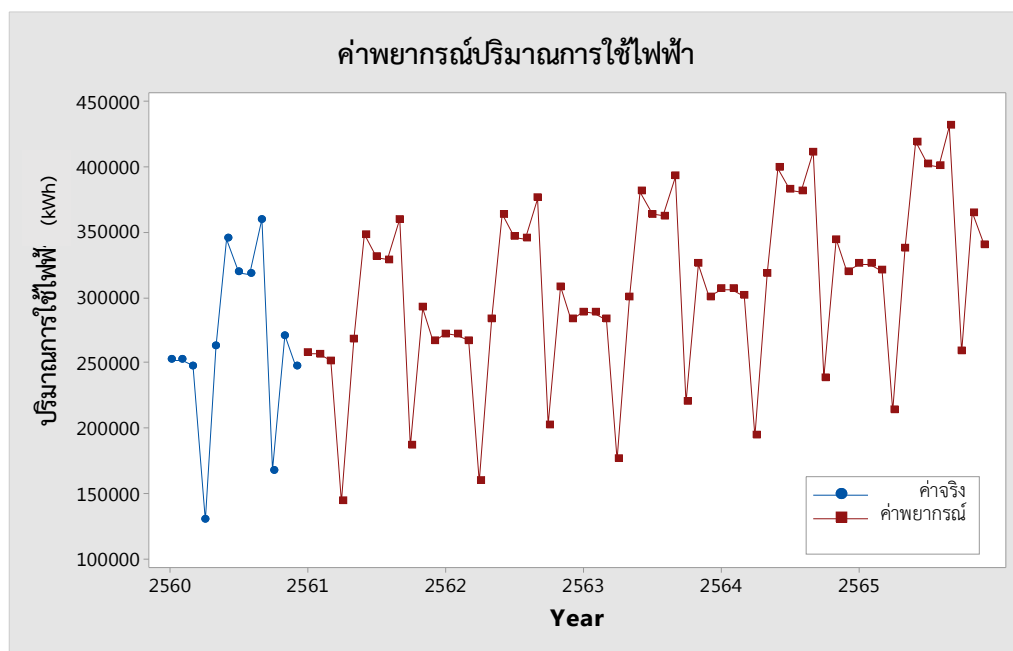
เดือน	ค่าจริง	หน่วย: kWh	
		ค่าพยากรณ์ ตัวแบบ SARIMA	ค่าพยากรณ์ ตัวแบบ SARIMAX
สิงหาคม	317,657	330,253	315,151
กันยายน	359,413	335,332	322,687
ตุลาคม	167,918	194,695	181,825
พฤศจิกายน	271,052	294,890	287,783
ธันวาคม	247,515	259,703	254,407

จะเห็นได้ว่า ค่าจริงกับค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ปี พ.ศ. 2560 ที่ได้จากตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ และตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ แสดงให้เห็นว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ และตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีความใกล้เคียงกัน

ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกใช้ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ในพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2561-2565 เนื่องจากตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ใช้ตัวแปรอิสระน้อยกว่าตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂

ระยะที่ 4 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในโรงเรียนสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565

ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนล่วงหน้า 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 ด้วยตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ แสดงดังภาพที่ 4-11



ภาพที่ 4-11 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา 5 ปี ข้างหน้า ด้วยตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂

ตารางที่ 4-8 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา 5 ปี ข้างหน้า ด้วยตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂

หน่วย: kWh

เดือน	2561	2562	2563	2564	2565
มกราคม	256,977	272,206	288,700	306,458	325,480
กุมภาพันธ์	256,401	271,735	288,334	306,197	325,325
มีนาคม	251,191	266,631	283,336	301,304	320,537
เมษายน	143,807	159,352	176,162	194,236	213,574
พฤษภาคม	267,438	283,089	300,004	318,183	337,627
มิถุนายน	348,076	363,832	380,853	399,138	418,687
กรกฎาคม	330,589	346,451	363,576	381,967	401,621
สิงหาคม	329,065	345,032	362,263	380,758	400,518
กันยายน	359,441	375,513	392,849	411,450	431,315
ตุลาคม	186,576	202,754	220,195	238,902	258,872
พฤศจิกายน	291,840	308,123	325,670	344,482	364,558
ธันวาคม	266,499	282,887	300,540	319,457	339,638
รวม	3,287,900	3,477,605	3,682,482	3,902,532	4,137,752
เฉลี่ยต่อปี	273,992	289,800	306,874	325,211	344,813

จะเห็นได้ว่า ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2565 มีค่าประมาณ 4,137,752 กิโลวัตต์-ชั่วโมง เพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2560 เฉลี่ยปีละ 193,341 กิโลวัตต์-ชั่วโมง โดยช่วงที่มีปริมาณการใช้ไฟฟ้าสูงสุดคือ เดือนกันยายน และต่ำสุดคือ เดือนเมษายน ของทุกปี ในเดือนกันยายน พ.ศ. 2565 จะมีปริมาณการใช้ไฟฟ้าสูงสุดที่ 431,315 กิโลวัตต์-ชั่วโมง และเดือนเมษายน พ.ศ. 2565 จะมีปริมาณการใช้ไฟฟ้าต่ำสุดที่ 213,574 กิโลวัตต์-ชั่วโมง โดยมีค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) เท่ากับ ร้อยละ 91.3

บทที่ 5

สรุปและอภิปรายผล

การวิจัยนี้เป็นการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าใน 5 ปีข้างหน้า โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX มาทำการพยากรณ์ เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดและให้มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) วิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2555-2560 โดยการตรวจสอบกระบวนการนิ่งของอนุกรมเวลาของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ด้วยกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) และกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน (PACF) โดยนำตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 15 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (0,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (1,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (1,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,1) (0,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,1) (0,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,1) (1,1,0)₁₂ และตัวแบบ SARIMA (1,1,1) (1,1,1)₁₂ จากการพิจารณาด้วยกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) และกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน (PACF) หลังการ Difference และ Seasonal Difference มาพิจารณาค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ พบว่า มี 10 ตัวแบบ ที่เหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์ คือ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (0,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,0) (1,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (1,1,1)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,0)₁₂ ตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (0,1,1)₁₂ และตัวแบบ SARIMA (1,1,0) (1,1,1)₁₂ นำ 10 ตัวแบบที่เหมาะสมจากตัวแบบ SARIMA มาหาค่าประมาณพารามิเตอร์ด้วยตัวแบบ SARIMAX โดยเพิ่มตัวแปรอิสระ ได้แก่ ตัวแปรจำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนเครื่องปรับอากาศ 2) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในปี พ.ศ. 2555-2560 ระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX โดยทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแต่ละตัวแบบ พิจารณาจากค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) เพื่อเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดไปใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565 และ 3) พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565 โดยใช้ข้อมูลจากสำนักการศึกษาเมืองพัทยา ฝ่ายบริหารงานทั่วไป จากตัวแบบที่ดีที่สุด เกณฑ์ที่ใช้ในการยอมรับความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์คือค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยมีค่าน้อยกว่าร้อยละ 10 และค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีค่ามากกว่าร้อยละ 80

สรุปผลการวิจัย

1. วิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2555-2560

ผลการตรวจสอบกระบวนการนึ่งของอนุกรมเวลาของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ด้วยกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) และกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน (PACF) ทำให้ได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 15 ตัวแบบ จากการพิจารณาด้วยกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) และกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยบางส่วน (PACF) หลังการ Difference และ Seasonal Difference มาพิจารณาค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ พบว่า มี 10 ตัวแบบ ที่เหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์ นำ 10 ตัวแบบที่เหมาะสมจากตัวแบบ SARIMA มาหาค่าประมาณพารามิเตอร์ด้วยตัวแบบ SARIMAX โดยเพิ่มตัวแปรอิสระ ได้แก่ ตัวแปรจำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนเครื่องปรับอากาศ

2. ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการวิเคราะห์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในปี พ.ศ. 2555-2560 ระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX ทั้ง 10 ตัวแบบ ปรากฏว่า ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) ของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีค่าน้อยกว่าทั้ง 9 ตัวแบบ ส่วนค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) ของตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีค่ามากกว่าทั้ง 9 ตัวแบบ จึงนำตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มาเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) ของตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีค่าน้อยกว่าตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ทั้ง 2 ค่า ส่วนค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) ของตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีค่าเท่ากับร้อยละ 92.3 และร้อยละ 91.3 ตามลำดับ และเมื่อพิจารณาคุณค่า F -test เท่ากับ 1.385 จึงสรุปได้ว่า ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ไม่แตกต่างกัน จึงเลือกใช้ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ในพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา ในปี พ.ศ. 2561-2565 เนื่องจากตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ใช้ตัวแปรอิสระน้อยกว่าตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂

3. ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565

ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา 5 ปี ข้างหน้าด้วยตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ ปรากฏว่า มีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 20091.242 ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) เท่ากับ 7.903 และค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) เท่ากับ ร้อยละ 91.3 สรุปได้ว่า การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา 5 ปีข้างหน้า ปริมาณการใช้ไฟฟ้าจะเพิ่มขึ้น เห็นได้จาก

ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2565 มีค่าประมาณ 4,137,752 กิโลวัตต์-ชั่วโมง เพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2560 เฉลี่ยปีละ 193,341 กิโลวัตต์-ชั่วโมง

อภิปรายผล

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา 5 ปี ข้างหน้า จาก ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าย้อนหลังของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา (Suksawang, Suphachan, & Kaewnuch, 2018, pp. 98-109) ลักษณะของข้อมูลเป็นแบบอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแนวโน้ม มีอิทธิพลจากฤดูกาล และเป็นไปตามวัฏจักรของฤดูกาล ตัวแบบที่มีความเหมาะสมในการพยากรณ์ อนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง ได้รับการยอมรับว่าเหมาะสมที่จะใช้ในการพยากรณ์ คือ ตัวแบบ SARIMA (Zhang et al., 2015, pp. 101-106) ตัวแบบ SARIMA เป็นตัวแบบที่อธิบาย การเคลื่อนไหวของข้อมูลที่มีลักษณะที่มีสหสัมพันธ์และมีคุณสมบัติ Stationary ในรูปแบบ เชิงเส้น ซึ่งมีความแม่นยำในการพยากรณ์ทั้งระยะสั้น และระยะปานกลาง แต่มีข้อจำกัดสำหรับ อนุกรมเวลาที่มีโครงสร้างแบบเชิงเส้นเท่านั้น และต้องมีค่าสังเกตอย่างน้อย 50 ค่า จึงจะมีความเหมาะสม ในการพยากรณ์สำหรับการใช้ตัวแบบ SARIMA แต่การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA เพียงตัวแบบ เดียวอาจไม่ทราบได้ว่ามีความคลาดเคลื่อนมากหรือน้อย ผู้วิจัยจึงได้นำตัวแบบ SARIMAX มาใช้ใน การพยากรณ์อีกหนึ่งวิธีซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ Vagropoulos et al., (2016, pp. 1-6) ที่ได้ เปรียบเทียบการพยากรณ์การผลิตกระแสไฟฟ้าระบบโซลาร์เซลล์จากพืช (PV) ของ 4 ตัวแบบ ได้แก่ ตัวแบบ SARIMA ตัวแบบ SARIMAX ตัวแบบ SARIMA ปรับใหม่ และโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ทำการเปรียบเทียบปัจจัยภายนอกที่มีผลต่ออนุกรมเวลา และทำการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนของ การพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ SARIMAX ปรากฏว่า ตัวแบบ SARIMAX ให้ ค่าความคลาดเคลื่อนที่วัดด้วย NRMSE ต่ำกว่าตัวแบบอื่น แต่เนื่องจากในการวิจัยนี้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX โดยเพิ่มตัวแปรอิสระ ได้แก่ ตัวแปรจำนวนนักเรียน จำนวนครู จำนวนห้องเรียน ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน จำนวนห้องปฏิบัติการ จำนวนคอมพิวเตอร์ จำนวนเครื่องปรับอากาศ (Jeong et al, 2014, pp. 71-79) ให้ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) ไม่แตกต่างกัน เพราะ ตัวแปรแต่ละตัวในแต่ละปี มีจำนวนใกล้เคียงกัน และเมื่อพิจารณาจากค่า F -test เท่ากับ 1.385 จึงสรุป ได้ว่า ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ กับตัวแบบ SARIMAX (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีประสิทธิภาพใน การพยากรณ์ไม่แตกต่างกัน ดังนั้นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดในการวิจัยนี้ คือตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อน กำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 20091.242 ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) เท่ากับ 7.903 และมีค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (R^2) เท่ากับ ร้อยละ 91.3 และผลการพยากรณ์ คาดการณ์ได้ว่าปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนใน 5 ปีข้างหน้า มีแนวโน้มที่เพิ่มขึ้น เห็นได้จาก ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2565 มีค่าประมาณ 4,137,752 กิโลวัตต์-ชั่วโมง เพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2560 เฉลี่ยปีละ 193,341 กิโลวัตต์-ชั่วโมง ซึ่งสอดคล้องกับค่าพยากรณ์ของ คณะอนุกรรมการ สำนักนโยบายและแผน กระทรวงพลังงาน (2558, หน้า 22) ที่พยากรณ์ ความต้องการใช้ไฟฟ้าของประเทศเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2573 มีค่าประมาณ 346,767 กิกะวัตต์-ชั่วโมง เพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2554 เฉลี่ยปีละ 9,739 กิกะวัตต์-ชั่วโมง โดยช่วงที่มีปริมาณการใช้ไฟฟ้าสูงสุดคือ

ช่วงเดือนเมษายน เนื่องจากเป็นช่วงฤดูร้อน ซึ่งงานวิจัยนี้ขัดแย้งกับภาพรวมของประเทศ คือ ช่วงที่มีปริมาณการใช้ไฟฟ้าสูงสุดคือ เดือนกันยายน และต่ำสุดคือ เดือนเมษายนของทุกปี ในเดือนกันยายน พ.ศ. 2565 จะมีปริมาณการใช้ไฟฟ้าสูงสุดที่ 431,315 กิโลวัตต์-ชั่วโมง และเดือนเมษายน พ.ศ. 2565 จะมีปริมาณการใช้ไฟฟ้าต่ำสุดที่ 213,574 กิโลวัตต์-ชั่วโมง เนื่องจากในเดือนเมษายนของทุกปีเป็นช่วงที่ทุกโรงเรียนมีการปิดภาคเรียน ความต้องการปริมาณการใช้ไฟฟ้าจึงต่ำที่สุด ดังนั้น การทราบปริมาณการใช้ไฟฟ้าในแต่ละปีว่าเป็นปริมาณเท่าใด แนวโน้มในอนาคตเป็นอย่างไร จะช่วยเป็นแนวทางในการวางแผนนโยบายในการผลิตไฟฟ้า การควบคุม การกำหนดงบประมาณค่าใช้จ่ายไฟฟ้า หรือหาแนวทางรณรงค์การใช้ปริมาณไฟฟ้าอย่างประหยัดต่อไป

ตามข้อค้นพบดังกล่าวจึงสรุปได้ว่า การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาด้วยตัวแบบ SARIMA คือ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีความเหมาะสม โดยมีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) ไม่เกินร้อยละ 10 ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีค่ามากกว่าร้อยละ 80 ถือว่าตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ มีความคลาดเคลื่อนอยู่ในเกณฑ์ยอมรับได้และมีความเหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาในปี พ.ศ. 2561-2565 ได้

ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้

1. ผลการวิจัยมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของระดับหน่วยงาน หรือระดับจังหวัด เพื่อนำไปสู่การวางแผนการใช้ไฟฟ้าและวางแผนงบประมาณค่าใช้จ่ายให้เหมาะสม รวมทั้งหาแนวทางรณรงค์การใช้ปริมาณไฟฟ้าอย่างประหยัดต่อไป

2. ตัวแบบ SARIMA (0,1,1) (0,1,1)₁₂ สามารถนำไปใช้กับการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมแบบต่าง ๆ ได้หลากหลาย

ข้อเสนอแนะในการศึกษาต่อไป

ในการพยากรณ์ครั้งต่อไปควรเลือกใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบอื่น ๆ เพื่อทำการเปรียบเทียบหาประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

บรรณานุกรม

- กองสารสนเทศ ฝ่ายสื่อสารองค์กร กฟผ.. (2558). *ความต้องการพลังงานไฟฟ้า*. เข้าถึงได้จาก http://www.egat.co.th/index.php?option=com_content&view=article&id=348&Itemid=116. เข้าถึงเมื่อวันที่ 20 มีนาคม พ.ศ. 2560.
- กัลยา วาณิชย์บัญชา. (2556). *การวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (SEM) ด้วย AMOS* (พิมพ์ครั้งที่ 1). กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ห้างหุ้นส่วนจำกัดสามลดา.
- จตุภัทร เมฆพ่ายพ. (2557). *การตรวจสอบการระบาดของโรคไข้เลือดออกด้วยแผนภูมิควบคุม Tukey ปรับแก้ ร่วมกับตัวแบบเชิงฤดูกาล ARIMA*. ดุษฎีนิพนธ์ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต, สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา, วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา, มหาวิทยาลัยบูรพา.
- เฉลิมพล จตุพร และพัฒนา สุขประเสริฐ. (2559). *ตัวแบบพยากรณ์ผลผลิตและปริมาณส่งออกยางพาราของประเทศไทย*. *แก่นเกษตร*, 44(2), 219-228.
- ณิชา สุภาพิมพ์. (2555). *การพยากรณ์ความต้องการใช้น้ำเพื่อการอุปโภคบริโภคในอนาคต โดยใช้แบบจำลองอาร์ไอมา และแบบจำลองการช. วิทยานิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต, สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์ธุรกิจ, บัณฑิตวิทยาลัย, มหาวิทยาลัยขอนแก่น*.
- ดาว สงวนรังศิริกุล, พรรษา เขียวอนันตวานิช และมณีรัตน์ แสงเกษม. (2558). *การศึกษาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร*. *วารสารวิจัยและพัฒนา มจร*, 38(1), 35-55.
- ทักษิณ โสภายิยะ. (2559). *การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า*. เอกสารประกอบการสอนวิชาการส่งและการจ่ายไฟฟ้า. วิทยาลัยเทคนิคสระบุรี.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ. (2549). *การพยากรณ์เชิงปริมาณ* (พิมพ์ครั้งที่ 1). กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- นิฉา แก้วหาวงษ์. (2556). *การเปรียบเทียบตัวแบบ Pegels, ARIMA และตัวแบบผสม Pegels-ARIMA ในการพยากรณ์มูลค่าการส่งออกมะม่วงของประเทศไทย*. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี*, 21(6), 578-593.
- นิฉา แก้วหาวงษ์. (2558). *การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA*. *Thai Journal of Science and Technology*, 4(1), 24-36.
- ประเสริฐ จรรยาสุภาพ และอนุพันธ์ สมบูรณ์วงศ์. (2556). *การพยากรณ์พื้นที่เพาะปลูกและผลผลิตของยางพาราในเขตพื้นที่ภาคเหนือ*. รายงานผลการวิจัย. มหาวิทยาลัยแม่โจ้.
- ปิยพล ไพจิตร. (2556). *สูตรสำเร็จสำหรับค่าความยาววิ่งเฉลี่ยของกระบวนการ SARMA และ SARIMA สำหรับแผนภูมิควบคุมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ถ่วงน้ำหนักแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล*. วิทยานิพนธ์ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต, สาขาวิชาสถิติประยุกต์, ภาควิชาสถิติประยุกต์ บัณฑิตวิทยาลัย, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

- พิเชษฐ วงษ์เคี่ยม และตุลพิเชษฐ์ ฤกษ์ปรีดาพงศ์. (2558). การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของ กฟภ. โดยใช้วิธีการแยกส่วนประกอบร่วมกับการวิเคราะห์ การถดถอยเชิงซ้อน. *วารสารวิศวกรรม มก.*, 28(91), 31-40.
- ภูมิฐาน รังคกุลนวัฒน์. (2556). *การวิเคราะห์อนุกรมเวลาสำหรับเศรษฐศาสตร์และธุรกิจ*. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- มุกดา แม่นมินทร์. (2549). *อนุกรมเวลาและการพยากรณ์ (Time Series and Forecasting)* (พิมพ์ครั้งที่ 1). กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ประกายพริก.
- วรางคณา กิริติวิบูลย์. (2558). การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝน อำเภอเมือง จังหวัดน่าน. *วารสารวิจัยและพัฒนา มจร.*, 38(3), 211-223.
- วรางคณา กิริติวิบูลย์. (2559). ตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้มีงานทำในประเทศไทย. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี*, 18(2), 52-62.
- วรางคณา เรียนสุทธิ. (2559). การพยากรณ์ราคาน้ำยางสด. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี*, 24(2), 211-224.
- ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์. (2556). *เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ: การวิเคราะห์อนุกรมเวลา*. นครปฐม: สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยมหิดล.
- ศุภานิช เรืองใจ. (2551). *การวิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของอัตราแลกเปลี่ยน โดยใช้แบบจำลอง ฮาร์มา*. วิทยานิพนธ์ปริญญาบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต, สาขาวิชาบริหารธุรกิจ, คณะบริหารธุรกิจ, มหาวิทยาลัยแม่ฟ้าหลวง.
- สิทธิชัย บำเพ็ญเพียร. (2557). *คุณภาพการให้บริการของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเมืองพัทยา จังหวัดชลบุรี*. วิทยานิพนธ์รัฐประศาสนศาสตร์มหาบัณฑิต, สาขาวิชาการจัดการภาครัฐและภาคเอกชน, วิทยาลัยการบริหารรัฐกิจ, มหาวิทยาลัยบูรพา.
- สุคนธ์ทิพย์ สุภาจันทร์. (2561). *การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบ SARIMA-Gaussian Processes ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่*. วิทยานิพนธ์ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต, สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา, วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา, มหาวิทยาลัยบูรพา.
- สุพรรณิ อึ้งปัญเสตวงศ์. (2555). *เทคนิคการพยากรณ์เชิงสถิติ* (พิมพ์ครั้งที่ 1). ขอนแก่น: สำนักพิมพ์มหาลัยขอนแก่น. 1-12.
- ส่วนสื่อสารองค์กร ฝ่ายองค์กรสัมพันธ์ บริษัทผลิตไฟฟ้าราชบุรี จำกัด. (2555). ไฟฟ้ากับอนาคต. *บ้านเรา*, 9(3), 2-3.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2557). *รายงานเผยแพร่ความรู้*. 21.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2558). *แผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย พ.ศ. 2558-2579 (PDP2015)*.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2558). ไฟฟ้า. *นโยบายพลังงาน ฉบับพิเศษ*, 6-7.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2558). *รายงานสถิติพลังงานของประเทศไทย 2558*.

- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2559). รายงานสถิติพลังงานของประเทศไทย 2559.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2560). รายงานสถิติพลังงานของประเทศไทย 2560.
- อัครพงศ์ อ้นทอง. (2555). *เศรษฐมิติว่าด้วยการท่องเที่ยว*. เชียงใหม่: สถาบันศึกษานโยบายสาธารณะ.
- อัครพงศ์ อ้นทอง และปวีณา คำพุกกะ. (2552). การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยโดยใช้แบบจำลอง SARIMA intervention. *วารสารวิชาการ ม.อบ.*, 11(1), 196-214.
- อังคณา จัดตามาศ และ พิมพ์ปวีณ์ มะณีวงศ์. (2558). การพยากรณ์สถานการณ์การพบผู้ป่วยทางด้านจิตเวชในผู้สูงอายุเขตพื้นที่เฝ้าระวังผู้ป่วย ของอำเภอหัวหิน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์. *วารสารสังคมศาสตร์*, 4(2), 92-100.
- Ahmet Demir, S. O. (2014). Forecasting the monthly electricity demand of Georgia using competitive models and advices for the strategic planning. *International Journal of Academic Research in Economics and Management Sciences*, 3(5), 301-329.
- Akpinar, M., & Yumusak, N. (2016). Year ahead demand forecast of city natural gas using seasonal time series methods. *Energies*, 9(9), 727.
- Ardakani, F. J., & Ardehali, M. M. (2014). Long-term electrical energy consumption forecasting for developing and developed economies based on different optimized models and historical data types. *Energy*, 65, 452-461.
- Arunraj, N. S., Ahrens, D., & Fernandes, M. (2016). Application of SARIMAX model to forecast daily sales in food retail industry. *International Journal of Operations Research and Information Systems (IJORIS)*, 7(2), 1-21.
- Beal, D. J. (2007). Information criteria methods in SAS for multiple linear regression models. *15th Annual SouthEast SAS Users Group (SESUG) Proceedings, South Carolina, Paper SA05*.
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis forecasting and control* (2nd ed.). San Francisco: Holden-day.
- Camara, A., Feixing, W., & Xiuqin, L. (2016). Energy consumption forecasting using seasonal ARIMA with artificial neural networks models. *International Journal of Business and Management*, 11(5), 231.
- Cui, H., Wei, P., Mu, Y., & Peng, X. (2016). SARIMA-Orthogonal Polynomial Curve Fitting Model for Medium-Term Load Forecasting. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2016.

- Demir, A., & Ozsoy, S. (2014). Forecasting the Monthly Electricity Demand of Georgia using Competitive Models and Advices for the Strategic Planning. *International Journal of Academic Research in Economics and Management Sciences*, 3, 90-103.
- Farahani, D. S., Momeni, M., & Amiri, N. S. (2016). Car Sales Forecasting Using Artificial Neural Networks and Analytical Hierarchy Process. *Data Analytics 2016*, 69.
- Fan, J., Shan, R., Cao, X. & Li, P. (2009). The analysis to Tertiary-industry with ARIMAX model. *Journal of Mathematics Research*, 1(2), 156-163.
- Ghorbani, M. A., Khatibi, R., Goel, A., FazeliFard, M. H., & Azani, A. (2016). Modeling river discharge time series using support vector machine and artificial neural networks. *Environmental Earth Sciences*, 8(75), 1-13.
- Gujarati, D. N. (2009). *Basic econometrics* (5th). New York: McGraw-Hill.
- Hussain, A., Rahman, M., & Memon, J. A. (2016). Forecasting electricity consumption in Pakistan: the way forward. *Energy Policy*, 90, 73-80.
- Jeong, K., Koo, C. & Hong, T. (2014). An estimation model for determining the annual energy cost budget in educational facilities using SARIMA (seasonal autoregressive integrated moving average) and ANN (artificial neural network). *Journal Homepage Energy*, 71, 71-79.
- Katara, S., Faisal, A., & Engman, G. M. (2014). A time series analysis of electricity demand in Tamale, Ghana. *International Journal of Statistics and Applications*, 4(6), 269-275.
- Kaur, A. (2016). Various statistical methods for time series forecasting. *International Journal of Recent Advances in Multidisciplinary Research*, 3(07), 1655-1658.
- Kialashaki, A., & Reisel, J. R. (2014). Development and validation of artificial neural network models of the energy demand in the industrial sector of the United States. *Energy*, 76, 749-760.
- Lee, M. T. & Friedrich, B. (2010). Comparison of univariate and multivariate time series models in short-term freeway traffic flow forecasting. In *Transportation Research Board 89th Annual Meeting* (No. 10-0769).
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to time series analysis and forecasting*. New York: John Wiley & Sons.
- Oscar, C., & Salvador, T. (2014). Forecasting tourism demand to Catalonia: Neural networks vs. Time series models. *Economic Modelling*, 36, 220-228.
- Puah, Y. J., Huang, Y. F., Chua, K. C., & Lee, T. S. (2016). River catchment rainfall series analysis using additive Holt-Winters method. *Journal of Earth System Science*, 125(2), 269-283.

- Prema, V., & Rao, K. U. (2015). Time series decomposition model for accurate wind speed forecasting of electricity peak load. In *TENCON 2014-2014 IEEE Region 10 Conference* (pp. 1-5).
- Phuthomdee, S., Soontornpipit, P., Viwatwongkasem, C., & Sillabutra, J. (2018). Dengue Forecasting Model using SARIMA model to predict the Incidence of Dengue in Thailand. *CURRENT APPLIED SCIENCE AND TECHNOLOGY*, 18(2), 58-65.
- Ruiz-Aguilar, J. J., Turias, I. J., & Jimenez-Come, M. J. (2014). Hybrid approaches based on SARIMA and artificial neural networks for inspection time series forecasting. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 67, 1-13.
- Sawa, T. (1978). Information criteria for discriminating among alternative regression models. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1273-1291.
- Suksawang, P., Suphachan, S., & Kaewnuch, K. (2018). Electricity Consumption Forecasting in Thailand using Hybrid Model SARIMA and Gaussian Process with Combine Kernel Function Technique. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 8(4), 98-109.
- Szoplik, J. (2015). Forecasting of natural gas consumption with artificial neural networks. *Energy*, 85, 208-220.
- Vagropoulos, S. I., Chouliaras, G. I., Kardakos, E. G., Simoglou, C. K. & Bakirtzis, A. G. (2016). Comparison of SARIMAX, SARIMA, modified SARIMA and ANN-based models for short-term PV generation forecasting. In *Energy Conference (ENERGYCON), 2016 IEEE International* (pp. 1-6). IEEE.
- Zhang, X., Pang, Y., Cui, M., Stallones, L. & Xiang, H. (2015). Forecasting mortality of road traffic injuries in China using seasonal autoregressive integrated moving average model. *Annals of Epidemiology*, 25(2), 101-106.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา
จำนวน 11 โรงเรียน

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นข้อมูลทุติยภูมิปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยารายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 72 เดือน ตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ คือ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยารายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 จำนวน 60 เดือน เก็บรวบรวมข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการใช้ไฟฟ้ายรายเดือนของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยาจากฝ่ายบริหารงานทั่วไป สำนักการศึกษา เมืองพัทยา ดังตารางที่ ก-1 ถึง ก-12

ตารางที่ ก-1 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพัทยา 1

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	7,926.63	10,484.78	8,435.81	10,574.54	12,319.15	15,795.32
ก.พ.	9,266.49	10,418.69	9,297.51	7,486.80	11,499.89	16,266.95
มี.ค.	7,531.68	8,062.89	9,880.13	9,180.82	15,917.71	15,306.54
เม.ย.	4,510.03	5,086.13	4,909.06	5,117.13	8,480.69	7,453.35
พ.ค.	7,064.93	9,530.88	9,898.08	9,436.23	13,849.97	18,009.94
มิ.ย.	11,130.25	14,250.62	12,851.18	13,787.94	19,655.81	21,707.22
ก.ค.	11,797.73	12,343.64	13,257.62	14,423.62	16,167.40	18,629.28
ส.ค.	9,179.19	11,879.33	12,142.90	12,938.70	18,815.33	21,968.35
ก.ย.	11,534.98	11,835.27	12,023.76	12,938.70	20,099.72	21,147.86
ต.ค.	5,773.20	47,60.54	6,307.68	13,314.06	10,013.96	8,678.57
พ.ย.	10,435.83	11,207.76	10,241.62	14,146.99	15,919.34	17,411.81
ธ.ค.	10,840.56	9,078.81	10,416.24	15,001.34	16,116.82	15,422.40

ตารางที่ ก-2 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพทยา 2

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	13,019.28	12,279.98	10,554.96	11,623.08	15,277.97	16,559.90
ก.พ.	14,006.64	11,513.76	11,572.51	13,670.45	13,787.14	18,691.30
มี.ค.	11,309.75	10,656.95	13,311.41	13,513.78	12,822.62	19,363.68
เม.ย.	6,756.48	5,672.83	6,148.56	4,717.30	6,111.84	8,780.98
พ.ค.	11,317.92	11,422.37	16,993.20	13,492.56	19,048.70	16,719.84
มิ.ย.	15,565.20	15,952.80	22,966.32	20,020.56	20,373.89	23,247.84
ก.ค.	16,320.00	14,402.40	16,456.87	22,022.21	20,552.59	17,824.70
ส.ค.	15,671.28	14,345.28	26,899.44	18,017.28	23,007.94	22,080.96
ก.ย.	14,704.32	16,091.52	24,745.20	18,030.34	21,538.32	23,304.96
ต.ค.	8,249.76	7,964.98	15,393.84	10,963.78	8,140.42	10,984.18
พ.ย.	13,015.20	13,075.58	17,845.92	17,562.77	20,728.03	18,334.70
ธ.ค.	13,399.54	10,444.80	15,267.36	14,752.46	18,692.11	15,699.84

ตารางที่ ก-3 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพทยา 3

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	20,850.43	20,602.37	14,217.99	15,167.00	21,494.38	29,935.74
ก.พ.	20,788.41	20,008.32	18,525.65	18,305.33	21,924.27	23,261.88
มี.ค.	18,957.31	20,776.99	21,309.03	20,240.88	22,499.05	23,716.92
เม.ย.	8,087.38	11,260.80	9,619.01	10,581.07	12,397.49	12,645.43
พ.ค.	18,375.50	19,208.64	23,980.60	25,202.16	26,380.46	26,908.07
มิ.ย.	26,812.95	26,721.55	25,829.67	30,726.48	31,347.45	31,974.40
ก.ค.	28,845.59	24,058.94	25,997.56	30,064.71	30,353.56	30,960.63
ส.ค.	23,077.29	24,340.47	23,895.75	26,750.10	33,198.96	33,862.95
ก.ย.	24,263.76	24,737.86	23,284.55	27,087.12	31,781.56	34,829.92
ต.ค.	8,878.08	11,168.59	11,195.52	11,892.30	19,646.83	16,185.11
พ.ย.	22,448.98	16,776.14	22,223.77	28,405.04	28,773.30	29,348.76
ธ.ค.	21,807.59	17,075.62	17,638.66	22,921.44	29,348.76	29,935.74

ตารางที่ ก-4 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพทยา 4

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	7,641.84	7,401.12	6,674.06	8,757.31	11,285.28	14,934.50
ก.พ.	8,217.93	7,922.54	7,796.88	9,115.53	8,771.18	13,820.68
มี.ค.	7,729.15	7,743.02	8,430.10	10,428.48	9,431.32	14,339.50
เม.ย.	5,044.51	3,762.58	4,164.86	5,044.52	5,988.63	7,767.58
พ.ค.	6,896.84	8,423.57	10,771.19	10,896.87	10,540.27	11,750.72
มิ.ย.	10,186.13	11,334.23	14,583.54	11,860.56	13,916.07	12,674.47
ก.ค.	12,212.25	10,275.07	12,453.43	14,236.75	11,719.39	11,184.58
ส.ค.	8,319.94	9,948.67	13,786.32	12,130.65	12,674.11	12,002.24
ก.ย.	6,540.24	10,373.81	12,657.75	12,776.12	13,401.98	12,879.68
ต.ค.	4,227.69	4,360.71	6,336.24	6,563.90	7,455.80	8,486.21
พ.ย.	7,673.66	9,627.99	11,621.47	12,258.77	12,169.01	9,213.40
ธ.ค.	7,641.84	7,401.12	6,674.06	8,757.31	11,285.28	9,578.04

ตารางที่ ก-5 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพทยา 5

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	16,023.80	17,428.95	13,802.64	18,461.19	23,780.68	22,936.94
ก.พ.	15,473.80	17,500.76	15,593.76	22,419.60	21,029.96	24,656.26
มี.ค.	13,445.22	15,918.52	14,790.81	21,003.02	21,575.04	24,941.04
เม.ย.	7,752.82	7,884.19	9,397.45	12,356.69	11,550.48	10,742.64
พ.ค.	12,568.85	17,964.24	20,088.29	22,834.13	22,411.44	25,285.40
มิ.ย.	17,420.78	23,270.69	26,537.13	30,560.83	26,800.70	33,039.84
ก.ค.	18,225.36	19,455.88	19,644.97	33,668.17	27,320.50	28,338.05
ส.ค.	15,462.38	20,028.72	25,342.50	28,447.75	28,984.32	28,580.40
ก.ย.	18,621.94	21,927.55	26,230.32	30,892.16	28,145.47	32,236.08
ต.ค.	10,239.99	9,092.68	13,337.52	30,892.17	12,983.38	16,137.21
พ.ย.	20,406.53	19,191.50	24,076.08	29,471.14	24,386.16	24,771.31
ธ.ค.	18,172.32	13,454.21	20,643.98	22,652.16	25,539.17	23,195.61

ตารางที่ ก-6 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพัทยา 6

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	10,016.11	6,479.04	10,140.43	11,330.16	16,462.80	20,059.73
ก.พ.	10,016.11	1,0975.20	1,756.03	13,537.44	15,611.71	20,095.63
มี.ค.	10,016.11	8,207.33	11,137.59	13,512.96	15,621.50	19,861.44
เม.ย.	10,016.11	5,219.14	6,567.57	7,707.12	7,710.38	10,674.91
พ.ค.	10,016.11	10,484.78	11,451.74	12,857.71	18,080.93	21,748.85
มิ.ย.	10,016.11	13,896.48	9,977.23	19,530.14	23,734.99	30,579.60
ก.ค.	10,016.11	11,989.48	20,762.65	21,133.58	22,182.96	29,925.17
ส.ค.	10,016.11	4,272.58	14,970.34	18,588.48	24,508.11	26,746.03
ก.ย.	10,390.78	12,487.24	1,6651.30	21,138.48	24,671.76	33,260.16
ต.ค.	6,552.47	6,419.47	8,131.44	12,215.52	10,406.45	15,535.01
พ.ย.	11,610.85	11,551.29	15,397.92	19,885.92	19,453.44	26,209.10
ธ.ค.	12,059.67	9,757.72	13,084.56	13,998.48	22,342.08	24,955.73

ตารางที่ ก-7 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพัทยา 7

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	13,324.46	14,459.52	14,656.34	14,747.57	20,941.82	23,273.13
ก.พ.	15,524.40	15,537.87	15,058.47	18,375.50	20,115.22	23,196.43
มี.ค.	12,363.22	14,337.52	14,614.56	12,781.01	19,729.25	21,073.20
เม.ย.	7,575.74	7,197.94	19,040.55	6,448.85	9,098.41	11,079.65
พ.ค.	14,730.43	15,338.35	15,635.37	16,822.45	21,384.91	27,202.18
มิ.ย.	18,275.95	19,623.98	27,031.63	24,078.53	29,080.61	38,459.71
ก.ค.	19,547.28	18,819.40	22,895.68	27,748.90	27,136.89	36,363.41
ส.ค.	17,663.14	20,918.97	22,713.36	23,962.66	29,056.94	31,597.15
ก.ย.	20,761.49	2,5076.50	22,963.06	27,044.68	27,537.56	35,314.04
ต.ค.	11,960.11	10,959.69	15,628.85	15,464.56	15,393.02	17,035.64
พ.ย.	18,082.56	18,140.49	21,076.47	24,252.34	24,703.58	26,187.89
ธ.ค.	15,700.66	14,244.92	17,286.96	22,143.79	24,785.19	29,376.82

ตารางที่ ก-8 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพัทธา 8

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	22,670.93	28,455.99	21,881.04	24,072.00	42,627.02	38,655.55
ก.พ.	25,756.22	28,455.99	25,353.12	24,980.21	35,243.86	40,146.38
มี.ค.	26,404.13	25,588.94	22,228.66	25,027.54	38,009.28	43,336.94
เม.ย.	13,818.14	14,743.49	12,955.63	14,007.46	13,902.19	20,506.08
พ.ค.	27,619.15	27,499.20	25,056.91	24,825.98	25,794.00	34,765.68
มิ.ย.	33,827.29	35,399.71	37,519.68	37,442.16	37,971.74	47,787.41
ก.ค.	30,616.32	30,919.06	34,465.73	39,914.64	50,138.30	41,134.56
ส.ค.	30,727.30	31,120.61	34,295.66	37,145.95	45,409.58	40,076.21
ก.ย.	34,146.34	33,201.41	34,990.08	38,933.81	48,090.14	47,642.98
ต.ค.	24,511.00	17,690.06	18,835.73	28,195.25	28,127.52	23,540.78
พ.ย.	29,600.40	28,324.99	28,870.90	41,447.90	41,460.96	36,158.59
ธ.ค.	30,339.69	23,021.81	24,994.08	36,037.01	41,382.62	31,959.46

ตารางที่ ก-9 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพัทธา 9

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	20,129.09	19,591.34	15,728.40	16,240.85	20,112.77	16,689.65
ก.พ.	19,761.07	17,988.72	19,827.17	23,047.92	21,638.69	17,109.89
มี.ค.	14,780.21	15,324.48	15,636.19	18,792.48	22,258.03	20,666.83
เม.ย.	8,024.54	8,379.50	8,392.56	11,471.33	11,791.20	10,479.89
พ.ค.	17,392.22	17,977.30	22,365.74	22,910.83	25,855.78	22,060.56
มิ.ย.	21,270.67	24,327.41	29,470.66	31,277.28	34,132.46	28,644.05
ก.ค.	20,232.72	29,373.55	28,454.78	30,522.48	30,095.71	28,840.70
ส.ค.	19,678.47	22,639.92	27,351.50	28,088.35	25,614.24	27,384.96
ก.ย.	20,773.73	24,981.84	28,804.80	27,579.17	28,560.00	31,742.40
ต.ค.	8,867.47	7,703.04	12,035.82	12,721.44	13,473.79	16,621.92
พ.ย.	21,486.91	23,341.68	26,435.95	26,005.92	23,956.13	20,505.26
ธ.ค.	19,531.78	14,312.64	19,910.40	24,236.83	17,242.08	19,578.29

ตารางที่ ก-10 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพทยา 10

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	3,730.75	4,320.72	4,055.52	4,977.60	4,696.08	5,067.36
ก.พ.	4,150.99	5,344.80	4,369.68	5,765.04	6,515.75	4,757.28
มี.ค.	4,577.76	4,092.24	3,641.81	6,083.28	3,663.84	5,144.88
เม.ย.	2,807.04	2,639.76	2,765.32	3,871.92	1,709.52	3,027.36
พ.ค.	4,284.00	6,650.40	5,557.78	6,923.76	6,068.59	7,425.60
มิ.ย.	5,573.28	6,634.08	7,552.08	9,277.92	9,178.37	7,050.24
ก.ค.	4,732.80	7,115.52	7,632.55	7,641.84	8,249.76	7,450.08
ส.ค.	4,508.40	5,895.60	7,596.96	6,887.04	6,780.96	6,018.00
ก.ย.	5,051.04	6,528.00	7,441.92	7,866.24	8,682.24	7,760.16
ต.ค.	2,756.00	3,282.77	5,055.12	5,267.28	4,908.24	4,214.64
พ.ย.	4,169.76	5,583.07	7,054.32	5,707.92	7,409.28	5,438.64
ธ.ค.	4,182.00	4,133.04	5,336.64	8,119.20	4,634.88	3,822.96

ตารางที่ ก-11 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนพทยา 11

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	19,452.53	25,032.54	24,821.70	31,795.74	46,785.46	48,058.33
ก.พ.	24,423.29	22,479.26	32,568.91	33,001.58	46,097.77	49,838.83
มี.ค.	22,331.57	22,154.09	29,621.20	30,335.32	33,987.83	39,559.77
เม.ย.	13,494.40	15,677.20	16,025.94	22,544.45	25,622.30	26,845.38
พ.ค.	24,680.94	27,816.62	29,510.03	37,112.20	47,375.43	50,265.51
มิ.ย.	30,784.72	32,552.08	49,799.25	51,288.46	63,766.53	69,626.93
ก.ค.	30,712.30	30,121.72	31,278.43	63,685.03	57,598.58	68,604.59
ส.ค.	23,958.88	33,780.16	43,104.38	51,296.82	61,854.74	67,339.58
ก.ย.	27,716.57	34,161.02	39,007.35	57,098.78	66,121.39	79,294.50
ต.ค.	16,859.17	16,330.00	27,231.14	27,749.00	33,297.18	30,498.72
พ.ย.	27,230.01	30,841.54	44,442.32	53,072.23	56,289.41	57,472.82
ธ.ค.	19,452.53	25,032.54	24,821.70	31,795.74	46,785.46	43,990.46

ตารางที่ ก-12 ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารวมของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (kWh)	2556 (kWh)	2557 (kWh)	2558 (kWh)	2559 (kWh)	2560 (kWh)
ม.ค.	154,786	166,536	144,969	167,747	235,783	251,966
ก.พ.	167,385	168,146	161,720	189,705	222,235	251,842
มี.ค.	149,446	152,863	164,601	180,900	215,515	247,311
เม.ย.	87,887	87,524	99,987	103,868	114,363	130,003
พ.ค.	154,947	172,316	191,309	186,492	236,790	262,142
มิ.ย.	200,863	223,964	264,118	279,851	309,959	344,792
ก.ค.	203,258	208,875	216,843	305,062	301,516	319,256
ส.ค.	178,262	199,170	252,099	264,254	309,905	317,657
ก.ย.	194,505	221,402	248,800	281,386	318,630	359,413
ต.ค.	108,875	99,733	139,489	159,775	163,847	167,918
พ.ย.	186,161	187,662	229,287	272,217	275,249	271,052
ธ.ค.	173,128	14,7957	176,075	220,416	258,154	247,515
รวม	1,959,503	2,036,148	2,289,297	2,611,673	2,961,946	3,170,867

ภาคผนวก ข

ข้อมูลจำนวนนักเรียนรวม จำนวนครุรวม จำนวนห้องเรียนรวม พื้นที่ของห้องเรียนรวม
จำนวนห้องปฏิบัติการรวม จำนวนคอมพิวเตอร์รวม และจำนวนเครื่องปรับอากาศรวม
ของโรงเรียนสังกัดเมืองพัทยา จำนวน 11 โรงเรียน

ตารางที่ ข-1 จำนวนนักเรียนรวมของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (คน)	2556 (คน)	2557 (คน)	2558 (คน)	2559 (คน)	2560 (คน)
ม.ค.	14,378	15,026	15,012	14,864	15,214	15,104
ก.พ.	14,378	15,017	14,917	14,869	15,214	15,066
มี.ค.	14,378	15,009	14,912	14,861	15,214	15,066
เม.ย.	14,455	15,010	14,912	14,882	15,214	15,066
พ.ค.	15,134	14,976	14,965	15,073	15,317	14,930
มิ.ย.	15,134	14,964	14,965	15,214	15,308	14,930
ก.ค.	15,134	14,953	14,965	15,214	15,308	14,930
ส.ค.	15,134	14,944	14,931	15,214	15,308	14,930
ก.ย.	15,123	14,941	14,929	15,214	15,295	14,930
ต.ค.	15,109	14,941	14,907	15,214	15,285	14,930
พ.ย.	15,109	14,938	14,859	15,214	15,285	14,930
ธ.ค.	15,047	14,914	14,859	15,214	15,093	14,930

ตารางที่ ข-2 จำนวนครูรวมของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (คน)	2556 (คน)	2557 (คน)	2558 (คน)	2559 (คน)	2560 (คน)
ม.ค.	635	635	659	674	708	701
ก.พ.	635	635	659	674	708	701
มี.ค.	635	635	659	674	708	701
เม.ย.	635	635	659	674	708	701
พ.ค.	635	659	674	708	701	692
มิ.ย.	635	659	674	708	701	692
ก.ค.	635	659	674	708	701	692
ส.ค.	635	659	674	708	701	692
ก.ย.	635	659	674	708	701	692
ต.ค.	635	659	674	708	701	692
พ.ย.	635	659	674	708	701	692
ธ.ค.	635	659	674	708	701	692

ตารางที่ ข-3 จำนวนห้องเรียนรวมของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (ห้อง)	2556 (ห้อง)	2557 (ห้อง)	2558 (ห้อง)	2559 (ห้อง)	2560 (ห้อง)
ม.ค.	421	421	417	417	430	434
ก.พ.	421	421	417	417	430	434
มี.ค.	421	421	417	417	430	434
เม.ย.	421	421	417	417	430	434
พ.ค.	421	417	417	430	434	425
มิ.ย.	421	417	417	430	434	425
ก.ค.	421	417	417	430	434	425
ส.ค.	421	417	417	430	434	425
ก.ย.	421	417	417	430	434	425
ต.ค.	421	417	417	430	434	425
พ.ย.	421	417	417	430	434	425
ธ.ค.	421	417	417	430	434	425

ตารางที่ ข-4 พื้นที่ห้องเรียนรวมของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (ตารางเมตร)	2556 (ตารางเมตร)	2557 (ตารางเมตร)	2558 (ตารางเมตร)	2559 (ตารางเมตร)	2560 (ตารางเมตร)
ม.ค.	28,640	28,640	28,512	28,816	29,872	29,748
ก.พ.	28,640	28,640	28,512	28,816	29,872	29,748
มี.ค.	28,640	28,640	28,512	28,816	29,872	29,748
เม.ย.	28,640	28,640	28,512	28,816	29,872	29,748
พ.ค.	28,640	28,512	28,816	26,896	30,260	29,476
มิ.ย.	28,640	28,512	28,816	29,872	30,260	29,476
ก.ค.	28,640	28,512	28,816	29,872	30,260	29,476
ส.ค.	28,640	28,512	28,816	29,872	30,260	29,476
ก.ย.	28,640	28,512	28,816	29,872	30,260	29,476
ต.ค.	28,640	28,512	28,816	29,872	29,748	29,476
พ.ย.	28,640	28,512	28,816	29,872	29,748	29,476
ธ.ค.	28,640	28,512	28,816	29,872	29,748	29,476

ตารางที่ ข-5 จำนวนห้องปฏิบัติการรวมของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (ห้อง)	2556 (ห้อง)	2557 (ห้อง)	2558 (ห้อง)	2559 (ห้อง)	2560 (ห้อง)
ม.ค.	66	66	66	73	80	81
ก.พ.	66	66	66	73	80	81
มี.ค.	66	66	66	73	80	81
เม.ย.	66	66	66	73	80	81
พ.ค.	66	66	73	80	81	83
มิ.ย.	66	66	73	80	81	83
ก.ค.	66	66	73	80	81	83
ส.ค.	66	66	73	80	81	83
ก.ย.	66	66	73	80	81	83
ต.ค.	66	66	73	80	81	83
พ.ย.	66	66	73	80	81	83
ธ.ค.	66	66	73	80	81	83

ตารางที่ ข-6 จำนวนเครื่องคอมพิวเตอร์รวมของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (เครื่อง)	2556 (เครื่อง)	2557 (เครื่อง)	2558 (เครื่อง)	2559 (เครื่อง)	2560 (เครื่อง)
ม.ค.	1,221	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706
ก.พ.	1,221	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706
มี.ค.	1,221	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706
เม.ย.	1,221	1,221	1,243	1,333	1,607	1,706
พ.ค.	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706	1,826
มิ.ย.	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706	1,826
ก.ค.	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706	1,826
ส.ค.	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706	1,826
ก.ย.	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706	1,826
ต.ค.	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706	1,826
พ.ย.	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706	1,826
ธ.ค.	1,221	1,233	1,333	1,607	1,706	1,826

ตารางที่ ข-7 จำนวนเครื่องปรับอากาศรวมของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา

ปี พ.ศ. เดือน	2555 (เครื่อง)	2556 (เครื่อง)	2557 (เครื่อง)	2558 (เครื่อง)	2559 (เครื่อง)	2560 (เครื่อง)
ม.ค.	297	297	325	444	469	510
ก.พ.	297	297	325	444	469	510
มี.ค.	297	297	325	444	469	510
เม.ย.	297	297	325	444	469	510
พ.ค.	297	325	444	469	510	522
มิ.ย.	297	325	444	469	510	522
ก.ค.	297	325	444	469	510	522
ส.ค.	297	325	444	469	510	522
ก.ย.	297	325	444	469	510	522
ต.ค.	297	325	444	469	510	522
พ.ย.	297	325	444	469	510	522
ธ.ค.	297	325	444	469	510	522

ภาคผนวก ค

1. แบบรายงานผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและ
วิทยาการปัญญา
2. หนังสือขอความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

ที่ ๐๒๔/๒๕๖๑



เอกสารรับรองผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์
วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา

๑. ชื่อเรื่องวิทยานิพนธ์

ชื่อเรื่อง: การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX

TITLE: FORECASTING ELECTRICITY CONSUMPTION IN SCHOOL OF PATTAYA CITY USING SARIMA MODEL AND SARIMAX MODEL

๒. ชื่อนิติ: นางสาวจกภัทสรณ์ จุฑาธิปไตย

หลักสูตร วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (M.Sc.) สาขาวิชา การวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา
รหัส ๕๖๙๑๐๕๐๙

๓. ผลการพิจารณาของคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

คณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา ได้พิจารณาแล้วเห็นว่า คำโครงวิทยานิพนธ์ดังกล่าวเป็นไปตามหลักการของจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ โดยที่ผู้วิจัยเคารพสิทธิและศักดิ์ศรีในความเป็นมนุษย์ ไม่มีการล่วงละเมิดสิทธิ สวัสดิภาพ และไม่ก่อให้เกิดอันตรายแก่ตัวอย่างการวิจัย กลุ่มตัวอย่าง และผู้เข้าร่วมในโครงการวิจัย

จึงเห็นสมควรให้ดำเนินการวิจัยในขอบข่ายของคำโครงวิทยานิพนธ์ที่เสนอได้ ตั้งแต่วันที่ออกเอกสารรับรองผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ฉบับนี้ จนถึงวันที่ ๑๑ ธันวาคม พ.ศ. ๒๕๖๑

ออกให้ ณ วันที่ ๓๐ มีนาคม พ.ศ. ๒๕๖๑

ลงนาม

(รองศาสตราจารย์ ดร.เสรี ชัดรัมย์)

ประธานคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์
วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา

ที่ ศธ ๒๒๒๔/ ๐.๑๒๑



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๙ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอบความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการสำนักการศึกษา เมืองพัทยา จังหวัดชลบุรี

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการศึกษาและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในกรณีนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา จำนวน ๗๒ เดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. ๒๕๕๕ ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. ๒๕๖๐

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา กรเพชรปามี)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร./ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐.๑๒๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๑ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพัทยา ๑ (เชิงภูมิศาสตร์ราษฎร์บำรุง)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในกรณีนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า
คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา กรเพชรปानी)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร/ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐๑๒๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๕ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอบความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพัทยา ๒ (เจริญราษฎร์อุทิศ)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในกรณีนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า
คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา กรเพชรปานิ)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร/ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐๙๒๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๕ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพัทยา ๓ (วัดสว่างฟ้าพุทธาราม)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา
ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้
ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง
เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในการนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า
คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาติา กรเพชรปามี)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร/ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐๑๒๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๔ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอบความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพัทยา ๔ (วัดหนองใหญ่)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในกรณีนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา กรเพชรปามี)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร./ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐๑๒๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๕ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพัทยา ๕ (บ้านเนินพัทยาเหนือ)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา
ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้
ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง
เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในการนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า
คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา กรเพชรปามี)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร/ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐๑๗๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๕ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพัทยา ๖ (วัดธรรมสามัคคี)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชากรวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงษ์ สุขสว่าง เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในการนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า
คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา กรเพชรปानी)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร./ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐๙๒๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๔ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพัทยา ๗ (บ้านหนองพังแค)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชากรวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในกรณีนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา กรเพชรปानी)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร/ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

<http://www.rmcs.buu.ac.th>

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐๑๒๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๕ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพัทยา ๘ (พิทยานุกูล)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในกรณีนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า
คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา กรเพชรปानी)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร./ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.mcs.buu.ac.th

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐๑๒๒๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๔ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขออนุญาตขอข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพิทยา ๙ (วัดโพธิ์สัมพันธ์)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการศึกษาและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา
ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพิทยา โดยใช้
ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง
เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในกรณีนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขออนุญาตขอข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า
คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาดา กรเพชรปानी)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร/ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐๑๒๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๔ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพัทยา ๑๐ (บ้านเกาะล้าน)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชากรวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในการนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาติดา กรเพชรปามี)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร/ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th

ที่ ศธ ๖๒๒๔/ว ๐๑๒๒



วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา
มหาวิทยาลัยบูรพา
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๔ เมษายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอบความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน ผู้อำนวยการโรงเรียนเมืองพัทยา ๑๑ (มัธยมสาธิตพัทยา)

ด้วย นางสาวจกภัทสรณ์ย์ จุฑาธิปไตย รหัสประจำตัวนิสิต ๕๖๙๑๐๕๐๙ นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา ได้รับอนุมัติให้ทำวิทยานิพนธ์เรื่อง “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของโรงเรียนในสังกัดเมืองพัทยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบ SARIMAX” ซึ่งอยู่ในความควบคุมดูแลของ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ในกรณีนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

๑. จำนวนนักเรียน
๒. จำนวนครู
๓. จำนวนห้องเรียน
๔. ขนาดพื้นที่ของห้องเรียน
๕. จำนวนห้องปฏิบัติการ
๖. จำนวนคอมพิวเตอร์
๗. จำนวนเครื่องปรับอากาศ

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่า
คงได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาติา กรเพชรปามี)
คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐-๓๘๑๐-๒๐๗๗-๘ โทร/ โทรสาร ๐-๓๘๓๙-๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th

ภาพตัวอย่างการติดต่อขอข้อมูลการวิจัย

