



การพยากรณ์ PM 2.5 ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย โดยใช้แบบจำลอง SARIMA-ANN

วิทยานิพนธ์
ของ
วรรณภา เต็มทรัพย์

พหุ ปณฺทิตฺย สีเว

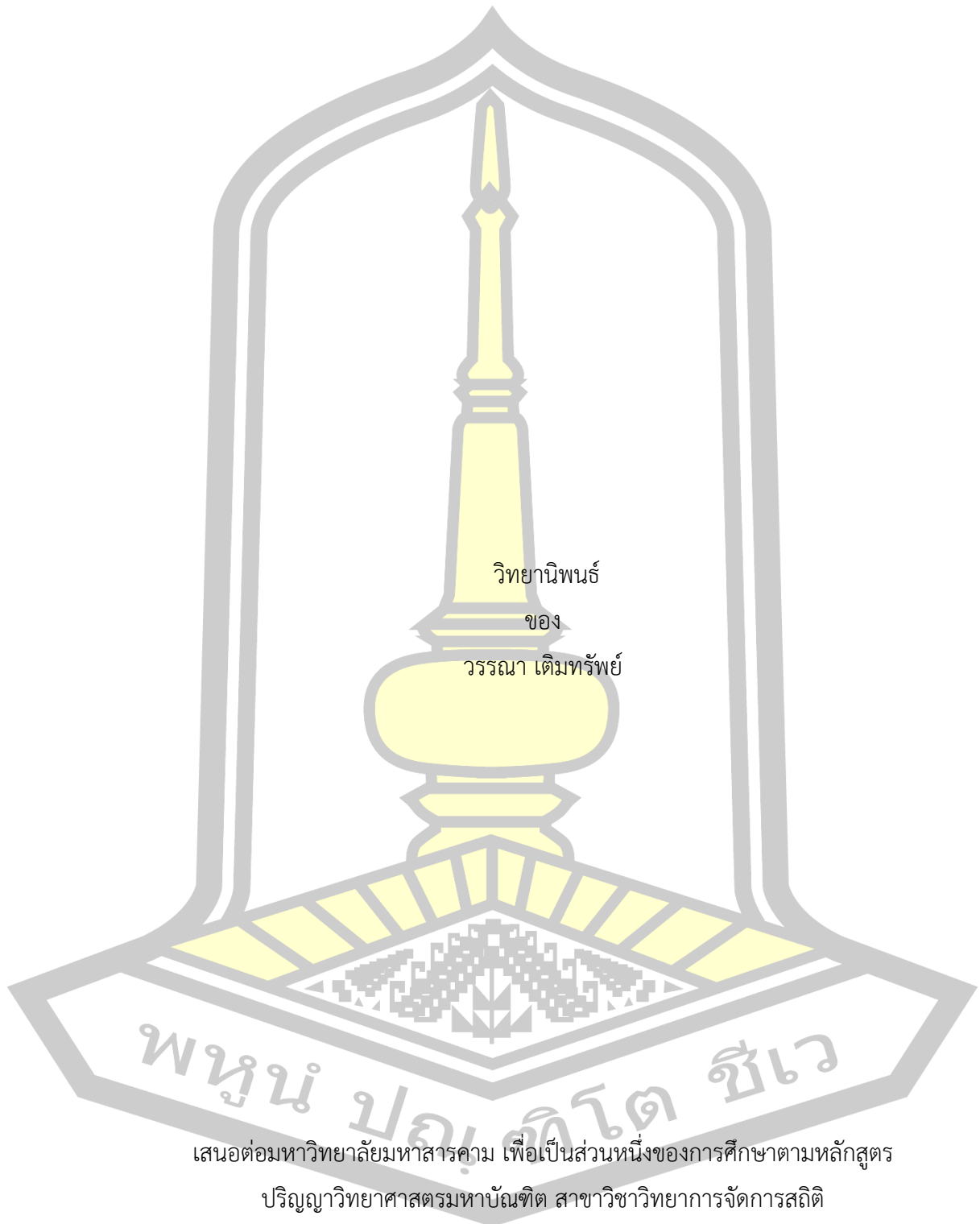
เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ

พฤษภาคม 2568

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การพยากรณ์ PM 2.5 ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย โดยใช้แบบจำลอง SARIMA-ANN

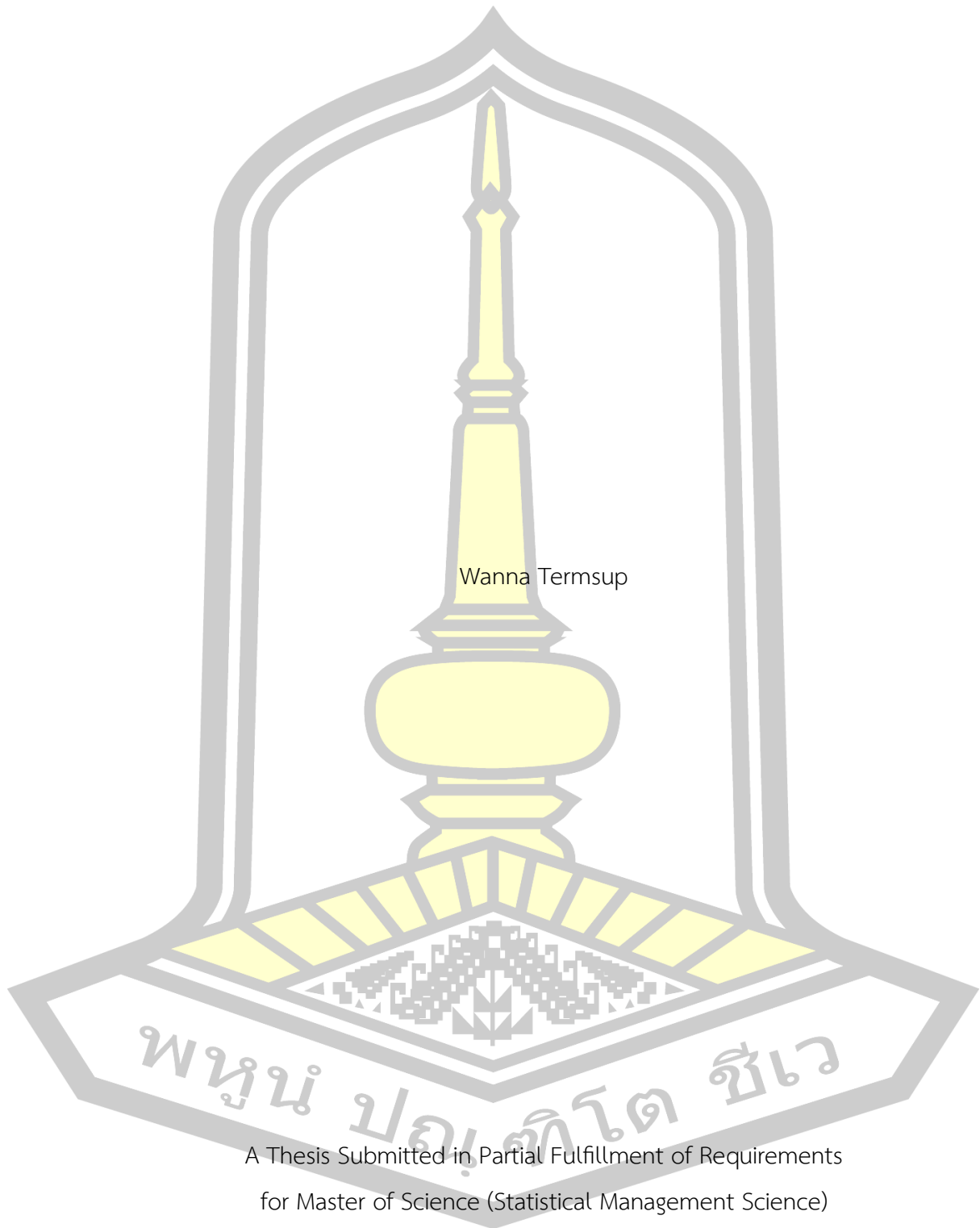


เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ

พฤษภาคม 2568

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Forecasting PM 2.5 in Upper Northern of Thailand using SARIMA-ANN Model



Wanna Termsup

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for Master of Science (Statistical Management Science)

May 2025

Copyright of Maharakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนางสาววรรณดา เต็มทรัพย์
แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร. พรรณรัตน์ ก้วยเจริญพานิชก์)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผศ. ดร. มนชยา เจียงประดิษฐ์)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

(ผศ. ดร. บุษกร คงเอียด)

กรรมการ

(รศ. ดร. นิภาพร ชุตินันต์)

กรรมการ

(อ. ดร. สุภาวดี วิจิตชาญ)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

(ศ. ดร. ไพโรจน์ ประมวล)

คณบดีคณะวิทยาศาสตร์

(ผศ. ดร. พลเดช เขารัตน์)

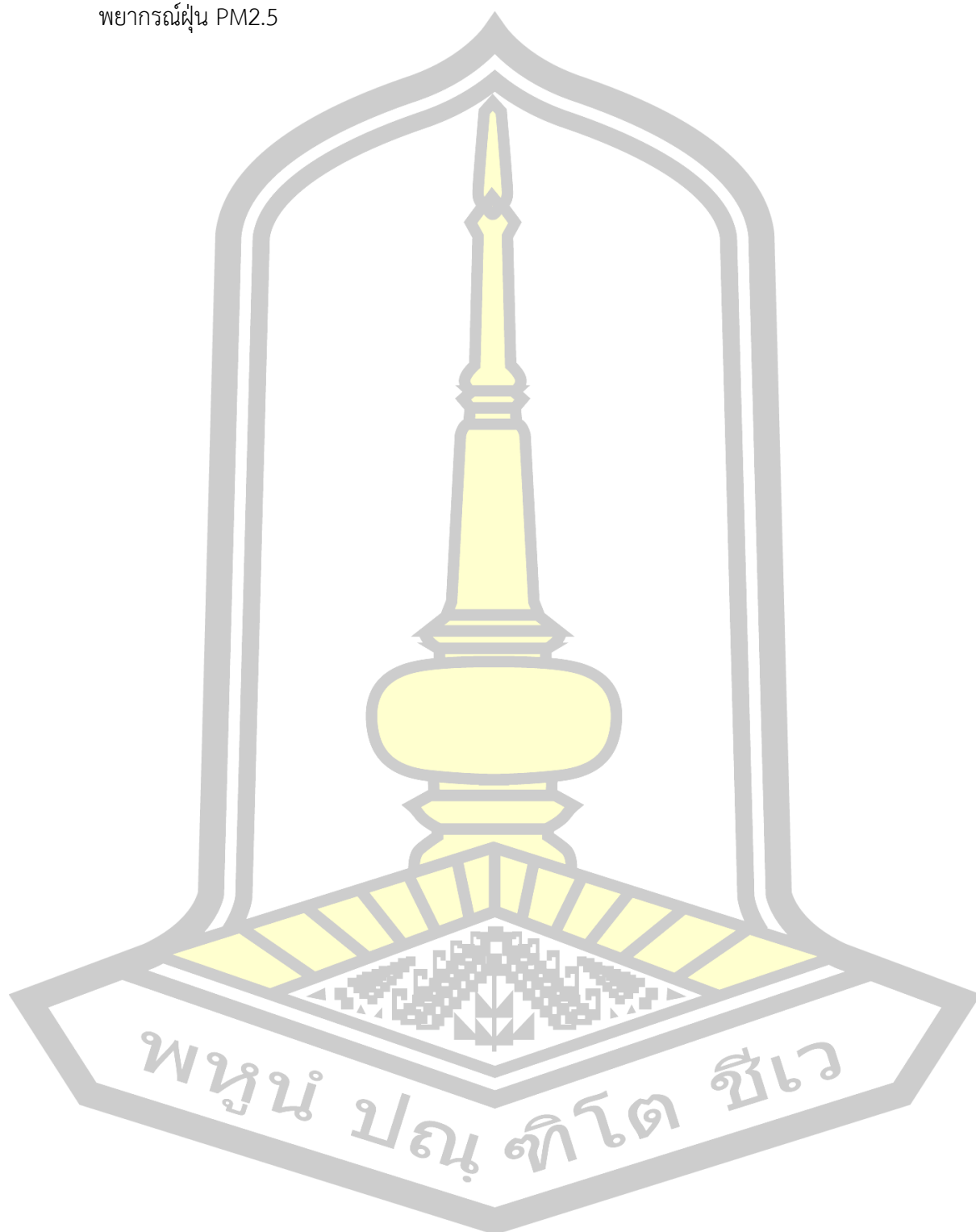
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	การพยากรณ์ PM 2.5 ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย โดยใช้แบบจำลอง SARIMA-ANN		
ผู้วิจัย	วรรณมา เต็มทรัพย์		
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. มนชยา เจียงประดิษฐ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. บุษกร คงเอียด		
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต	สาขาวิชา	วิทยาการจัดการสถิติ
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2568

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองอนุกรมเวลา SARIMA กับแบบจำลองผสม SARIMA-ANN ในการพยากรณ์ค่าฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอน (PM2.5) ในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย โดยใช้ข้อมูล PM2.5 เฉลี่ยรายเดือน ที่ได้จาก Giovanni ซึ่งอยู่ในรูปแบบข้อมูลกริด (Grid) จำนวน 26 จุด (กริด) แต่ละจุดมีจำนวนข้อมูล PM2.5 เฉลี่ยรายเดือน 108 ค่า แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบ โดยชุดข้อมูลเรียนรู้ ใช้สำหรับสร้างแบบจำลอง เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงธันวาคม พ.ศ. 2566 จำนวน 96 ค่า ส่วนชุดข้อมูลทดสอบ ใช้สำหรับทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 จำนวน 12 ค่า ผลการศึกษาพบว่า การนำค่าความคลาดเคลื่อน (Residual) จากแบบจำลอง SARIMA มาประมวลผลเพิ่มเติมด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) โดยเรียกว่า แบบจำลองผสม SARIMA-ANN เป็นแบบจำลองที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ในทุกพื้นที่ที่ทำการวิเคราะห์ โดยสามารถลดค่าความคลาดเคลื่อน MAPE ลงอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ได้ดีที่สุด คือแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN15 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19.5°N) มีค่า MAPE เป็น 0.0361% รองลงมาคือ แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ - ANN20 ของจังหวัดพะเยา (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19°N) มีค่า MAPE เป็น 0.0387% และแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 18.5°N) มีค่า MAPE เป็น 0.0395% แบบจำลองที่ได้จึงมีศักยภาพสูงในการสนับสนุนการคาดการณ์มลพิษทางอากาศและการวางแผนเชิงนโยบายในพื้นที่เสี่ยง เพื่อวางแผนมาตรการรับมือปัญหาหมอกพิษได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ : อนุกรมเวลา, แบบจำลอง SARIMA, แบบจำลอง ANN, แบบจำลอง SARIMA - ANN, การพยากรณ์ฝุ่น PM2.5



TITLE	Forecasting PM 2.5 in Upper Northern of Thailand using SARIMA-ANN Model		
AUTHOR	Wanna Termsup		
ADVISORS	Assistant Professor Monchaya Chiangpradit , Ph.D. Assistant Professor Butsakon Kong-ied , Ph.D.		
DEGREE	Master of Science	MAJOR	Statistical Management Science
UNIVERSITY	Maharakham University	YEAR	2025

ABSTRACT

This study aims to develop and compare the forecasting performance of a Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) model with a hybrid SARIMA–Artificial Neural Network (SARIMA–ANN) model for predicting particulate matter with a diameter of less than 2.5 microns (PM_{2.5}) in the upper northern region of Thailand. The monthly average PM_{2.5} data were obtained from Giovanni in a gridded format, consisting of 26 grid points. Each grid point contains 108 monthly average PM_{2.5} values. The dataset was divided into a training set and a testing set. The training set, comprising 96 data points from January 2016 to December 2023, was used to build the models. The testing set, consisting of 12 data points from January 2024 to December 2024, was used to evaluate model performance.

The results indicate that incorporating residuals from the SARIMA model into an Artificial Neural Network (ANN) forming the hybrid SARIMA–ANN model significantly improved forecasting accuracy across all analyzed locations. The hybrid model was able to significantly reduce the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The most accurate model was the SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 for Nan Province (Longitude 100.625°E, Latitude 19.5°N), which achieved a MAPE of 0.0361%. The second-best model was the SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ – ANN20 for Phayao Province

(Longitude 100°E, Latitude 19°N), with a MAPE of 0.0387%. The third-best model was the SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 for another location in Nan Province (Longitude 100.625°E, Latitude 18.5°N), with a MAPE of 0.0395%.

The proposed models demonstrate high potential in supporting air pollution forecasting and policymaking in high-risk areas, enabling effective planning of mitigation measures to address air quality issues.

Keyword : time series, SARIMA model, ANN model, SARIMA-ANN model, PM2.5 forecasting



กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความกรุณาและความอนุเคราะห์จากหลายฝ่าย ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มนชยา เจียงประดิษฐ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.บุษกร คงเอียด อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้เมตตา ให้คำแนะนำ ถ่ายทอดความรู้ และชี้แนะแนวทางการศึกษาอย่างต่อเนื่อง ทั้งยังช่วยตรวจสอบและแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความเอาใจใส่ จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พรณรัตน์ ก้วยเจริญพานิช์ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ รองศาสตราจารย์ ดร.นิภาพร ชุตินันต์ และอาจารย์ ดร.สุภาวดี วิชิตชาญ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่ได้กรุณาสละเวลาอันมีค่าในการตรวจสอบ แก้ไขข้อบกพร่อง และให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาและปรับปรุงวิทยานิพนธ์ให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

นอกจากนี้ ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ คณาจารย์ประจำภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ทุกท่าน ที่ได้ให้อีกาสทางการศึกษาและถ่ายทอดองค์ความรู้ด้านคณิตศาสตร์ สติดี อันเป็นรากฐานสำคัญที่ทำให้ผู้วิจัยสามารถสำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาโทได้

สุดท้ายนี้ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัว ที่คอยเป็นกำลังใจและให้การสนับสนุนทั้งด้านจิตใจและทุนการศึกษา ตลอดระยะเวลาที่ศึกษาระดับปริญญาโท รวมถึงการจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จนแล้วเสร็จ

ขอกราบขอบพระคุณทุกท่านด้วยความเคารพอย่างสูง

วรรณา เต็มทรัพย์

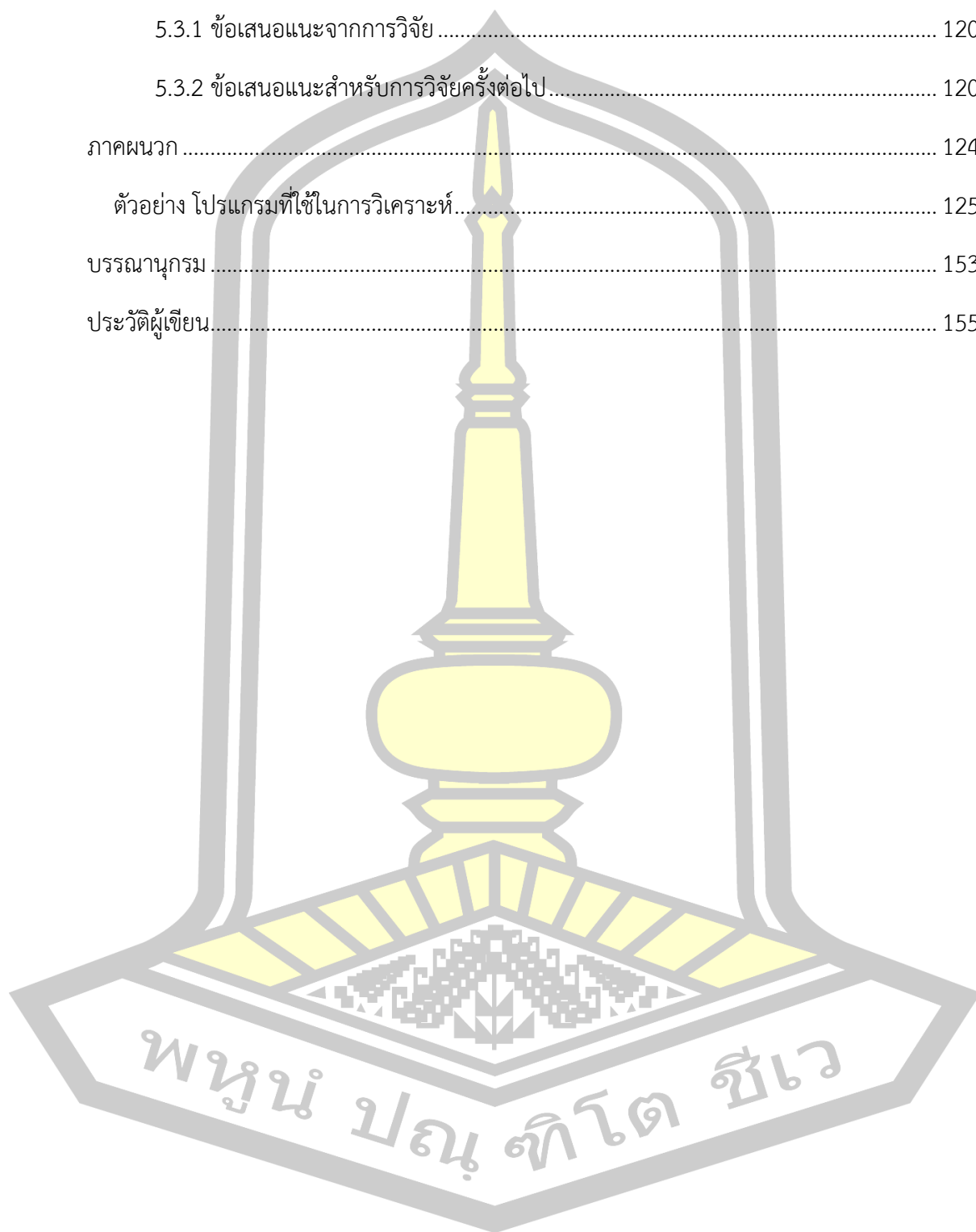
พนุน ปณ ทิโต ชีเว

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ฉ
กิตติกรรมประกาศ.....	ช
สารบัญ.....	ฌ
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญภาพ.....	ด
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 หลักการและเหตุผล.....	1
1.2 ความมุ่งหมายของการวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	2
1.3.1 ขอบเขตการศึกษาด้านข้อมูล.....	2
1.3.2 ขอบเขตการศึกษาด้านพื้นที่.....	2
1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ.....	3
1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ.....	3
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 ความรู้ทั่วไปเกี่ยวกับฝุ่นละออง.....	5
2.1.1 ฝุ่นละออง PM2.5 (Particulate Matter with Diameter of less than 2.5 Micron)	5
2.2 แนวคิดเกี่ยวกับอนุกรมเวลา.....	8
2.3 แบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average Model).....	9
2.3.1 แบบจำลอง Autoregressive (AR(p)).....	10
2.3.2 แบบจำลอง Moving Average (MA(q)).....	10

2.3.3	แบบจำลอง Autoregressive Moving Average (ARMA(p,q)).....	10
2.3.4	แบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA(p,d,q))	11
2.3.5	ขั้นตอนในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยแบบจำลอง ARIMA	12
2.4	แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average).....	18
2.4.1	ขั้นตอนในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยแบบจำลอง SARIMA.....	19
2.5	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANN).....	19
2.5.1	หลักการการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม	20
2.5.2	การแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปปรกติมาตรฐานน้อยที่สุด – มากที่สุด (Min-Max Normalization).....	21
2.5.3	การแปลงกลับให้อยู่ในรูปแบบเดิม (Denormalization).....	22
2.5.4	โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายชั้น (Multi- Layer Perceptron: MLP).....	22
2.5.5	การแพร่แบบย้อนกลับ (Back-propagation).....	24
2.6	แบบจำลองผสม (Hybrid Model) ระหว่าง SARIMA และ ANN.....	25
2.7	เกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจ.....	26
2.8	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	26
บทที่ 3	วิธีการดำเนินงาน	31
3.1	การเก็บรวบรวมข้อมูลฝุ่น PM2.5.....	31
3.2	ขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัย	32
บทที่ 4	ผลการวิจัย	40
4.1	ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง SARIMA	40
4.2	ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง SARIMA - ANN	48
บทที่ 5	สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ.....	117
5.1	สรุปผลการวิจัย	117
5.2	อภิปรายผล	119

5.3 ข้อเสนอแนะ	120
5.3.1 ข้อเสนอแนะจากการวิจัย	120
5.3.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยครั้งต่อไป	120
ภาคผนวก	124
ตัวอย่าง โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์	125
บรรณานุกรม	153
ประวัติผู้เขียน	155



สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 รายละเอียดของข้อมูลฝุ่น PM2.5.....	31
ตารางที่ 2 ข้อมูลฝุ่น PM2.5 (เดือนเมษายน พ.ศ. 2559).....	32
ตารางที่ 3 ตัวอย่างข้อมูลฝุ่น PM2.5 ที่ในการสร้างแบบจำลอง ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน.....	33
ตารางที่ 4 ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1) ₁₂	41
ตารางที่ 5 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567	43
ตารางที่ 6 แบบจำลอง SARIMA ที่เหมาะสมของแต่ละจังหวัด.....	44
ตารางที่ 7 การตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง SARIMA ของทุกจังหวัด.....	45
ตารางที่ 8 ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ในแต่ละจังหวัด.....	46
ตารางที่ 9 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN1 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567.....	49
ตารางที่ 10 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN2 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	51
ตารางที่ 11 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN3 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	52
ตารางที่ 12 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN4 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	54
ตารางที่ 13 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN5 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	56
ตารางที่ 14 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN6 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.....	57
ตารางที่ 15 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN7 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567 ...	59

ตารางที่ 16 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ – ANN8 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567 ...60	
ตารางที่ 17 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ – ANN9 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567 ...62	
ตารางที่ 18 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ – ANN10 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.63	
ตารางที่ 19 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ – ANN15 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.65	
ตารางที่ 20 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ – ANN20 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.66	
ตารางที่ 21 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN67	
ตารางที่ 22 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 97.5°E และ Latitude ที่ 18.5°N68	
ตารางที่ 23 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18.5°N69	
ตารางที่ 24 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19°N.....70	
ตารางที่ 25 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19.5°N70	
ตารางที่ 26 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัด เชียงใหม่72	
ตารางที่ 27 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดลำพูน74	
ตารางที่ 28 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดลำปาง74	
ตารางที่ 29 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัด เชียงราย.....75	

ตารางที่ 30 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดพะเยา	76
ตารางที่ 31 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดแพร่	77
ตารางที่ 32 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดน่าน	77
ตารางที่ 33 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN15 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18 °N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	79
ตารางที่ 34 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN7 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 97.5°E และ Latitude ที่ 18.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	80
ตารางที่ 35 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN15 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	82
ตารางที่ 36 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	83
ตารางที่ 37 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	85
ตารางที่ 38 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN20 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	86
ตารางที่ 39 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	88

ตารางที่ 40 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	89
ตารางที่ 41 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN20 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	91
ตารางที่ 42 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 20°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	92
ตารางที่ 43 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5 ของจังหวัดลำพูน (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 17.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	94
ตารางที่ 44 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN20 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 17.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	95
ตารางที่ 45 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ – ANN10 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.....	97
ตารางที่ 46 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂ – ANN1 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	98
ตารางที่ 47 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN5 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 18°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.....	100
ตารางที่ 48 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	101

ตารางที่ 49 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude gitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.....	103
ตารางที่ 50 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN10 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 20°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.....	104
ตารางที่ 51 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ – ANN20 ของจังหวัดพะเยา (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.....	106
ตารางที่ 52 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN10 ของจังหวัดแพร่ (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 18°N)ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	107
ตารางที่ 53 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 18.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	109
ตารางที่ 54 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.....	110
ตารางที่ 55 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	112
ตารางที่ 56 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567.....	113
ตารางที่ 57 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN20 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567	115
ตารางที่ 58 การเปรียบเทียบแบบจำลอง SARIMA และแบบจำลอง SARIMA – ANN.....	117

สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 1 เกณฑ์ดัชนีคุณภาพอากาศของประเทศไทย.....	7
ภาพที่ 2 เซลล์ประสาทในสมองมนุษย์	20
ภาพที่ 3 แบบการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม.....	21
ภาพที่ 4 แบบการจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายชั้น	23
ภาพที่ 5 การทำงานของชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer)	23
ภาพที่ 6 การแพร่แบบย้อนกลับ (Back-Propagation).....	25
ภาพที่ 7 แสดงพื้นที่ที่ศึกษาข้อมูลฝุ่น PM2.5 เฉลี่ยแบบรายเดือน โดยกำหนดให้ ละติจูด (Latitude) ที่ 17°N ถึง 20.5°N และลองจิจูด (Longitude) ที่ 96.875°E ถึง 101.875°E ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย.....	32
ภาพที่ 8 ลักษณะการเคลื่อนไหวอนุกรมเวลาของฝุ่น PM2.5 (Train) และกราฟ ACF กราฟ PACF ตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 98.125 °E และ Latitude ที่ 18 °N	41
ภาพที่ 9 ค่าพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567	42
ภาพที่ 10 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567.....	44
ภาพที่ 11 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 1 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	49
ภาพที่ 12 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 2 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	50
ภาพที่ 13 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 3 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	52
ภาพที่ 14 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 4 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	54
ภาพที่ 15 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 5 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	55

ภาพที่ 16 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 6 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	57
ภาพที่ 17 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 7 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	58
ภาพที่ 18 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 8 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	60
ภาพที่ 19 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 9 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	61
ภาพที่ 20 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 10 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	63
ภาพที่ 21 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 15 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	64
ภาพที่ 22 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 20 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train.....	66
ภาพที่ 23 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ – ANN15 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18°N).....	80
ภาพที่ 24 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN7 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 97.5°E และ Latitude ที่ 18.5°N).....	81
ภาพที่ 25 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ – ANN15 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18.5°N).....	83
ภาพที่ 26 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN10 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19.5°N).....	84
ภาพที่ 27 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18°N).....	86

ภาพที่ 28 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18.5°N).....87

ภาพที่ 29 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19°N).....89

ภาพที่ 30 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19.5°N).....90

ภาพที่ 31 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19°N).....92

ภาพที่ 32 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 20°N).....93

ภาพที่ 33 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดลำพูน (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 17.5°N).....95

ภาพที่ 34 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 17.5°N).....96

ภาพที่ 35 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ – ANN10 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18°N).....98

ภาพที่ 36 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1)₁₂ – ANN1 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18.5°N).....99

ภาพที่ 37 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 18°N)..... 101

ภาพที่ 38 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน
 ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดเชียงราย
 (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19.5°N)..... 102

ภาพที่ 39 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน
 ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดเชียงราย
 (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19.5°N)..... 104

ภาพที่ 40 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน
 ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN10 ของจังหวัดเชียงราย
 (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 20°N)..... 105

ภาพที่ 41 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน
 ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดพะเยา
 (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19°N)..... 107

ภาพที่ 42 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน
 ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN10 ของจังหวัดแพร่
 (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 18°N)..... 108

ภาพที่ 43 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน
 ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน
 (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 18.5°N)..... 110

ภาพที่ 44 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน
 ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดน่าน
 (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19°N)..... 111

ภาพที่ 45 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน
 ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน
 (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19.5°N)..... 113

ภาพที่ 46 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน
 ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน
 (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19°N)..... 114

ภาพที่ 47 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน
 ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดน่าน
 (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19.5°N)..... 116

บทที่ 1

บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

ปัจจุบันปัญหาฝุ่นละออง PM2.5 เป็นปัญหาสิ่งแวดล้อมที่ส่งผลกระทบต่ออย่างรุนแรงในหลายพื้นที่ของประเทศไทย โดยเฉพาะในภาคเหนือตอนบน ซึ่งมักประสบปัญหาค่าฝุ่นละอองเกินมาตรฐานระหว่างเดือนมกราคมถึงเมษายนของทุกปี (เกวลิณ อินหลวง และคณะ, 2562) สาเหตุหลักของปัญหาดังกล่าวเกิดจากการเผาพื้นที่เกษตร เช่น การเผาซากพืชผลทางการเกษตร ได้แก่ ข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ อ้อย และตอซังข้าวและไผ่ป่า ทั้งในประเทศและประเทศเพื่อนบ้าน ส่งผลให้เกิดหมอกควันข้ามแดน นอกจากนี้ การคมนาคมขนส่งและการเผาเพื่อขยายพื้นที่เพาะปลูก ล้วนเป็นปัจจัยสำคัญที่ก่อให้เกิดมลพิษทางอากาศ อีกทั้งลักษณะภูมิประเทศของภาคเหนือที่มีเทือกเขาล้อมรอบ ส่งผลให้สภาพอากาศในช่วงฤดูหนาว ทำให้ฝุ่นละอองที่เกิดจากการเผาสะสมในชั้นบรรยากาศโดยไม่กระจายตัว (กรมประชาสัมพันธ์, 2567) ฝุ่นละออง PM2.5 เป็นอนุภาคขนาดเล็กกว่า 2.5 ไมครอน ซึ่งสามารถเข้าสู่ระบบทางเดินหายใจและส่งผลกระทบต่อสุขภาพของประชาชน โดยเฉพาะกลุ่มเสี่ยง ได้แก่ เด็ก ผู้สูงอายุ และผู้ที่มีโรคประจำตัว นอกจากนี้ การเผาพื้นที่เกษตรและไฟป่ายังเป็นแหล่งกำเนิดของก๊าซคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) ซึ่งเป็นก๊าซที่เกิดจากการเผาไหม้ที่ไม่สมบูรณ์ของเชื้อเพลิงฟอสซิล การสูดดมก๊าซดังกล่าวอาจก่อให้เกิดอาการเมื่อย เหนื่อยศีรษะ ไอ ระคายเคืองทางเดินหายใจและดวงตา จากข้อมูลทางสถิติพบว่า จำนวนผู้ป่วยโรคระบบทางเดินหายใจ โรคหัวใจและหลอดเลือด โรคผิวหนัง และโรคเกี่ยวกับดวงตาในภาคเหนือเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ส่งผลให้ครัวเรือนต้องแบกรับภาระค่าใช้จ่ายที่สูงขึ้น ทั้งในด้านค่ารักษาพยาบาลและอุปกรณ์ป้องกันมลพิษ (อนุชา ดีสวัสดิ์, 2566) นอกจากนี้ผลกระทบต่อสุขภาพแล้ว ปัญหาฝุ่น PM2.5 ยังส่งผลกระทบต่อเศรษฐกิจ โดยเฉพาะอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว ซึ่งพบว่าจำนวนนักท่องเที่ยวที่เดินทางเข้าสู่ภาคเหนือลดลง ส่งผลให้เกิดความสูญเสียทางเศรษฐกิจในจังหวัดที่ได้รับผลกระทบ (กิตติศักดิ์ กรีบกำไร และคณะ, 2566)

จากปัญหาดังกล่าวมีผู้วิจัยหลายท่านได้ศึกษาแนวทางการพยากรณ์คุณภาพอากาศและค่าฝุ่นละอองในประเทศไทย เช่น ชยกร สมศิลา และคณะ (2553) ศึกษาแบบจำลองผสมเพื่อการพยากรณ์คุณภาพอากาศระยะสั้น (3 เดือน) และระยะยาว (36 เดือน) โดยใช้วิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network) ซึ่งช่วยให้สามารถคาดการณ์แนวโน้มของคุณภาพอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ รณชัย ชื่นธวัช (2560) ได้พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความเข้มข้นของฝุ่นละออง PM10 ในเขตภาคเหนือ โดยเปรียบเทียบความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) กับแบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) ซึ่งเป็นแนวทางสำคัญในการพัฒนาแบบจำลองที่เหมาะสมกับข้อมูลฝุ่นละออง นอกจากนี้ ธรณินทร์ สัจจวิทย์ (2562) ได้ศึกษาแบบจำลองผสม

ระหว่าง ARIMA กับแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) เพื่อพยากรณ์ปริมาณฝุ่น PM10 รายเดือนในจังหวัดสระบุรี และอินทนิล สุโขทัย (2564) ได้วิเคราะห์สถานการณ์ฝุ่น PM2.5 และผลกระทบทางสุขภาพในจังหวัดนครราชสีมา โดยใช้แบบจำลอง Holt-Winters Exponential Smoothing และ ARIMA ในการพยากรณ์ข้อมูลรายชั่วโมงและรายวัน

จากการศึกษาวิจัยที่เกี่ยวข้อง ผู้วิจัยจึงสนใจการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย ซึ่งข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์เป็นข้อมูลรายเดือน ที่ได้จากเว็บไซต์ Giovanni ข้อมูลมีลักษณะเป็น กริด โดยใช้แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) และแบบจำลองผสมระหว่าง SARIMA กับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) SARIMA- ANN เพื่อพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ได้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพ ทั้งนี้ ผลการวิจัยสามารถเป็นแนวทางให้หน่วยงานที่เกี่ยวข้องนำไปใช้ในการแก้ไขปัญหา รวมถึงการป้องกันและเตือนภัยเกี่ยวกับฝุ่นละออง PM2.5 ในภาคเหนือตอนบนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.2 ความมุ่งหมายของการวิจัย

เพื่อสร้างแบบจำลองและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองอนุกรมเวลาแบบ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) และแบบจำลองผสมระหว่าง SARIMA กับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ในการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1.3.1 ขอบเขตการศึกษาด้านข้อมูล

ข้อมูลค่าความเข้มข้นของปริมาณฝุ่นละออง PM2.5 เฉลี่ยรายเดือน ซึ่งเป็นแบบกริด (Grid) ที่ได้จากเว็บไซต์ Giovanni โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567

1.3.2 ขอบเขตการศึกษาด้านพื้นที่

- กำหนด ละติจูด (Latitude) ที่ 17°N ถึง 20.5°N และลองจิจูด (Longitude) ที่ 96.875°E ถึง 101.875°E ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย จำนวน 26 จุด (กริด)
- ความละเอียดของพื้นที่ภาคเหนือตอนบน อยู่ที่ความละเอียด 0.5×0.625 degree

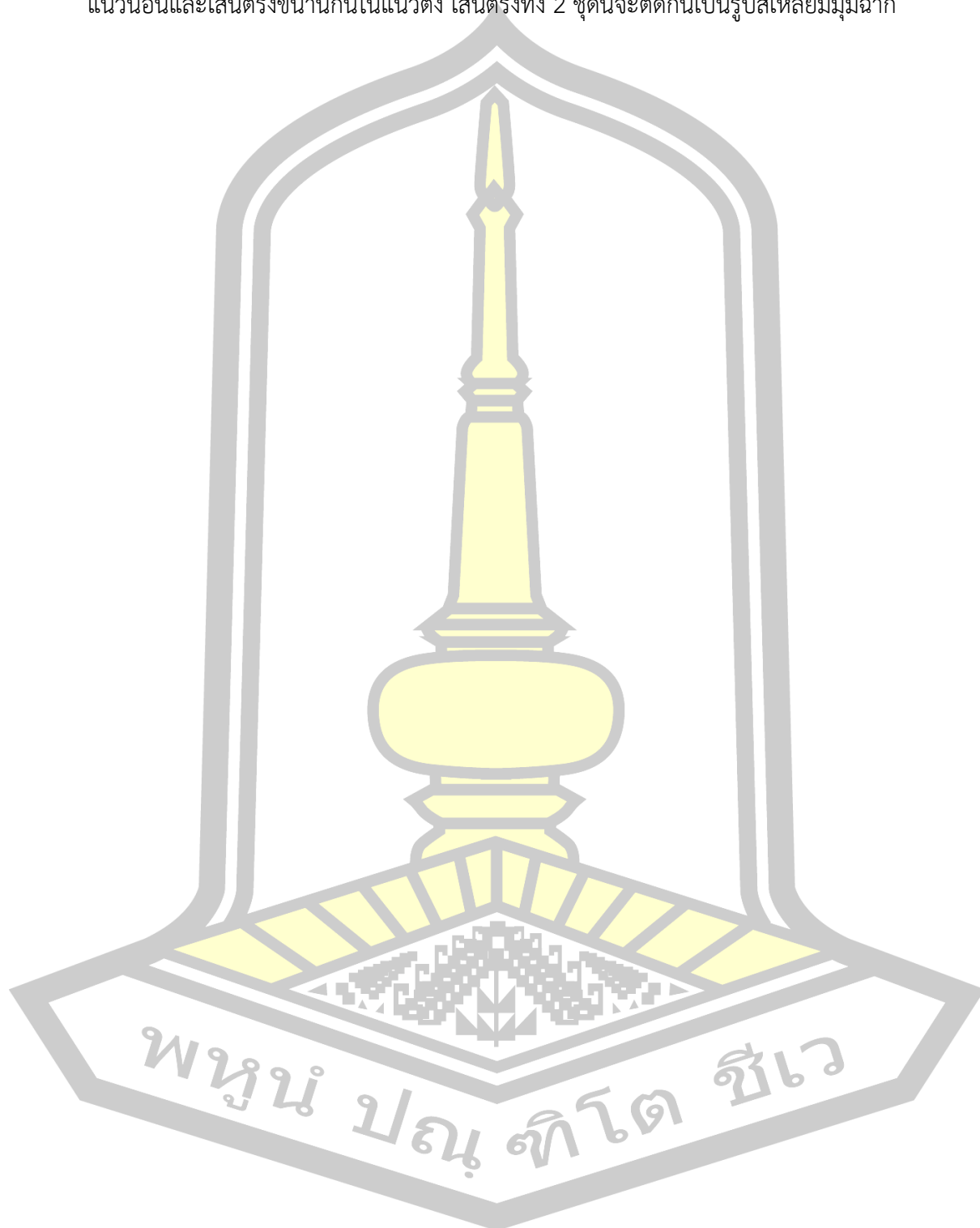
1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ

- ได้แบบจำลองที่เหมาะสม ที่สามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์แนวโน้มของปริมาณฝุ่น PM2.5 ได้อย่างแม่นยำ
- หน่วยงานที่เกี่ยวข้องสามารถนำสารสนเทศจากการวิจัยไปใช้ในการวางแผนรับมือและกำหนดนโยบายด้านสิ่งแวดล้อมอย่างมีประสิทธิภาพ

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

- ฝุ่นละออง PM2.5 หรือชื่อเต็มคือ Particulate Matter with Diameter of less than 2.5 micron เป็นฝุ่นละอองขนาดจิ๋วที่มีขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอน หรือมีขนาดประมาณ 1 ใน 25 ของเส้นผ่านศูนย์กลางของเส้นผมมนุษย์
- อนุกรมเวลา (Time Series) คือ กลุ่มของค่าสังเกตที่เก็บรวบรวมทุกช่วงเวลาอย่างต่อเนื่อง ช่วงเวลาที่เก็บค่าสังเกตจะเท่า ๆ กัน
- โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นแขนงหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence, AI) ที่มีโครงสร้างการทำงานคล้ายคลึงกับการทำงานของเซลล์สมอง หรือระบบประสาทของมนุษย์ ซึ่งลักษณะทั่วไปของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neuron) และจุดประสานประสาทหรือซินแนปส์ (Synapses) โดยโครงสร้างของการส่งสัญญาณประสาทประกอบจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์หลายพันล้านเซลล์ เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ ประกอบด้วยแขนงรับสัญญาณประสาทซึ่งเป็นเสมือนหน่วยรับข้อมูลป้อนเข้า (Input) ของเซลล์ เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrites) และส่วนปลายของเซลล์ประสาทในการส่งสัญญาณซึ่งเป็นเสมือนหน่วยส่งสัญญาณข้อมูลออก (Output) ของเซลล์ เรียกว่า แอกซอน (Axon) โดยการส่งสัญญาณของเซลล์ประสาทดังกล่าว จะผ่านจากเดนไดรต์เข้าสู่เซลล์ประสาท และหากสัญญาณรวมมีความแรงเกินค่าระดับ (Threshold) ของเซลล์ประสาทนั้น เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณออกทางแอกซอน ต่อไป
- ละติจูด (Latitude) เป็นเส้นสมมติที่วางตามแนวนอนของโลก และยังมีเส้นที่วางตัวตามแนวนอนของโลกตามระดับความสูงหรือต่ำกว่า ซึ่งเรียกว่า เส้นขนานเส้นละติจูด (Parallels of Latitude) ซึ่งเส้นขนานของเส้นละติจูดเหล่านี้จะเป็นเส้นที่วางขนานกับเส้นละติจูดที่อยู่บริเวณตรงกลางหรือเรียกว่าเส้น อีควเอเตอร์ (Equator) ละติจูด เป็นค่าของระยะทางเชิงมุม โดยนับ 0 องศา จากเส้นศูนย์สูตรไปทางเหนือหรือใต้จนถึง 90 องศา ที่ขั้วโลกทั้งสอง
- ลองจิจูด (Longitude) เป็นเส้นสมมติที่วางตามแนวตั้งของโลก หรือที่เรียกว่าเส้นเมริเดียน (Meridian) เป็นเส้นที่แบ่งซีกโลกตะวันออกและตะวันตก และค่าของระยะทางเชิงมุม โดยนับ 0 องศา จากเส้นเมริเดียน ไปทางทิศตะวันออกและทิศตะวันตก จนถึง 180 องศา

- กริด (Grid) เป็นพิกัดตารางสี่เหลี่ยมประกอบด้วยเส้นตรง 2 ชุด คือ เส้นตรงขนานกันในแนวนอนและเส้นตรงขนานกันในแนวตั้ง เส้นตรงทั้ง 2 ชุดนี้จะตัดกันเป็นรูปสี่เหลี่ยมมุมฉาก



บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย โดยใช้แบบจำลอง SARIMA กับแบบจำลอง SARIMA-ANN ผู้วิจัยได้ศึกษาค้นคว้าเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีรายละเอียดดังนี้

- 2.1 ความรู้ทั่วไปเกี่ยวกับฝุ่นละออง
- 2.2 แนวคิดเกี่ยวกับอนุกรมเวลา
- 2.3 แบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average Model)
- 2.4 แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)
- 2.5 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANN)
- 2.6 แบบจำลองผสม (Hybrid Model) ระหว่าง SARIMA และ ANN
- 2.7 เกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจ
- 2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ความรู้ทั่วไปเกี่ยวกับฝุ่นละออง

ฝุ่นละออง หมายถึง อนุภาคของแข็งและหยดละอองของเหลวที่ลอยอยู่ในอากาศ ซึ่งอาจมีขนาดตั้งแต่ 100 ไมครอนลงไป อนุภาคบางชนิดอาจมองเห็นได้ เช่น เขม่าและควัน แต่บางชนิดมีขนาดเล็กมากจนมองไม่เห็นด้วยตาเปล่า ฝุ่นละอองที่แขวนลอยในบรรยากาศสามารถส่งผลกระทบต่อสุขภาพของคน สัตว์ พืช รวมถึงก่อให้เกิดความเสียหายต่ออาคารบ้านเรือน และทำให้ทัศนวิสัยแย่งส่งผลกระทบต่อคมนาคมขนส่ง ในหลายประเทศได้กำหนดมาตรฐานฝุ่นละอองในอากาศ โดยในสหรัฐอเมริกา US.EPA (United States Environmental Protection Agency) ได้กำหนดมาตรฐานสำหรับฝุ่นรวม (Total Suspended Particulate, TSP) และฝุ่นขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน (PM10) แต่จากการศึกษาพบว่า ฝุ่นละอองขนาดเล็ก มีอันตรายต่อสุขภาพมากกว่าฝุ่นที่มีขนาดใหญ่ เนื่องจากสามารถเข้าสู่ระบบทางเดินหายใจส่วนล่างได้ง่าย ดังนั้น US.EPA จึงได้ยกเลิกค่ามาตรฐานฝุ่นรวมและกำหนดค่าฝุ่นขนาดเล็กเป็น 2 ชนิด คือ ฝุ่นละอองขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน (PM10) และ ฝุ่นละอองขนาดเล็กกว่า 2.5 ไมครอน (PM2.5) งานวิจัยนี้จะเน้นไปที่ฝุ่นละอองขนาดเล็กกว่า 2.5 ไมครอน (PM2.5) ซึ่งเป็นฝุ่นที่มีผลกระทบต่อสุขภาพอย่างมาก

2.1.1 ฝุ่นละออง PM2.5 (Particulate Matter with Diameter of less than 2.5 Micron)

ฝุ่น PM2.5 (Particulate Matter 2.5) คือ ฝุ่นละอองขนาดเล็กที่มีเส้นผ่านศูนย์กลางไม่เกิน 2.5 ไมครอน ซึ่งเป็นฝุ่นที่มีขนาดเล็กพอที่จะเข้าสู่ปอดและกระแสเลือดได้โดยตรง การสัมผัสกับ PM2.5 ในระดับที่สูงอาจส่งผลกระทบต่อสุขภาพได้มาก เช่น ปัญหาทางระบบหายใจ โรคหัวใจ และแม้แต่โรคมะเร็งปอด ฝุ่น PM2.5 มักเกิดขึ้นมากในช่วงการเปลี่ยนฤดูกาลจากฤดูหนาวสู่ฤดูร้อน โดยเฉพาะในช่วงปลายฤดูหนาว เมื่อมวลอากาศเย็นจากประเทศจีนแผ่ลงมาปกคลุมประเทศไทย

ตอนบน ทำให้มีลมพัดพาเอาฝุ่นละอองที่มีกำลังแรงขึ้นและอุณหภูมิในพื้นที่ลดลงอย่างมาก ในบางช่วงที่ความกดอากาศสูงอ่อนกำลังลง จะส่งผลให้มีลมพัดและลมสงบลง การเกิดปรากฏการณ์การผกผันกลับของอุณหภูมิ (Inversion) ทำให้การลอยตัวและการกระจายตัวของฝุ่นละอองไม่ดี และการไหลเวียนของอากาศไม่เป็นไปตามปกติ ทำให้ฝุ่นละอองและควันสะสมในบรรยากาศจนมีปริมาณสูงขึ้น (กรมอนามัย และกรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข, 2558)

แหล่งที่มาของ PM2.5

- แหล่งจากธรรมชาติ: เช่น พายุฝุ่นไฟป่า การระเบิดของภูเขาไฟ หรือการระเหยของน้ำจากทะเล
- แหล่งจากกิจกรรมมนุษย์: เช่น การเผาไหม้ของเชื้อเพลิงจากยานพาหนะ โรงงานอุตสาหกรรม การเผาไหม้ทางการเกษตร การผลิตไฟฟ้าจากถ่านหิน การสร้างอาคาร และการคมนาคม

ผลกระทบต่อสุขภาพ

- การสูดดม PM2.5 สามารถกระตุ้นให้เกิดการอักเสบในระบบหายใจ ซึ่งอาจนำไปสู่โรคเช่น หอบหืด, ปอดอักเสบ, โรคปอดเรื้อรัง และโรคหัวใจ
- PM2.5 ยังอาจเพิ่มความเสี่ยงต่อการเกิดโรคมะเร็งในระบบทางเดินหายใจได้

การวัดค่าฝุ่น PM2.5 การวัดค่าฝุ่น PM2.5 มักจะใช้การวัดในหน่วย ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) ซึ่งจะช่วยให้สามารถตรวจสอบระดับการปนเปื้อนของฝุ่นในอากาศได้

เกณฑ์ดัชนีคุณภาพอากาศของประเทศไทย

เกณฑ์ดัชนีคุณภาพอากาศของประเทศไทย จะแบ่งเป็น 5 ระดับ การแจ้งเตือนใช้สีเป็นสัญลักษณ์ ซึ่งมีคะแนนตั้งแต่ 0 ถึงมากกว่า 200 โดยดัชนีคุณภาพอากาศ 100 มีค่าเทียบเท่ากับมาตรฐานคุณภาพอากาศในบรรยากาศโดยทั่วไป หากดัชนีคุณภาพอากาศมีค่าสูงเกินกว่า 100 แสดงว่าค่าความเข้มข้นของมลพิษ ทางอากาศเกินมาตรฐาน โดยมีระดับการแจ้งเตือนพร้อมข้อควรปฏิบัติของประชาชน (กรมควบคุมมลพิษ, 2566)

- **AQI 0-25 สีฟ้า (คุณภาพอากาศดีมาก)** ปรับใหม่ ฝุ่น PM 2.5 มีค่า 0-15 มคก./ลบ.ม. (เดิม 0-25 มคก./ลบ.ม.) ประชาชนทุกคนสามารถดำเนินชีวิตได้ตามปกติ
- **AQI 26-50 สีเขียว (คุณภาพอากาศดี)** ปรับใหม่ ฝุ่น PM 2.5 มีค่า 15-25 มคก./ลบ.ม. (เดิม 25-37 มคก./ลบ.ม.) ประชาชนทั่วไป : สามารถทำกิจกรรมกลางแจ้งได้ตามปกติ
 ประชาชนกลุ่มเสี่ยง : ควรสังเกตอาการผิดปกติ เช่น ไอบ่อย หายใจลำบาก หายใจถี่ หายใจไม่ออก หายใจมีเสียงวี๊ด แน่นหน้าอก เจ็บหน้าอก ใจสั่น คลื่นไส้ เมื่อยล้าผิดปกติ หรือวิงเวียนศีรษะ

- **AQI 51-100 สีเหลือง (คุณภาพอากาศปานกลาง)** ปรับใหม่ ฝุ่น PM 2.5 มีค่า 25.1-37.5 มคก./ลบ.ม. (เดิม 38-50 มคก./ลบ.ม.) ประชาชนทั่วไป : ลดระยะเวลาการทำกิจกรรมหรือออกกำลังกายกลางแจ้งที่ใช้แรงมาก ประชาชนกลุ่มเสี่ยง : ใช้อุปกรณ์ป้องกันตนเอง เช่น หน้ากากป้องกัน PM2.5 ทุกครั้งที่ออกนอกอาคาร ลดระยะเวลาการทำกิจกรรมหรือการออกกำลังกายกลางแจ้งที่ใช้แรงมาก หากมีอาการผิดปกติให้รีบปรึกษาแพทย์
- **AQI 101-200 สีส้ม (คุณภาพอากาศเริ่มมีผลต่อสุขภาพ)** ปรับใหม่ ฝุ่น PM 2.5 มีค่า 37.6-75 มคก./ลบ.ม. (เดิม 51-90 มคก./ลบ.ม.) ประชาชนทั่วไป : ใช้อุปกรณ์ป้องกันตนเอง เช่น หน้ากากป้องกัน PM2.5 ทุกครั้งที่ออกนอกอาคาร กำจัดระยะเวลาในการทำกิจกรรมหรือการออกกำลังกายกลางแจ้งที่ใช้แรงมาก ควรสังเกตอาการผิดปกติ เช่น ไอ หายใจลำบาก ระคายเคืองตา ประชาชนกลุ่มเสี่ยง : ใช้อุปกรณ์ป้องกันตนเอง เช่น หน้ากากป้องกัน PM2.5 ทุกครั้งที่ออกนอกอาคาร เลี่ยงการทำกิจกรรมหรือการออกกำลังกายกลางแจ้งที่ใช้แรงมาก ให้ปฏิบัติตามคำแนะนำของแพทย์ หากมีอาการผิดปกติให้รีบไปพบแพทย์
- **AQI 201 ขึ้นไป สีแดง (คุณภาพอากาศมีผลต่อสุขภาพ)** ปรับใหม่ ฝุ่น PM 2.5 มีค่า 75.1 มคก./ลบ.ม.ขึ้นไป (เดิม 91 มคก./ลบ.ม.ขึ้นไป) ประชาชนทุกคน : งดกิจกรรมกลางแจ้ง หากมีความจำเป็นต้องทำกิจกรรมกลางแจ้งให้ใช้อุปกรณ์ป้องกันตนเองทุกครั้ง เช่น หน้ากากป้องกัน PM2.5 หากมีอาการผิดปกติให้รีบไปพบแพทย์ ผู้ที่มีโรคประจำตัว ควรอยู่ในพื้นที่ปลอดภัยจากมลพิษทางอากาศ ให้เตรียมยาและอุปกรณ์ที่จำเป็นให้พร้อมและปฏิบัติตามคำแนะนำของแพทย์อย่างเคร่งครัด

ดัชนีคุณภาพอากาศ	ความเข้มข้นสารมลพิษ					
	PM _{2.5} (มคก./ลบ.ม.)	PM ₁₀ (มคก./ลบ.ม.)	CO (ppm)	O ₃ (ppb)	NO ₂ (ppb)	SO ₂ (ppb)
	ค่าเฉลี่ย 24 ชั่วโมง		ค่าเฉลี่ย 8 ชั่วโมง		ค่าเฉลี่ย 1 ชั่วโมง	
0 - 25	0 - 15.0	0 - 50	0 - 4.4	0 - 35	0 - 60	0 - 100
26 - 50	15.1 - 25.0	51 - 80	4.5 - 6.4	36 - 50	61 - 106	101 - 200
51 - 100	25.1 - 37.5	81 - 120	6.5 - 9.0	51 - 70	107 - 170	201 - 300
101 - 200	37.6 - 75.0	121 - 180	9.1 - 30.0	71 - 120	171 - 340	301 - 400
201 ขึ้นไป	75.1 ขึ้นไป	181 ขึ้นไป	30.1 ขึ้นไป	121 ขึ้นไป	341 ขึ้นไป	401 ขึ้นไป

ดีมาก

ดี

ปานกลาง

เริ่มมีผลกระทบต่อสุขภาพ

มีผลกระทบต่อสุขภาพ

ภาพที่ 1 เกณฑ์ดัชนีคุณภาพอากาศของประเทศไทย
(ที่มา https://www.pcd.go.th/pcd_news/30028/)

2.2 แนวคิดเกี่ยวกับอนุกรมเวลา

อนุกรมเวลา (Time Series) คือ กลุ่มของค่าสังเกตที่เก็บรวบรวมทุกช่วงเวลาอย่างต่อเนื่อง ช่วงเวลาที่เก็บค่าสังเกตจะเท่ากันหรือไม่เท่ากันก็ได้ จะใช้สัญลักษณ์ $\{y_t\}$ แทน อนุกรมเวลา y_1, \dots, y_n ที่เก็บมาใน n ช่วงเวลา วิธีการพยากรณ์ส่วนใหญ่จะใช้กับกรณีในช่วงเวลาห่างเท่ากัน เช่น ข้อมูลที่เป็นข้อมูลรายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน รายปี เป็นต้น ตัวอย่างเช่น ข้อมูลอุณหภูมิรายวัน ของสถานีตรวจอากาศแห่งหนึ่ง ข้อมูลนักท่องเที่ยวรายสัปดาห์ตั้งแต่สัปดาห์ที่ 1- สัปดาห์ที่ 10 จำนวนสินค้าคงคลังรายเดือนของบริษัทแห่งหนึ่ง ข้อมูลอัตราการไม่มีงานทำรายปี เป็นต้น (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2539) และอนุกรมเวลามีส่วนประกอบ 4 ส่วน ได้แก่

แนวโน้ม (Trend : T) หมายถึง การเคลื่อนไหวหรือการเปลี่ยนแปลงของค่าของอนุกรมเวลา ในระยะยาวในลักษณะเพิ่มขึ้นหรือลดลง ตัวอย่างเช่น แนวโน้มที่เพิ่มขึ้นของยอดขายของรถชนิดหนึ่ง เป็นต้น

การผันแปรตามฤดูกาล (Seasonal Variation : S) หมายถึง ลักษณะการเคลื่อนไหวเหมือนกันเป็นช่วง ๆ โดยที่แต่ละช่วงนานไม่เกิน 1 ปี เรียกแต่ละช่วงที่อนุกรมมีลักษณะเหมือนกันนี้ว่า คาบของฤดูกาล เช่น สำหรับข้อมูลรายไตรมาสคาบเวลาของฤดูกาลอาจเท่ากับ 4 สำหรับข้อมูลรายเดือนคาบเวลาของฤดูกาลอาจเป็น 6 เดือน หรือ 12 เดือน เป็นต้น ตัวอย่างเช่น ผลผลิตข้าวเป็นข้อมูลรายเดือน เป็นต้น

วัฏจักร (Cyclical : C) หมายถึง การเคลื่อนไหวขึ้นๆลงๆ รอบระดับของแนวโน้มคล้ายกันเป็นช่วงๆ โดยที่แต่ละช่วงมีระยะเวลาที่ยาวนานกว่า 1 ปี โดยที่ทั้งความยาวของช่วงของวัฏจักร และขนาดของการเคลื่อนไหวสูงต่ำอาจไม่คงที่ เนื่องจากอิทธิพลที่ทำให้เกิดวัฏจักรนั้น ตัวอย่างเช่น วัฏจักรที่ปรากฏในอนุกรมเวลาของผลิตภัณฑ์ทางการเกษตรอาจเกิดเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของลักษณะดินหรือน้ำ หรือการเปลี่ยนแปลงของช่วงของฤดูฝน เป็นต้น

การผันแปรเนื่องจากเหตุการณ์ไม่ปกติ (Irregular Variation: I) หมายถึง เป็นเหตุการณ์ที่เกิดจากปัจจัยอย่างอื่น ๆ ที่นอกเหนือจากแนวโน้ม การผันแปรตามฤดูกาลและวัฏจักร นั่นคือ เหตุการณ์ที่ไม่คาดคิดมาก่อนว่าจะเกิดหรือเป็นเหตุการณ์ที่ไม่เกิดขึ้นบ่อยครั้ง ตัวอย่างเช่น สึนามิ สงคราม เป็นต้น

การพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series forecasting) เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ที่ต้องอาศัยข้อมูลในอดีตที่ต้องการพยากรณ์ (ที่สนใจ) เพื่อพยากรณ์ข้อมูลนั้นในอนาคต โดยเทคนิคการพยากรณ์อนุกรมเวลาสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative forecasting techniques) และเทคนิคการพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative forecasting techniques) แต่ละประเภทก็มีเทคนิคพยากรณ์หลากหลายวิธี ซึ่งในงานวิจัยนี้จะกล่าวถึงเทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ โดยผู้วิจัยได้เลือกแบบจำลองที่มีความน่าเชื่อถือ และที่นิยมในปัจจุบัน คือ วิธี Box-Jenkins หรือ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving

Average) และแบบจำลองผสมระหว่าง SARIMA กับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) (พิชญ ทองขาว และคณะ, 2557)

2.3 แบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average Model)

แบบจำลอง ARIMA ถูกพัฒนาและคิดค้นขึ้นโดยนักสถิติที่มีชื่อเสียงสองท่านด้วยกัน คือ George E.P. Box และ Gwilym M. Jenkins โดยได้เสนอแนะในหนังสือชื่อ Time Series Analysis : Forecasting and Control เริ่มพิมพ์เผยแพร่ในปี ค.ศ. 1970 และปรับปรุงในปี ค.ศ. 1994 ซึ่งเป็นได้รับความนิยมเป็นจำนวนมากจนถึงปัจจุบัน (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2549) ซึ่งแบบจำลอง ARIMA เป็นวิธีที่ต้องอาศัยข้อมูลในอดีตที่เก็บรวบรวมทุกช่วงเวลาอย่างต่อเนื่องมาสร้างแบบจำลองที่เหมาะสม เพื่อพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในอนาคต เนื่องจากลักษณะของข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงตามเวลา ซึ่งข้อมูลอนุกรมเวลาที่จะนำมาวิเคราะห์นั้นต้องเป็นแบบคงที่ (Stationary) และไม่มีแนวโน้ม (Trend) โดยมีคุณสมบัติดังนี้

$$\text{Mean: } E(Y_t) = E(Y_{t-k}) = \mu$$

$$\text{Variance: } \text{Var}(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = E(Y_{t-k} - \mu)^2 = \sigma^2$$

$$\text{Covariance: } E[(Y_t - \mu)(Y_{t-k} - \mu)] = \gamma_k$$

เมื่อ μ คือ ค่าเฉลี่ย
 σ^2 คือ ค่าความแปรปรวน
 γ_k คือ ค่าความแปรปรวนร่วม
 E คือ ค่าคาดหวัง

$E(Y_t)$ คือ ค่าคาดหวังของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$E(Y_{t-k})$ คือ ค่าคาดหวังของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา $t-k$

$\text{Var}(Z_t)$ คือ ความแปรปรวนของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

ด้วยคุณสมบัติทั้ง 3 ข้อข้างต้น ดังนั้นข้อมูลจะมีลักษณะแบบคงที่ (Stationary)

ในการสร้างแบบจำลอง ARIMA จำเป็นต้องพิจารณาลักษณะของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัว (Autocorrelation function: ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์บางส่วน (Partial autocorrelation function: PACF) โดยแบบจำลองที่เป็นไปได้จะมีมากกว่า 1 แบบจำลอง จึงจำเป็นต้องมีขั้นตอนของการตรวจสอบเพื่อให้ได้แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด สำหรับใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลา (มุกดา มั่นมิตร, 2549) ซึ่งแบบจำลอง ARIMA โดยทั่วไปจะประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก ๆ ได้แก่ แบบจำลอง Autoregressive (AR), แบบจำลอง Moving average (MA) และการหาผลต่าง

(Differencing) เพื่อแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาแบบไม่คงที่ (Nonstationary Time Series) ให้เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาแบบคงที่ (Stationary Time Series) (ชญาณิน บุญมานะ และคณะ, 2560)

2.3.1 แบบจำลอง Autoregressive (AR(p))

แบบจำลอง AR(p) เป็นรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต Y_t จะขึ้นอยู่กับค่า Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p} หรือค่าสังเกต Y_t ขึ้นอยู่กับค่าสังเกตก่อนหน้า p ค่า โดยค่า p คือ จำนวนช่วงเวลาที่ล่าช้า (lag) ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

$$Y_t = \theta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

เมื่อ Y_t คือ ข้อมูลในอนุกรมเวลา ณ เวลา t ; $t = 1, 2, \dots, n$

θ คือ ค่าพารามิเตอร์ที่เป็นค่าคงที่ (Constant Term)

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ คือ ค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัว (Autoregressive)

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่งมีการแจกแจงแบบปกติที่มี

ค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ ความแปรปรวนคงที่เท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน

2.3.2 แบบจำลอง Moving Average (MA(q))

แบบจำลอง MA(q) เป็นรูปแบบที่แสดงค่าสังเกต Y_t ขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อน $\varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ หรือค่าคลาดเคลื่อนที่อยู่ก่อนหน้า q ค่า โดยค่า q คือ จำนวนช่วงเวลาที่ล่าช้า (lag) ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

เมื่อ Y_t คือ ข้อมูลในอนุกรมเวลา ณ เวลา t ; $t = 1, 2, \dots, n$

μ คือ ค่าพารามิเตอร์ที่เป็นค่าคงที่ (Constant Term)

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ คือ ค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average)

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่งมีการแจกแจงแบบปกติที่มี

ค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ ความแปรปรวนคงที่เท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน

2.3.3 แบบจำลอง Autoregressive Moving Average (ARMA(p,q))

แบบจำลอง ARMA(p,q) เป็นรูปแบบที่นำเอาแบบจำลอง AR(p) กับแบบจำลอง MA(q) มารวมกัน นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลา Y_t ขึ้นอยู่กับทั้งค่าของข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีต p คาบเวลาก่อน

และค่าความคลาดเคลื่อนทั้งในปัจจุบันและในอดีต q คาบเวลาก่อน (มุกดา แม้นมินทร์, 2549) ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

เมื่อ y_t คือ ข้อมูลในอนุกรมเวลา ณ เวลา t ; $t = 1, 2, \dots, n$

p คือ อันดับของการถดถอยในตัว (Autoregressive)

q คือ อันดับของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average)

t คือ เวลา

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ คือ ค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัว (Autoregressive)

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ คือ ค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average)

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่งมีการแจกแจงแบบปกติที่มี

ค่าเฉลี่ยเป็น ศูนย์ ความแปรปรวนคงที่เท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน

สามารถเขียนให้อยู่ในรูปของตัวดำเนินการย้อนหลัง (Backshift operator) ใช้สัญลักษณ์ B จะได้สมการดังนี้

$$\phi(B) y_t = \theta(B) \varepsilon_t \quad (4)$$

เมื่อ $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ คือ Autoregressive operator

$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ คือ Moving Average operator

2.3.4 แบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA(p,d,q))

แบบจำลอง ARIMA(p,d,q) เป็นแบบจำลองที่ได้มาจากกระบวนการของแบบจำลอง ARMA(p,q) ที่มีการหาผลต่าง (Differencing) อันดับ d เพื่อแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาแบบไม่คงที่ (Non-stationary Time Series) ให้เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาแบบคงที่ (Stationary Time Series) (ชญาสิน บุญมานะ, 2560) ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

$$\nabla^d y_t = (1-B)^d y_t \quad (5)$$

จากสมการที่ (5) สามารถเขียนสมการของแบบจำลอง ARIMA(p,d,q) ได้ดังสมการนี้

$$\phi(B)(1-B)^d y_t = \theta_0 + \theta(B) \varepsilon_t \quad (6)$$

หรือ ถ้าให้ $\theta_0 = 0$ จะได้ดังสมการนี้

$$\phi(B)(1-B)^d y_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (7)$$

2.3.5 ขั้นตอนในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยแบบจำลอง ARIMA

ขั้นตอนที่ 1 พล็อตกราฟ (Scatter diagram) เพื่อดูลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลาเบื้องต้น ว่าข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมีแนวโน้ม (Trend) และ/หรือ มีการผันแปรตามฤดูกาล (Seasonal Variation) หรือไม่ และถ้าหากพบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาไม่คงที่ (Non-stationary) จะต้องทำการแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้มีลักษณะแบบคงที่ (Stationary) โดยมีรายละเอียดดังนี้

การทดสอบอนุกรมเวลาแบบคงที่ (Stationary Time Series) ด้วยการทดสอบ Unit root

การทดสอบ Unit root เป็นการตรวจสอบว่าข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะแบบคงที่ (stationary) หรือมีลักษณะแบบไม่คงที่ (Non-stationary) ซึ่งการทดสอบ Unit root นั้นสามารถทดสอบได้โดยใช้การทดสอบ Dickey-Fuller (DF) และการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller (ADF) ซึ่งการศึกษานี้ได้ใช้การทดสอบ ADF

การทดสอบ Augmented Dickey-Fuller (ADF)

การทดสอบ ADF ได้มาจากการพัฒนาของการทดสอบ DF โดยปรับสมการใหม่โดยใส่ตัวแปรช่วงเวลาที่ช้ากว่ากัน (lag) ของ Y ในระดับที่สูงขึ้น ดังสมการต่อไปนี้

$$\Delta Y_t = \theta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (8)$$

เมื่อ Y_t คือ ข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t และ $t-1$

θ, ϕ คือ ค่าพารามิเตอร์

p คือ ช่วงเวลาที่ช้ากว่ากัน (lag)

t คือ แนวโน้มของเวลา

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อนสุ่ม

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \theta = 0 \text{ (Non-stationary)}$$

$$H_1 : \theta \neq 0 \text{ (Stationary)}$$

กำหนดระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$

สรุปได้ดังนี้ ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่า Y เป็นแบบคงที่ (Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ

0.05

วิธีการหาผลต่าง (Differencing)

เป็นที่ทราบกันดีว่าวิธี Box - Jenkins จะต้องทำการทดสอบชุดข้อมูลของอนุกรมเวลาว่าเป็นอนุกรมเวลาแบบคงที่ (Stationary Time Series) หรือใหม่ แต่ถ้าหากชุดข้อมูลของอนุกรมเวลาเป็นแบบไม่คงที่ (Non-stationary Time Series) จะต้องทำการแปลงค่าของชุดข้อมูลของอนุกรมเวลานั้นก่อน โดยวิธีการหาผลต่าง (Differencing) เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลของอนุกรมเวลาแบบคงที่ใหม่

ขั้นตอนที่ 2 การกำหนดแบบจำลอง (Model Identification)

เป็นขั้นตอนการกำหนดแบบจำลอง AR(p), MA(q) และ ARMA(p,q) ที่มีเหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลา โดยพิจารณาจากค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation function: ACF) และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial autocorrelation function: PACF)

ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation function: ACF) แทนด้วยสัญลักษณ์ ρ_k เป็นฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลา Z_t กับ Z_{t+k} ของช่วงเวลาห่างกัน k ช่วงเวลา เป็นดังสมการ

$$\rho(k) = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\text{var}(Z_t)} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (9)$$

ในกรณีสหสัมพันธ์ในตัวเองจากตัวอย่างที่เวลาห่างกัน k ช่วงเวลา (Sample autocorrelation at lag k : SACF) และแทนด้วยสัญลักษณ์ r_k สามารถคำนวณได้จากสูตรต่อไปนี้

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (10)$$

$$\text{เมื่อ } \bar{Z} = \sum_{t=1}^n \frac{Z_t}{n}$$

n คือ จำนวนชุดข้อมูล

และ $k = 0, 1, 2, \dots$

การทดสอบความมีนัยสำคัญของสหสัมพันธ์ในตัวเอง มีขั้นตอนการทดสอบดังนี้

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \rho_k = 0$$

$$H_1 : \rho_k \neq 0$$

กำหนดระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$

ตัวสถิติที่ใช้ในการทดสอบ r_k

เกณฑ์การตัดสินใจ จะปฏิเสธ H_0 เมื่อ $|r_k| \geq \frac{t_{\frac{\alpha}{2}, df}}{\sqrt{n}} = \frac{1.96}{\sqrt{n}} \approx \frac{2}{\sqrt{n}}$

สรุปได้ดังนี้ ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่า สหสัมพันธ์ในตัวเองอยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา แตกต่างกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial autocorrelation function: PACF)

เป็นสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของอนุกรมเวลาแบบคงที่ (Stationary Time Series) แทนด้วยสัญลักษณ์ ϕ_{kk} สำหรับ $k = 1, 2, \dots$ ดังสมการนี้

$$\phi_{11} = \text{corr}(Z_1, Z_0) = \rho(1) \quad (11)$$

$$\text{และ } \phi_{kk} = \text{corr}(Z_k - Z_k^{k-1}, Z_0 - Z_0^{k-1}) \quad , k = 2, 3, \dots \quad (12)$$

ในการพิจารณาสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร Z_t และ Z_{t+k} ในอนุกรมเวลาที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา ที่ขจัดอิทธิพลของตัวแปรที่มีอยู่ระหว่างตัวแปรทั้งสอง แทนด้วยสัญลักษณ์ ϕ_{kk} และสามารถคำนวณได้ด้วยสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนจากตัวอย่างที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา (Sample partial autocorrelation at lag k : SACF) ได้ดังสมการนี้

$$r_{kk} = \begin{cases} r_1 & , k = 1 \\ \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}} & , k = 2, 3 \end{cases} \quad (13)$$

โดยที่ $r_{kj} = r_{k-1,j} - r_{kk} r_{k-j,k-j}$ สำหรับ $j = 1, 2, \dots, k-1$

การทดสอบความมีนัยสำคัญของสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน มีขั้นตอนการทดสอบ ดังนี้

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \phi_{kk} = 0$$

$$H_1 : \phi_{kk} \neq 0$$

กำหนดระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$

ตัวสถิติที่ใช้ในการทดสอบ r_{kk}

เกณฑ์การตัดสินใจ จะปฏิเสธ H_0 เมื่อ $|r_{kk}| \geq \frac{t_{\frac{\alpha}{2}, df}}{\sqrt{n}} = \frac{1.96}{\sqrt{n}} \approx \frac{2}{\sqrt{n}}$

สรุปได้ดังนี้ ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่า สหสัมพันธ์ในตัวเองอยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา แตกต่างกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

ขั้นตอนที่ 3 การประมาณของพารามิเตอร์ (Parameter estimation)

จากขั้นตอนที่ 2 ที่ได้กำหนดแบบจำลอง ARIMA(p,d,q) ที่เป็นไปได้ จากนั้นจะทำการประมาณพารามิเตอร์ โดยใช้การประมาณค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลองด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (สำนักงานสถิติแห่งชาติ, 2566) ดังสมการนี้

$$\text{Minimum} \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 \quad (14)$$

โดยที่ $\varepsilon_t = Y_t - \phi_1 Y_{t-1} - \phi_2 Y_{t-2} - \dots - \phi_p Y_{t-p} + \delta + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$ ซึ่งเป็นค่าประมาณของ u_t

เมื่อหาค่าประมาณของ ϕ , θ และ δ ได้แล้ว จะทำการประมาณค่าของ σ_u^2 ดังสมการนี้

$$\sigma_u^2 = \sum_{t=1}^N \frac{\varepsilon_t^2}{N} \quad (15)$$

สถิติที่ใช้ในการทดสอบตัวประมาณคือ สถิติ t ดังสมการนี้

$$t_{\hat{\beta}} = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \quad (16)$$

โดยที่ $\hat{\beta}$ คือ ประมาณพารามิเตอร์

$SE(\hat{\beta})$ คือ ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของ $\hat{\beta}$ และเมืองศาอิสระ คือ จำนวน เทอม (N) ลบด้วยพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า

ขั้นตอนที่ 4 การตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง (Diagnostic checking)

เมื่อทำการกำหนดแบบจำลองและประมาณค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลองแล้ว จะต้องมีการตรวจสอบว่าแบบจำลองที่เลือกมีความเหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่เราทำการวิเคราะห์หรือไม่ โดยพิจารณาจากค่าส่วนเหลือ (Residual) แทนด้วยสัญลักษณ์ e_t โดยที่ $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ และควรมีคุณสมบัติที่ยอมรับได้ว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง มีการแจกแจงปกติที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และมีความแปรปรวนคงที่ (มุกดา แม้นมินทร์, 2549) ซึ่งสามารถพิจารณาการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลองได้ดังนี้

การทดสอบ Ljung - box - pierce Q - statistics มีขั้นตอนการทดสอบสมมติฐานดังนี้

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \rho_e(1) = \rho_e(2) = \dots = \rho_e(K) = 0 \quad (\text{Residual ไม่มีความสัมพันธ์กันเอง})$$

H_1 : มี $\rho_e(k) \neq 0$ อย่างน้อย 1 ค่า ; $k = 1, 2, \dots, K$ (Residual มีความสัมพันธ์กันเอง)

กำหนดระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$

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

เกณฑ์การตัดสินใจ จะปฏิเสธ H_0 เมื่อ $Q \geq \chi_{\alpha, K-p-q}^2$

เมื่อ n คือ ขนาดของอนุกรมเวลา

k คือ ช่วงเวลาที่ห่างกัน

r_k คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัว k

สรุปได้ดังนี้ ถ้าค่า P - value มากกว่า 0.05 จะปฏิเสธ H_0 ดังนั้นแสดงว่า สหสัมพันธ์ในตัวเองเป็นอิสระกับช่วงเวลาอื่นๆ แสดงว่าแบบจำลองที่เลือกเป็นแบบจำลองที่เหมาะสม ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

ถ้าพบว่าแบบจำลองที่ได้ไม่เหมาะสมจะต้องพิจารณาเลือกแบบจำลองใหม่ โดยต้องกลับไปทำ ขั้นตอนที่ 2 และ ขั้นตอนที่ 3

โดยทั่วไปจะมีความเป็นไปได้ที่อนุกรมเวลาชุดหนึ่งๆ อาจมีแบบจำลองที่เหมาะสมมากกว่า 1 แบบจำลอง ดังนั้นสามารถพิจารณาค่าสถิติที่ใช้เลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งในงานวิจัยนี้จะกล่าวถึง ค่า Akaike Information Criterion (AIC) โดยจะพิจารณาแบบจำลองที่ได้ค่าที่ AIC ต่ำที่สุด เป็นแบบจำลองที่เหมาะสม

Akaike Information Criterion (AIC)

เป็นเกณฑ์การคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมภายใต้แบบจำลองที่มีการใช้ข้อมูลชุดเดียวกัน แต่มีจำนวนพารามิเตอร์แตกต่างกันไม่ใช่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตอบสนองกับตัวแปรอธิบายชุดหนึ่ง แบบจำลองที่เหมาะสมกว่า คือ แบบจำลองที่มีค่า AIC ต่ำกว่า มักใช้ในการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นและการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Burnham, K. P., & Anderson, D. R., 2002)

ในกรณีที่มีการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด ดังสมการต่อไปนี้

$$AIC = -2 \ln L + 2p \quad (17)$$

ในกรณีที่มีการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองด้วยวิธีกำลังสองน้อยสุด ดังสมการต่อไปนี้

$$AIC = n \ln \left(\frac{SSE}{n} \right) + 2p \quad (18)$$

โดยที่ n คือ จำนวนข้อมูลที่นำมาพิจารณา

p คือ จำนวนพารามิเตอร์ในแบบจำลอง

SSE คือ ผลบวกกำลังสองของความคลาดเคลื่อน

L คือ ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นสูงสุด

ขั้นตอนที่ 5 การพยากรณ์ (Forecasting)

เมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลองแล้ว พบว่าแบบจำลองมีความเหมาะสม ดังนั้นสามารถนำแบบจำลองไปใช้ในการพยากรณ์ เพื่อหาค่าพยากรณ์

2.4 แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)

แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) เป็นตัวแบบทางสถิติที่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความเป็นฤดูกาล (Seasonality) ที่มีการหาผลต่างของฤดูกาล (Seasonal Differencing) อันดับที่ D เพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่คงที่ (Non-stationary) ให้เป็นอนุกรมเวลาแบบคงที่ (Stationary) ตัวแบบ SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_s$ สามารถเขียนในรูปของสมการได้ดังนี้ : (นิลา แก้วหาวงษ์, 2558)

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\varepsilon_t \quad (19)$$

เมื่อ Y_t คือ ข้อมูล ณ เวลา t

B คือ ตัวดำเนินการย้อนหลังเวลา (Backward Shift Operator) เช่น

$$B^k Y_t = Y_{t-k}, k = 0, 1, 2, \dots$$

p, P คือ อันดับของกระบวนการ Autoregressive แบบไม่มีฤดูกาลและแบบมีฤดูกาล ตามลำดับ

d, D คือ อันดับของการหา Differencing แบบไม่มีฤดูกาลและแบบมีฤดูกาล ตามลำดับ

q, Q คือ อันดับของกระบวนการ Moving average แบบไม่มีฤดูกาลและแบบมีฤดูกาล ตามลำดับ

s คือ ความยาวของฤดูกาลใน 1 รอบ ถ้าข้อมูลเป็นรายเดือน $s = 12$

ε_t คือ ค่าคลาดเคลื่อน (Error) ณ เวลาที่ t

$\phi_p(B)$ คือ ตัวดำเนินการของ Autoregressive (AR) ที่อันดับ p โดยที่

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

$\theta_q(B)$ คือ ตัวดำเนินการของ Moving Average (MA) ที่อันดับ q โดยที่

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

$\Phi_P(B^s)$ คือ ตัวดำเนินการของ Seasonal Autoregressive (SAR) อันดับ P โดยที่

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

$\Theta_Q(B^s)$ คือ ตัวดำเนินการของ Seasonal Moving Average (SMA) อันดับ Q โดยที่

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

$(1-B)^d$ คือ การหา Differencing อันดับที่ d

$(1-B^s)^D$ คือ การหา Seasonal Differencing อันดับที่ D

2.4.1 ขั้นตอนในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยแบบจำลอง SARIMA

ในงานวิจัยนี้จะสร้างแบบจำลอง SARIMA โดยกำหนดรูปแบบ SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s โดยใช้โปรแกรม R ด้วยคำสั่ง auto.arima() ในการเลือกรูปแบบ SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s ที่เหมาะสม ซึ่งมีขั้นตอนในการสร้างแบบจำลองดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดแบบจำลอง โดยใช้คำสั่ง auto.arima() ในแพ็คเกจ forecast

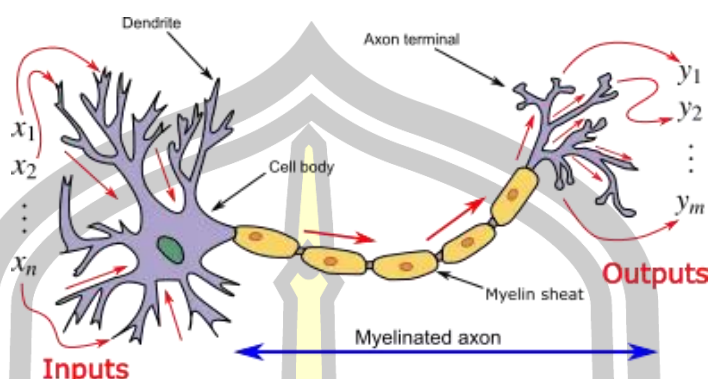
ขั้นตอนที่ 2 ประมาณค่าพารามิเตอร์

ขั้นตอนที่ 3 ตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง ซึ่งมี 4 ข้อ คือ 1) ทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ T – Test ว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีเฉลี่ยค่าเท่ากับ 0 หรือไม่ 2) ทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ Kolmogorov-Smirnov test ว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ 3) ทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ Goldfeld – Quandt Test (GQ Test) ว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีความแปรปรวนคงที่หรือไม่ 4) ทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ Box-Ljung Test ว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีความอิสระกันหรือไม่ เมื่อทดสอบผ่านทั้ง 4 ข้อแล้ว สามารถนำแบบจำลองที่ได้ไปพยากรณ์ต่อไป แต่ถ้าไม่ผ่านข้อตกลงเบื้องต้น จะไปเริ่มทำใหม่ในขั้นตอนที่ 1

ขั้นตอนที่ 4 นำแบบจำลองที่ได้มาพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต

2.5 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) เป็นแขนงหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence, AI) ที่มีโครงสร้างการทำงานคล้ายคลึงกับการทำงานของเซลล์สมอง หรือระบบประสาทของมนุษย์ ซึ่งลักษณะทั่วไปของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยเซลล์ประสาทรอบ (Neuron) และจุดประสานประสาทหรือซินแนปส์ (Synapses) โดยโครงสร้างของการส่งสัญญาณประสาทประกอบจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์หลายพันล้านเซลล์ เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ประกอบด้วยแขนงรับสัญญาณประสาทซึ่งเป็นเสมือนหน่วยรับข้อมูลป้อนเข้า (Input) ของเซลล์ เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrites) และส่วนปลายของเซลล์ประสาทในการส่งสัญญาณซึ่งเป็นเสมือนหน่วยส่งสัญญาณข้อมูลออก (Output) ของเซลล์ เรียกว่า แอกซอน (Axon) โดยการส่งสัญญาณของเซลล์ประสาทดังกล่าว จะผ่านจากเดนไดรต์เข้าสู่เซลล์ประสาท และหากสัญญาณรวมมีความแรงเกินค่าระดับ (Threshold) ของเซลล์ประสาทรุนั้น เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณออกทางแอกซอน ต่อไป



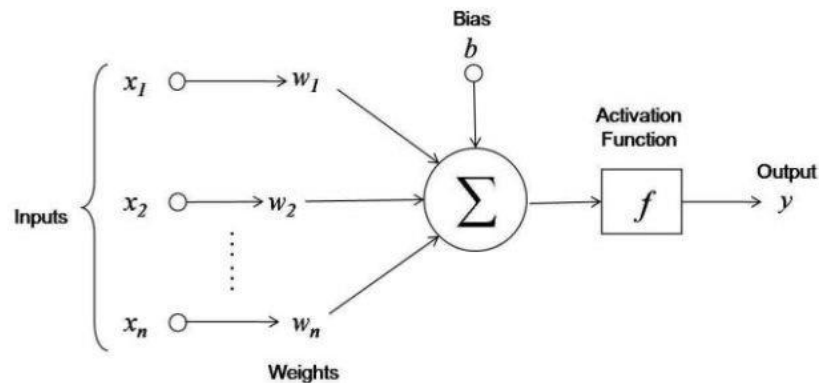
ภาพที่ 2 เซลล์ประสาทในสมองมนุษย์

(ที่มา <https://medium.com/@sarankhotsathian/machine-learning-ann-%E0%B8%84%E0%B8%B7%E0%B8%AD%E0%B8%AD%E0%B8%B0%E0%B9%84%E0%B8%A3-3527a9aa0c8c>)

โครงข่ายประสาทเทียมก็มีคุณลักษณะคล้ายกับการส่งผ่านสัญญาณประสาทในสมองของมนุษย์ กล่าวคือ มีความสามารถในการรวบรวมความรู้ (Knowledge) โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ (Learning Process) และความรู้เหล่านี้จะจัดเก็บอยู่ในโครงข่ายในรูปแบบค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ๆ เข้าไป ค่าถ่วงน้ำหนักทำหน้าที่เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะอย่างของมนุษย์ (ชญาสินี บุญมานะ และนันท กุลวานิช, 2560)

2.5.1 หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

การประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมจะเกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อย (Node) ซึ่งเปรียบเสมือนเป็นการจำลองลักษณะการทำงานของเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ โดยเมื่อมีข้อมูลนำเข้า (Input Data) เข้ามายังโครงข่าย ข้อมูลนำเข้าแต่ละค่าจะถูกนำมาคูณกับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) กับค่าความเอนเอียง (Bias) จากนั้นผลลัพธ์ที่ได้จากการคูณค่าข้อมูลนำเข้ากับค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกนำมารวมกันแล้วส่งผ่านไปยังฟังก์ชันการแปลง (Transfer function) หรือเรียกว่า “ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)” เพื่อที่จะหาข้อมูลผลลัพธ์ (Output Data) ออกมาและส่งไปยังหน่วยประมวลผลย่อยถัดไป ดังรูป



ภาพที่ 3 แบบการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม
(<http://161.246.127.74/ANN.php>)

ข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียมคือ สามารถพยากรณ์ข้อมูลส่วนที่ไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงได้ดี อีกทั้งยังมีความแกร่ง (Robust) เมื่อมีข้อมูลรบกวนหรือข้อมูลผิดปกติ (Noisy data) เช่น มีค่านอกเกณฑ์ (Outlier) เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมมีโหนดจำนวนมาก เมื่อมีการถ่วงน้ำหนักเพื่อเชื่อมต่อกับโหนดต่าง ๆ โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถเรียนรู้ในการทำงานในชุดข้อมูลที่มีความคลาดเคลื่อนได้ดี ส่วนข้อเสียของโครงข่ายประสาทเทียม คือ การแปลความหมายที่เข้าใจยาก และใช้ระยะเวลาในการฝึกฝนนานหลายชั่วโมง (สายชล สีนสมบูรณ์ทอง, 2558)

2.5.2 การแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปปรกติมาตรฐานน้อยที่สุด - มากที่สุด (Min-Max Normalization)

นำข้อมูลที่เตรียมไว้มาทำการแปลงข้อมูลหรือการปรับเปลี่ยนรูปแบบข้อมูล (Data Transformation) เพื่อทำการสร้างแบบจำลอง การแปลงข้อมูลจะทำให้ใช้เวลาน้อยลงรวมถึงทำให้ค่าพยากรณ์ที่ได้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น โดยใช้การแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปปรกติมาตรฐานน้อยที่สุด - มากที่สุด (Min-Max Normalization) ซึ่งใช้พิจารณาว่าค่าของข้อมูลมากกว่าค่าน้อยที่สุดอยู่เท่าไร และหารความแตกต่างด้วยพิสัย ค่าที่ได้จะอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 (ชญานิน บุญมานะ, 2558)

$$x_i^* = \frac{x_i - \min(x_i)}{\text{range}(x_i)} = \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (20)$$

โดยที่ x_i^* แทน ค่าของข้อมูลที่ทำให้ปรกติมาตรฐานน้อยที่สุด - มากที่สุด
 x_i แทน ค่าดั้งเดิม
 $\min(x_i)$ แทน ค่าน้อยที่สุด
 $\max(x_i)$ แทน ค่ามากที่สุด

หมายเหตุ หลังจากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว ค่าพยากรณ์ที่ได้ต้องทำการแปลงกลับให้อยู่ในรูปแบบเดิมก่อน จึงจะสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์ต่อไป

2.5.3 การแปลงกลับให้อยู่ในรูปแบบเดิม (Denormalization)

สูตรการแปลงข้อมูลกลับให้อยู่ในรูปแบบเดิม (Denormalization) ดังสมการที่ 21 (Shlens, J., 2014)

$$x_t = x_t^* \times (\max(x_t) - \min(x_t)) + \min(x_t) \quad (21)$$

โดยที่ x_t แทน ค่าดั้งเดิม (Denormalized Value)

x_t^* แทน ค่าที่ผ่านการ Normalize แล้ว

$\min(x_t)$ แทน ค่าน้อยที่สุด

$\max(x_t)$ แทน ค่ามากที่สุด

2.5.4 โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron: MLP)

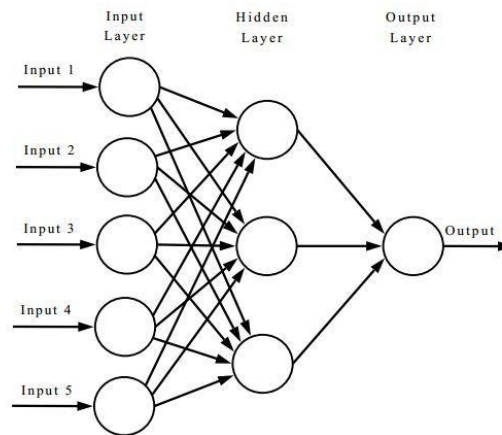
หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า โครงข่ายเทียมแบบส่งสัญญาณไปข้างหน้า (Feedforward Artificial Neural Network) เป็นแบบจำลองพยากรณ์ ที่นิยมใช้พยากรณ์ข้อมูล (Predictive Model) แบ่งโครงสร้างออกเป็น 3 ชั้น ดังนี้

1. Input Layer คือ ชั้นที่รับข้อมูลเพื่อสร้างตัวแบบ จะมี 1 Layer ประกอบด้วย Input Neurons จำนวน Input Neurons ขึ้นอยู่กับจำนวนตัวแปรอิสระที่เลือกใช้ในการสร้างตัวแบบ อาจมี 1 ตัว หรือหลายตัวก็ได้

2. Hidden Layer คือ ชั้นถัดจาก Input Layer ปกติจะมีชั้นเดียว เนื่องจากมีความสามารถเพียงพอต่อการพยากรณ์แทบทุกปัญหา (ภักทร วรภู, 2556) ภายใน Hidden Layer จะประกอบด้วย Hidden Neurons จะมีจำนวนที่ไม่แน่นอน แต่ปกติจะใช้เพียง 1 หรือ 2 Layer เท่านั้น ส่วนจำนวน Hidden Neurons ผู้วิจัยต้องทำการทดลองหาจำนวนที่เหมาะสมเอง

3. Output Layer คือ ชั้นสุดท้ายของ Network เป็นชั้นที่ได้ค่าพยากรณ์ที่นำไปใช้จริง จะมีเพียงชั้นเดียว ประกอบด้วย Output Neurons กรณีที่พยากรณ์เป็น Time Series จำนวน Output Neurons จะเท่ากับจำนวนค่าพยากรณ์ล่วงหน้าที่ต้องการพยากรณ์ เช่น จะมี 1 Neuron กรณีพยากรณ์ค่าล่วงหน้าค่าเดียว แต่ถ้าต้องการพยากรณ์ 5 ค่า และ 10 ค่าล่วงหน้า ก็จะมี 2 Neurons และกรณีที่พยากรณ์เป็นเชิงกลุ่ม จำนวน Output Neurons จะเท่ากับจำนวนกลุ่มที่ตั้งไว้ เป็นต้น

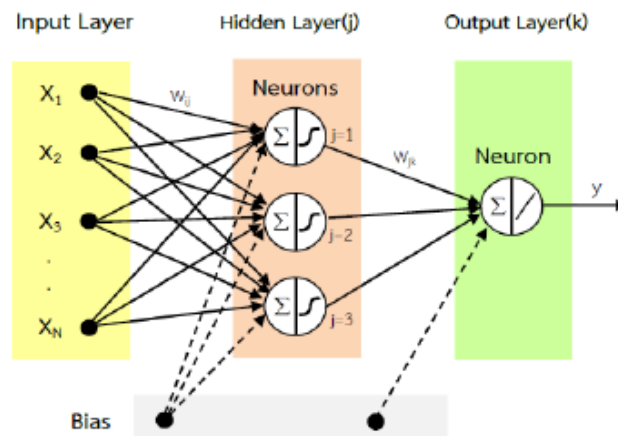
ค่า Inputs จากแต่ละตัวแปรจะเข้ามายังโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายชั้น จะถูกส่งผ่าน Input Neurons ไปยัง Hidden Neurons แบบทั่วถึงกันหมด (Fully Connected) จากนั้นก็เข้าสู่ Output Neurons ในชั้นสุดท้าย ดังภาพต่อไปนี้



ภาพที่ 4 แบบการจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนแบบหลายชั้น
(ที่มา <https://www.linkedin.com/pulse/components-ann-aditya-verma>)

การทำงานของชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer)

กำหนดเวกเตอร์ $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ เป็นชุดข้อมูลที่เข้าชั้นนำเข้า (Input Layer) ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แต่ละโหนดที่อยู่ในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ จะประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน ต่อไปนี้



ภาพที่ 5 การทำงานของชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer)
(ที่มา อนุธิดา อนันต์ทรัพย์สุข, 2560)

พิจารณาโหนดที่อยู่ในชั้นซ่อน

ขั้นตอนที่ 1 : คำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นซ่อน (Hidden Layer) โดยการนำค่าของโหนดข้อมูลนำเข้าที่เชื่อมโยงมาคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละเส้นเชื่อมโยง แล้วจึงนำมารวมกันเป็นค่าสุดท้าย ดังนั้น ค่าผลรวมของโหนดที่ j ในชั้นซ่อน คือ (ชญาสินี บุญมานะ, 2558)

$$net_j = \sum_{i=1}^N x_i w_{ij} + bias \quad (22)$$

โดยที่ x_i แทน ข้อมูลนำเข้าที่ i , $i = 1, 2, \dots, N$

w_{ij} แทน ค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมโยงกับข้อมูลนำเข้าที่ i ไปยังโหนดที่ j ,

$$j = 1, 2, \dots, J$$

ขั้นตอนที่ 2 : ทำการปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นซ่อนด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ (y_j) ของชั้นซ่อนโดยใช้ Sigmoid logistic function เพื่อให้สอดคล้องกับการแปลงข้อมูลก่อนการประมวลผลข้อมูลในรูปค่าปรกติมาตรฐานน้อยที่สุด-มากที่สุด (Min-Max Normalization) และขอบเขตของผลลัพธ์ที่ได้หลังจากการปรับด้วย Sigmoid logistic function นี้ จะอยู่ระหว่าง 0 และ 1 โดยที่

$$y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \quad (23)$$

พิจารณาโหนดที่อยู่ในชั้นผลลัพธ์

ขั้นตอนที่ 1 : คำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) ค่าผลรวมของโหนดที่ k ในชั้นผลลัพธ์ คือ

$$net_k = \sum_{j=1}^J y_j w_{jk} + bias \quad (24)$$

โดยที่ w_{jk} แทน ค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมโยงโหนดที่ j ในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ไปยัง

โหนดที่ k ในชั้นผลลัพธ์ (Output Layer), $k = 1, 2, \dots, K$

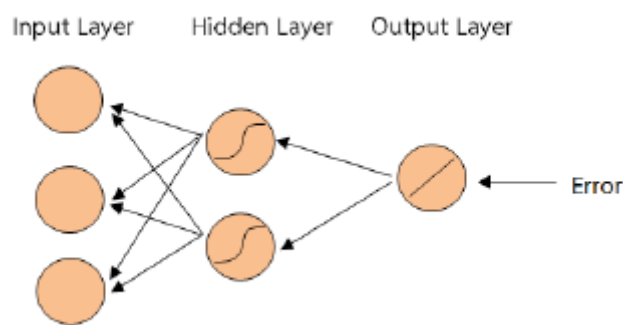
ขั้นตอนที่ 2 : จากนั้นทำการปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นผลลัพธ์ด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) โดยใช้ Linear function เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ (y_k) ของชั้นผลลัพธ์ โดยที่

$$y_k = f(net_k) = net_k \quad (25)$$

2.5.5 การแพร่แบบย้อนกลับ (Back-propagation)

เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างไปข้างหน้าแบบหลายชั้น (Multi-Layer Feed Forward Networks) ประกอบด้วยชั้นนำข้อมูล (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) การแพร่แบบย้อนกลับ (Back-Propagation) มีหลักการดังนี้ คือ นำข้อมูลเข้า (Input Data) ในโครงข่ายประสาทเทียมแล้วจะได้ข้อมูลผลลัพธ์ (Output Data)

จากนั้นนำข้อมูลผลลัพธ์ (Output Data) กับข้อมูลเป้าหมาย (Target Data) มาทำการคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ที่คำนวณได้นี้จะถูกส่งย้อนกลับมายังชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Data) เพื่อใช้ในการแก้ไขค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดต่าง ๆ ต่อไปจนกระทั่งได้น้ำหนักที่ทำให้ฟังก์ชันค่าความคลาดเคลื่อนของกระบวนการมีค่าน้อยที่สุด โดยก่อนที่จะทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นนั้นจำเป็นต้องกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างชั้นทุกชั้น โดยค่าที่ได้จะมาจากการสุ่ม (Randomness) (ชญาสินี บุญมานะ, 2558)



ภาพที่ 6 การแพร่แบบย้อนกลับ (Back-Propagation)
(ที่มา อนุธิดา อนันต์ทรัพย์สุข, 2560)

2.6 แบบจำลองผสม (Hybrid Model) ระหว่าง SARIMA และ ANN

สมมติว่าอนุกรมเวลามีส่วนประกอบแบบเชิงเส้น L_t และส่วนประกอบแบบไม่เชิงเส้น N_t มีแบบจำลองดังนี้

$$Y_t = L_t + N_t + \varepsilon_t \quad (26)$$

โดยที่ Y_t แทนค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

ε_t แทน ค่าความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลา t

ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองผสมระหว่าง SARIMA และ ANN มีดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ใช้แบบจำลอง SARIMA วิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา เพื่อประมาณส่วนประกอบแบบเชิงเส้น \hat{L}_t

ขั้นตอนที่ 2 หาส่วนเหลือจากแบบจำลอง SARIMA นั่นคือ $\varepsilon_t = Y_t - \hat{L}_t$ (ส่วนเหลือ ε_t เป็นค่าสังเกต ที่ถูกจำกัดส่วนประกอบแบบเชิงเส้น \hat{L}_t)

ขั้นตอนที่ 3 ใช้วิธี ANN กับส่วนเหลือ ε_t ที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 เพื่อประมาณส่วนประกอบแบบไม่เชิงเส้น \hat{N}_t

ขั้นตอนที่ 4 คำนวณหาค่าพยากรณ์รวม (Total Forecasting) จากสมการ $\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t$

2.7 เกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจ

ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เป็นค่าที่ใช้วัดความแม่นยำของตัวประมาณ มีสูตรในการคำนวณดังนี้

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right|}{n} \times 100 \quad ; y_t \neq 0$$

แบบจำลองที่มีค่า MAPE น้อยที่สุด จะเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด

เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์ (Lewis, 1982) มีเกณฑ์ดังนี้

MAPE \leq 10% แสดงว่า ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก

10% < MAPE \leq 20% แสดงว่า ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำสูง

20% < MAPE \leq 50% แสดงว่า ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำพอใช้

MAPE > 50% แสดงว่า ค่าพยากรณ์ไม่มีความแม่นยำ

2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยในประเทศ

รติ วงศ์สัทธนา และศุภวัฒน์ จันทร์คำ (2559) ได้ทำการศึกษาอิทธิพลของพารามิเตอร์ทางอุตุนิยมวิทยาและความสัมพันธ์กับก๊าซพิษอื่น ๆ เพื่อนำไปใช้ในการทำนาย PM10 ในจังหวัดเชียงใหม่ ประเทศไทย ในบทความนี้ได้พยายามพัฒนาโมเดลไฮบริดที่รวมโมเดล ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) เข้ากับตัวแปรภายนอก (ARIMAX) และเครือข่ายประสาทเทียม (Neural Networks, NNs) ซึ่งได้ทำการพัฒนาโมเดลไฮบริด 2 แบบ ได้แก่ โมเดลไฮบริด ARIMAX-NNs และโมเดลไฮบริด NNs-ARIMAX เพื่อนำมาใช้ในการทำนาย PM10 ในช่วงฤดูกาลที่มีมลพิษสูงระหว่างเดือนมกราคมถึงเมษายนของจังหวัดเชียงใหม่ ผลการจำลองของโมเดลไฮบริดได้รับการเปรียบเทียบกับผลการทำนายจากโมเดล ARIMA, ARIMAX และ NNs ผลการทดลองพบว่าโมเดลไฮบริด NNs-ARIMAX ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับโมเดลไฮบริด ARIMAX-NNs, โมเดล ARIMAX, โมเดล NNs และโมเดล ARIMA ตามลำดับ

รณชัย ชื่นธวัช (2560) ได้ศึกษาและพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความเข้มข้นของฝุ่นละอองที่มีขนาดไม่เกิน 10 ไมครอน (PM10) ในเขตภาคเหนือของประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลค่าความเข้มข้นเฉลี่ย 24 ชั่วโมง (รายวัน) ใน 3 จุดพื้นที่ของภาคเหนือ ได้แก่ 1.จุดข้อมูลในเขตพื้นที่ ต.ศรีภูมิ อ.เมือง จ.เชียงใหม่ 2.จุดข้อมูลในเขตพื้นที่ ต.บ้านดง อ.แม่เมาะ จ.ลำปาง 3.จุดข้อมูลในเขตพื้นที่ ต.ในเมือง อ.เมือง จ.เชียงใหม่ เริ่มตั้งแต่วันที่ 1 เดือนมกราคม ถึงวันที่ 31 เดือนพฤษภาคม พ.ศ.2559 จำนวน 152 ค่า โดยการพยากรณ์ในงานวิจัยนี้ได้สร้างแบบจำลองพยากรณ์ระหว่างเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) กับวิธีของบอซซ์ – เจนกินส์ ด้วยแบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้แบ่งข้อมูลการสร้างแบบจำลองออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกคือข้อมูลฝึกสอน (Training Dataset) จำนวน 142 ค่า สำหรับสร้างแบบจำลอง ส่วนที่ 2 คือข้อมูลชุดตรวจสอบ (Validating dataset) จำนวน 10 ค่า สำหรับตรวจสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ด้วยเกณฑ์ RMSE และ MAPE พบว่า แบบจำลอง ARIMA ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลที่ 1, 2 และ 3 คือ แบบจำลอง ARIMA(2,1,2) มีค่า RMSE เท่ากับ 7.8841 ค่า MAPE เท่ากับ 22.3924, แบบจำลอง ARIMA(0,1,2) มีค่า RMSE เท่ากับ 20.524 ค่า MAPE เท่ากับ 27.9511 และแบบจำลอง ARIMA(1,0,2) มีค่า RMSE เท่ากับ 18.9031 ค่า MAPE เท่ากับ 67.5820 ตามลำดับ และเมื่อนำแบบจำลอง ARIMA มารวมกับ เทคนิค ANN จะได้แบบจำลอง AR – ANN ซึ่งทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนทั้ง 3 ชุด ลดน้อยลง โดยข้อมูลชุดที่ 1, 2 และ 3 ของแบบจำลอง AR – ANN มีค่า RMSE เท่ากับ 4.7727 ค่า MAPE เท่ากับ 11.8080, มีค่า RMSE เท่ากับ 12.6597 ค่า MAPE เท่ากับ 19.2211 และมีค่า RMSE เท่ากับ 7.7698 ค่า MAPE เท่ากับ 24.7266 ตามลำดับ สรุปได้ว่า แบบจำลอง AR – ANN มีความเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ค่าความเข้มข้นของฝุ่น PM10

ธรณินทร์ สัจจวิทย์ทรัพย์ (2562) ได้ศึกษาและพัฒนาแบบจำลองผสมระหว่างแบบจำลองอาร์มีนา (Autoregressive Integrated Moving Average: ARIMA) กับแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) ในการพยากรณ์ปริมาณฝุ่นละอองที่มีขนาดไม่เกิน 10 ไมครอน (PM10) ในเขตพื้นที่ตำบลหน้าพระลาน อำเภอเฉลิมพระเกียรติ จังหวัดสระบุรี โดยใช้ข้อมูลฝุ่น PM10 แบบรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2550 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 128 ค่า ที่ได้จากเว็บไซต์ของสำนักงานจัดการคุณภาพอากาศและเสียง กรมควบคุมมลพิษ และได้ใช้เกณฑ์ในการทดสอบประสิทธิภาพของการพยากรณ์จำนวน 6 เกณฑ์ ได้แก่ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error) ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Squared Error) ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์แบบสมมาตร (Systematic Mean Absolute Percentage Error) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Percentage Error) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R-Squared) ผลการวิจัยสรุปได้ว่า แบบจำลองผสมระหว่างแบบจำลอง

ARIMA กับแบบจำลอง SVM ให้ค่าความแม่นยำของการพยากรณ์ที่ดีที่สุด จึงเหมาะสมที่จะนำแบบจำลองนี้ไปใช้ในการเฝ้าระวังและวางแผนการรับมือของฝุ่น PM10 ในเขตพื้นที่ตำบลหน้าพระลาน อำเภอเฉลิมพระเกียรติ จังหวัดสระบุรี

อินทร์ฉัตร สุขเกษม (2564) ได้ศึกษาสถานการณ์ปริมาณของฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอน (PM2.5) และศึกษาสถานการณ์ของโรคเฝ้าระวังที่มีสาเหตุจากฝุ่น PM2.5 เพื่อสร้างแบบจำลองของฝุ่น PM2.5 ทั้งแบบรายชั่วโมงและแบบรายวัน ในเขตอำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา โดยใช้ข้อมูล 2 ข้อมูล คือ ข้อมูลปริมาณของฝุ่น PM2.5 และข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังที่มีสาเหตุจากฝุ่น PM2.5 ซึ่งข้อมูลปริมาณของฝุ่น PM2.5 เป็นแบบรายชั่วโมง เริ่มใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 28 เดือนมิถุนายน พ.ศ.2562 ถึงวันที่ 30 เดือนมิถุนายน พ.ศ.2563 ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ และแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 เป็นข้อมูลปริมาณของฝุ่น PM2.5 แบบรายชั่วโมง จำนวน 8,856 ค่า และชุดที่ 2 เป็นข้อมูลปริมาณของฝุ่น PM2.5 แบบเฉลี่ย 24 ชั่วโมง จำนวน 396 ค่า (หาได้จากนำข้อมูลชุดที่ 1 มาหาค่าเฉลี่ย 24 ชั่วโมง) จากนั้นนำข้อมูลทั้ง 2 ชุด มาสร้างแบบจำลอง โดยใช้วิธีการปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบ Holt และ Winters (Holt – Winters Exponential Smoothing Method) ทั้งแบบบวก (Winters' Additive) และแบบคูณ (Winters' Multiplicative) วิธีบอกซ์ - เจนกินส์ (Box - Jenkins) โดยใช้แบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้เกณฑ์ค่าสถิติ Ljung – Box Q ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error : MAE) และค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ในการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ส่วนข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังจาก PM2.5 มีโรคที่นำมาพิจารณาจำนวน 7 โรค คือ โรคปอดอักเสบ โรคไข้หวัดใหญ่ โรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง โรคหอบหืด โรคหลอดเลือดในสมอง โรคหัวใจขาดเลือด และโรคทางเดินระบบหายใจอื่นๆ เริ่มใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2562 ถึงวันที่ 30 เดือนมิถุนายน พ.ศ.2563 ได้ข้อมูลจากฐานข้อมูลการเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครราชสีมา ซึ่งผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังจากฝุ่น PM2.5 จะพิจารณาจากค่า Incidence Rate และค่า Incidence Rate Ratio ในการเปรียบเทียบความเสี่ยงต่อการเกิดโรคระหว่างกลุ่มผู้ป่วยที่มีปัจจัยกับกลุ่มผู้ป่วยที่ไม่มีปัจจัย ผลการทดสอบสรุปได้ว่า แบบจำลองของข้อมูลชุดที่ 1 แบบจำลองที่มีความเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ปริมาณฝุ่น PM2.5 คือ ARIMA(1,1,1) มีความสามารถในการพยากรณ์ค่าอนาคตได้แม่นยำไม่เกิน 48 ชั่วโมง และแบบจำลองของข้อมูลชุดที่ 2 แบบจำลองที่มีความเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ปริมาณฝุ่น PM2.5 คือ ARIMA(0,1,3) มีความสามารถในการพยากรณ์ค่าอนาคตได้แม่นยำไม่เกิน 31 วัน โรคเฝ้าระวังที่เกิดจากฝุ่น PM2.5 ที่พิจารณาจากค่า Incidence Rate และค่า Incidence Rate Ratio พบว่าช่วงเวลาที่ค่า PM2.5 เริ่มเกินค่ามาตรฐานจะส่งผลให้เกิดโรคปอดอักเสบ โรคไข้หวัดใหญ่ โรคทางเดินหายใจอื่นๆ โรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง และโรคหัวใจขาดเลือด

งานวิจัยต่างประเทศ

Adil Masood และ Kafeel Ahmad (2020) ได้ศึกษาการพยากรณ์ค่าความเข้มข้นของฝุ่นละอองขนาดเล็ก (PM2.5) ซึ่งเป็นหนึ่งในปัจจัยสำคัญที่ก่อให้เกิดมลพิษทางอากาศในกรุงเดลี และส่งผลกระทบต่อสุขภาพของประชาชนทั้งในระยะสั้นและระยะยาว ด้วยเหตุนี้ การพยากรณ์ค่าความเข้มข้นของ PM2.5 อย่างแม่นยำจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการพัฒนากลยุทธ์ในการลดมลพิษและการจัดการคุณภาพอากาศอย่างมีประสิทธิภาพ ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้นำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) มาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ PM2.5 โดยสร้างแบบจำลอง 2 รูปแบบ ได้แก่ SVM (Support Vector Machine) และ ANN (Artificial Neural Networks) โดยใช้ข้อมูลจากพารามิเตอร์ทางอุตุนิยมวิทยาและข้อมูลมลพิษต่าง ๆ ในช่วงปี 2016 ถึง 2018 ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้งสองในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 พบว่า แบบจำลอง ANN ให้ผลการทำนายที่แม่นยำกว่าแบบจำลอง SVM

Jalpa Shah และ Biswajit Mishra (2020) ได้ศึกษาข้อมูลความเข้มข้นของ PM2.5 แบบกริด รายปี ขนาด $0.01^\circ \times 0.01^\circ$ ร่วมกับข้อมูลจากหนังสือสถิติของ 11 เมือง ในมณฑลเหอเป่ย์ ตั้งแต่ปี 2000 ถึง 2015 โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ลักษณะการกระจายของ PM2.5 ทั้งในเชิงเวลาและเชิงพื้นที่ รวมถึงประเมินระดับการใช้ที่ดินอย่างเข้มข้นในพื้นที่ดังกล่าว การศึกษานี้ใช้ทฤษฎีการแยกตัว (Decoupling Theory) และการถดถอยทางพื้นที่ (Spatial Regression) เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างความเข้มข้นของ PM2.5 กับระดับการใช้ที่ดินอย่างเข้มข้น และตรวจสอบอิทธิพลของตัวแปรด้านการใช้ที่ดินที่มีต่อระดับ PM2.5 ผลการศึกษาในเชิงเวลา พบว่า ความเข้มข้นของ PM2.5 ในมณฑลเหอเป่ย์มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นโดยรวมตลอดช่วงปี 2000 ถึง 2015 โดยมีค่าความเข้มข้นสูงสุดในฤดูหนาว และต่ำสุดในฤดูร้อน สำหรับรูปแบบการเปลี่ยนแปลงรายวัน พบว่ามีสองช่วงเวลาที่มียุคค่าสูงสุด คือ ช่วงเวลา 8:00–10:00 น. และ 21:00–0:00 น. ขณะที่มียุคค่าต่ำสุด คือ ช่วงเวลา 16:00–18:00 น. ในเชิงพื้นที่ พบว่าความเข้มข้นของ PM2.5 มีค่าสูงในพื้นที่ทางตะวันออกเฉียงใต้ และต่ำในพื้นที่ทางตะวันตกเฉียงเหนือ

Delaram J. และ Khedmat M. (2021) ได้ศึกษาพฤติกรรมของมลพิษทางอากาศ 6 ชนิด ได้แก่ PM10, PM2.5, O₃, SO₂, NO₂ และ CO ในกรุงเตหะราน โดยใช้ข้อมูลครอบคลุมระยะเวลา 6 ปี การวิจัยนี้นำกระบวนการทำซ้ำ (Iterative Procedure) มาใช้ร่วมกับโมเดลทางสถิติแบบ Box-Jenkins สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาแบบหนึ่งตัวแปร (Univariate Time Series) เพื่อพัฒนาโมเดลที่มีประสิทธิภาพที่สุดในการพยากรณ์มลพิษทางอากาศแต่ละชนิด ในการเลือกโมเดลที่ดีที่สุดสำหรับแต่ละชนิดของมลพิษ มีการใช้เกณฑ์การประเมินหลายตัวเพื่อพิจารณาความเหมาะสมของโมเดล ทั้งในด้านการปรับค่าพอดี (Fitting) และการทำนาย (Forecasting) โดยผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่า โมเดลที่นำเสนอสามารถทำนายค่าได้ใกล้เคียงกับข้อมูลจริงอย่างมาก นอกจากนี้ ยังมีการใช้การวิเคราะห์ปัจจัย (Factor Analysis) เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างมลพิษแต่ละชนิด ซึ่งพบว่ามีอยู่ 4 ปัจจัย

หลักที่สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลรวมได้ถึง 93.27% โดย ปัจจัยแรกที่รวม PM10 และ PM2.5 มีอิทธิพลสูงสุด คิดเป็น 43.26% ปัจจัยที่สองประกอบด้วย CO และ NO₂ ซึ่งมีแหล่งที่มาหลักจากยานพาหนะที่ใช้เชื้อเพลิงฟอสซิล มีอิทธิพลรองลงมา คิดเป็น 21.65% ดังนั้น การลดจำนวนยานพาหนะหรือปรับปรุงคุณภาพของเชื้อเพลิงฟอสซิล อาจช่วยปรับปรุงคุณภาพอากาศได้มากถึง 60%

Shahriar และคณะ (2021) ได้ศึกษาปัญหามลพิษจากฝุ่นละอองในบรรยากาศ (PM) ซึ่งเป็นภัยคุกคามต่อสุขภาพของประชาชนทั่วโลก โดยเฉพาะในเขตเมืองที่มีความหนาแน่นสูง เช่น กรุงธากา, นารายันจ์ และกาชิปุร์ ซึ่งจัดอยู่ในกลุ่มเมืองที่มีมลพิษสูงที่สุดในโลก การศึกษานี้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลไฮบริดหลายรูปแบบในการทำนายค่าความเข้มข้นของ PM2.5 ได้แก่ ARIMA-ANN (Autoregressive Integrated Moving Average ร่วมกับ Artificial Neural Network), ARIMA-SVM (ร่วมกับ Support Vector Machine) และ Principle Component Regression (PCR) ร่วมกับ Decision Tree (DT) โมเดลการเรียนรู้เชิงลึก CatBoost ใช้ข้อมูลจากเดือนมกราคม 2013 ถึงพฤษภาคม 2019 รวม 2,342 รายการ โดยแบ่งข้อมูล 80% สำหรับฝึก และ 20% สำหรับทดสอบ ผลการประเมินด้วยเกณฑ์ R², RMSE และ MAE พบว่า โมเดล CatBoost ให้ผลการทำนายค่าความเข้มข้นของ PM2.5 ได้ดีที่สุดในทั้งสามพื้นที่ โดยค่า RMSE ในช่วงการทดสอบเท่ากับ 12.39 µg/m³ สำหรับกรุงธากา, 13.06 µg/m³ สำหรับนารายันจ์ และ 12.97 µg/m³ สำหรับกาชิปุร์ แม้ว่าแบบจำลอง ARIMA-ANN และ DT จะมีประสิทธิภาพรองลงมา แต่ก็ให้ผลลัพธ์ที่น่าพอใจเช่นกัน การศึกษานี้แนะนำให้ใช้ โมเดลการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เช่น CatBoost สำหรับการพยากรณ์ PM2.5 ในพื้นที่ของประเทศบังกลาเทศ เนื่องจากให้ผลการทำนายที่แม่นยำและมีศักยภาพในการประยุกต์ใช้เพื่อการจัดการคุณภาพอากาศในอนาคต.

Esager, M.W.M. และ Ünlü, K.D. (2023) ได้ศึกษาการทำนายความเข้มข้นของมวลอนุภาค PM2.5 รายชั่วโมงในเมืองทริบโอดี ประเทศลิเบีย โดยใช้แบบจำลองการเรียนรู้ลึก 3 แบบจำลองที่ทันสมัย ได้แก่ แบบจำลองความจำระยะยาวและระยะสั้น (LSTM), แบบจำลองหน่วยเวียนกลับแบบเกต (GRU) และแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (CNN) เพื่อทำนายระดับ PM2.5 โดยใช้วิธีการอนุกรมเวลาแบบตัวแปรเดียว ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (CNN) ให้ผลการทำนายที่ดีที่สุด โดยมีสัมประสิทธิ์ของการแปรผัน (Coefficient of Variation) เท่ากับ 99% และค่า MAPE เท่ากับ 0.04 การศึกษานี้ให้ข้อมูลที่มีค่าเกี่ยวกับการใช้แบบจำลองการเรียนรู้ลึกในการทำนาย PM2.5 และสามารถนำไปใช้ในการตัดสินใจเกี่ยวกับการจัดการคุณภาพอากาศในเมืองทริบโอดี

บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน

ในการศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองและวิเคราะห์เปรียบเทียบประสิทธิภาพขอแบบจำลอง SARIMA และแบบจำลองผสมระหว่างแบบจำลอง SARIMA กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ANN (SARIMA - ANN) ในการพยากรณ์ปริมาณฝุ่น PM2.5 ในภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย เพื่อให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ ผู้วิจัยได้กำหนดวิธีการดำเนินการวิจัย ดังนี้

3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูลฝุ่น PM2.5

3.2 ขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัย

3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูลฝุ่น PM2.5

ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาข้อมูลปริมาณฝุ่น PM2.5 ค่าเฉลี่ยแบบรายเดือน โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ที่ได้จากเว็บไซต์ Giovanni เป็นผลิตภัณฑ์ของ NASA's Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC) ซึ่งข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์เป็นข้อมูลแบบกริด (Grid) ซึ่งทำการแบ่งข้อมูลในการวิเคราะห์ออกเป็นชุด Train กับ Test สำหรับชุดข้อมูล Train ใช้ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ เริ่มใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 ส่วนชุดข้อมูล Test ใช้สำหรับการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองการพยากรณ์ เริ่มใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 โดยมีรายละเอียดของการดาวน์โหลดข้อมูล PM2.5 ดังตารางที่ 1 และแสดงพื้นที่ที่ศึกษาตัวอย่างขอบเขตข้อมูลฝุ่น PM2.5 ดังภาพที่ 7

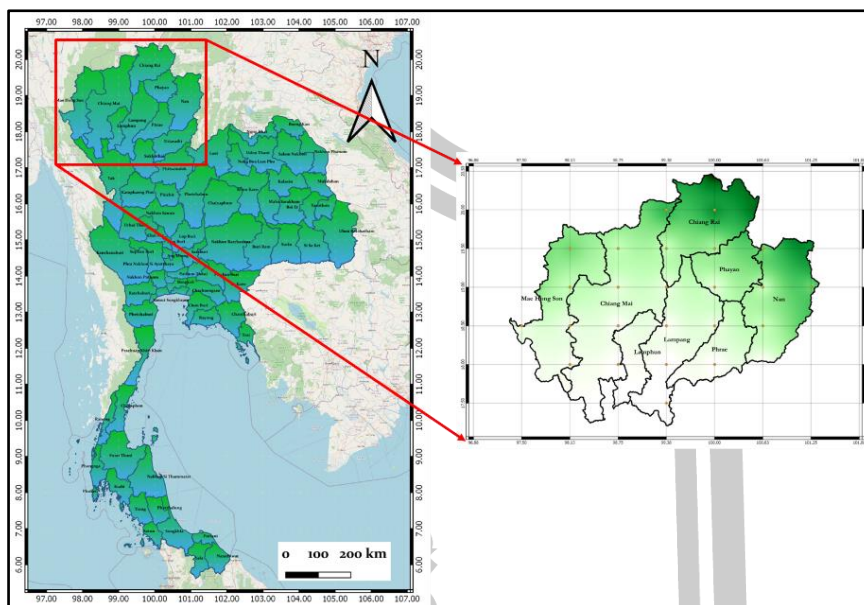
ตารางที่ 1 รายละเอียดของข้อมูลฝุ่น PM2.5

รายละเอียดของข้อมูลฝุ่น PM2.5	
เดือน/ปี	เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567
ลักษณะข้อมูล	แบบรายเดือน
ขอบเขต	Latitude ที่ 17°N ถึง 20.5°N และ Longitude ที่ 96.875°E ถึง 101.875°E
หน่วยของข้อมูล	kg/m ³
ความละเอียด	0.5 x 0.625 degree

หมายเหตุ kg/m³ คือ กิโลกรัมต่อลูกบาศก์เมตร

ที่ความละเอียด 0.5 degree มีค่าประมาณ 50 กิโลเมตร

ที่ความละเอียด 0.625 degree มีค่าประมาณ 62.5 กิโลเมตร



ภาพที่ 7 แสดงพื้นที่ที่ศึกษาข้อมูลฝุ่น PM2.5 เฉลี่ยแบบรายเดือน โดยกำหนดให้ ละติจูด (Latitude) ที่ 17°N ถึง 20.5°N และลองจิจูด (Longitude) ที่ 96.875°E ถึง 101.875°E ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย

3.2 ขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัย

ขั้นตอนที่ 1 ทำการรวบรวมข้อมูลฝุ่นละออง PM2.5 แบบรายเดือน ที่ได้จากรฐานข้อมูล Giovanni NASA ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ซึ่งเป็นข้อมูลแบบกริด (Grid) โดยกำหนดขอบเขตพื้นที่การศึกษาเป็น Lat ที่ 17°N ถึง 20.5°N และ Lon ที่ 96.875°E ถึง 101.875°E มีความละเอียด 0.5° x 0.625° มีจำนวนกริดทั้งหมด 26 กริด(จุด) ดังตัวอย่างตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ข้อมูลฝุ่น PM2.5 (เดือนเมษายน พ.ศ. 2559)

ลำดับที่	Latitude (°N)	Longitude (°E)	PM2.5 ($\mu\text{g} / \text{m}^3$)
1	17.5	96.75	36.46682
2	17.5	99.375	35.42944
3	18	98.125	37.03684
4	18	98.75	36.46682
5	18	99.375	35.42942
⋮	⋮	⋮	⋮
23	19.5	100.625	37.17595
24	19.5	101.25	37.77727
25	20	99.375	35.42944
26	20	100	36.46478

ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นชุด Train กับ Test สำหรับชุดข้อมูล Train เริ่มใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 ใช้ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ จำนวน 96 ค่า ดังตัวอย่างตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ตัวอย่างข้อมูลฝุ่น PM2.5 ที่ในการสร้างแบบจำลอง ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน

ลำดับที่	ตำแหน่ง	เดือน/ปี	PM2.5 ($\mu\text{g} / \text{m}^3$)
1	Latitude ที่ 100.625 °N, Longitude ที่ 18.5°E	มกราคม 2559	15.78595016
2		กุมภาพันธ์ 2559	27.57665296
3		มีนาคม 2559	46.52686969
4		เมษายน 2559	45.89155395
5		พฤษภาคม 20216	21.67162133
:		:	:
94		ตุลาคม 2566	8.591169692
95		พฤศจิกายน 2566	10.9198004
96		ธันวาคม 2566	11.87704246

ส่วนชุดข้อมูล Test เริ่มใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 จำนวน 12 ค่า ใช้สำหรับการตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลองการพยากรณ์ โดยใช้เกณฑ์ MAPE ที่มีค่าต่ำที่สุด

ขั้นตอนที่ 2 ทำการสร้างแบบจำลองที่เหมาะสม ด้วยแบบจำลอง SARIMA และแบบจำลอง SARIMA - ANN โดยแต่ละแบบจำลองมีขั้นตอนในการวิเคราะห์ดังนี้

1. ขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง SARIMA มีดังนี้

- (1) นำข้อมูลอนุกรมเวลาชุด Training มาพล็อตกราฟเพื่อวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลว่ามีคุณสมบัติเป็นแบบคงที่ (Stationary) หรือไม่ คือ อนุกรมเวลาต้องมีค่าเฉลี่ยคงที่และความแปรปรวนคงที่ ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะข้อมูลไม่คงที่ (Non - Stationary) จะต้องทำการแปลงข้อมูลให้เป็น Stationary ก่อน เช่น ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนไม่คงที่ ต้องทำการหาผลต่าง อันดับ d แบบไม่มีฤดูกาล และ/หรือ ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลามีฤดูกาล ต้องทำการหาผลต่าง อันดับ D แบบมีฤดูกาล เพื่อให้ข้อมูลอนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยคงที่
- (2) กำหนดรูปแบบ SARIMA(p,d,q)(P,D,Q) เพื่อระบุอันดับ p, q, P, Q ที่เหมาะสม โดยใช้ ACF (Autocorrelation Function) และ PACF (Partial Autocorrelation Function) ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดแบบจำลอง โดยใช้คำสั่ง auto.arima() ในแพ็คเกจ forecast
- (3) ประมาณค่าพารามิเตอร์
- (4) ตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง
 - ทดสอบความคลาดเคลื่อนว่าเป็นอิสระกันหรือไม่ โดยใช้การทดสอบ Ljung-Box

- ทดสอบความคลาดเคลื่อนว่ามีเฉลี่ยเป็นศูนย์หรือไม่ โดยใช้การทดสอบ t (t - statistic)
- ทดสอบความคลาดเคลื่อนว่ามีแปรปรวนคงที่หรือไม่ โดยใช้การทดสอบ Goldfeld-Quandt
- ทดสอบความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ โดยใช้การทดสอบ Kolmogorov-Smirnov

(5) พิจารณาแบบจำลองที่เหมาะสมด้วย AIC (Akaike Information Criterion)

(6) ได้แบบจำลอง SARIMA สำหรับพยากรณ์

2. ขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง SARIMA - ANN มีดังนี้

(1) นำค่าส่วนเหลือ (Residuals) ที่คำนวณได้จากแบบจำลอง SARIMA

(2) พล็อตกราฟเพื่อตรวจสอบลักษณะของข้อมูลเบื้องต้น

(3) แปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปปกติมาตรฐานน้อยที่สุด - มากที่สุด (Min-Max normalization) โดยค่าที่ได้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1

(4) นำข้อมูลที่แปลงแล้วมาสร้างแบบจำลอง ANN

(5) กำหนดจำนวนโหนดในชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) เท่ากับ 1 โหนด

(6) กำหนดชั้นซ่อน (Hidden Layer) 1 Layer และกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน (Hidden Layer) เป็น 1, 5, 10, 15 และ 20 โหนด

(7) กำหนดจำนวนโหนดในชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) เท่ากับ 1 โหนด

(8) จากนั้นทำการแปลงข้อมูล Residuals ตัวใหม่ที่ได้จากแบบจำลอง ANN กลับให้อยู่ในรูปแบบเดิม (Min - Max Denormalization)

(9) จากข้อ 8 นำค่า Residuals ตัวใหม่ ไปรวมกับแบบจำลอง SARIMA

(10) เลือกแบบจำลองที่มีค่า MAPE ต่ำที่สุด

(11) จะได้แบบจำลอง SARIMA-ANN เพื่อไปพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ในภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย

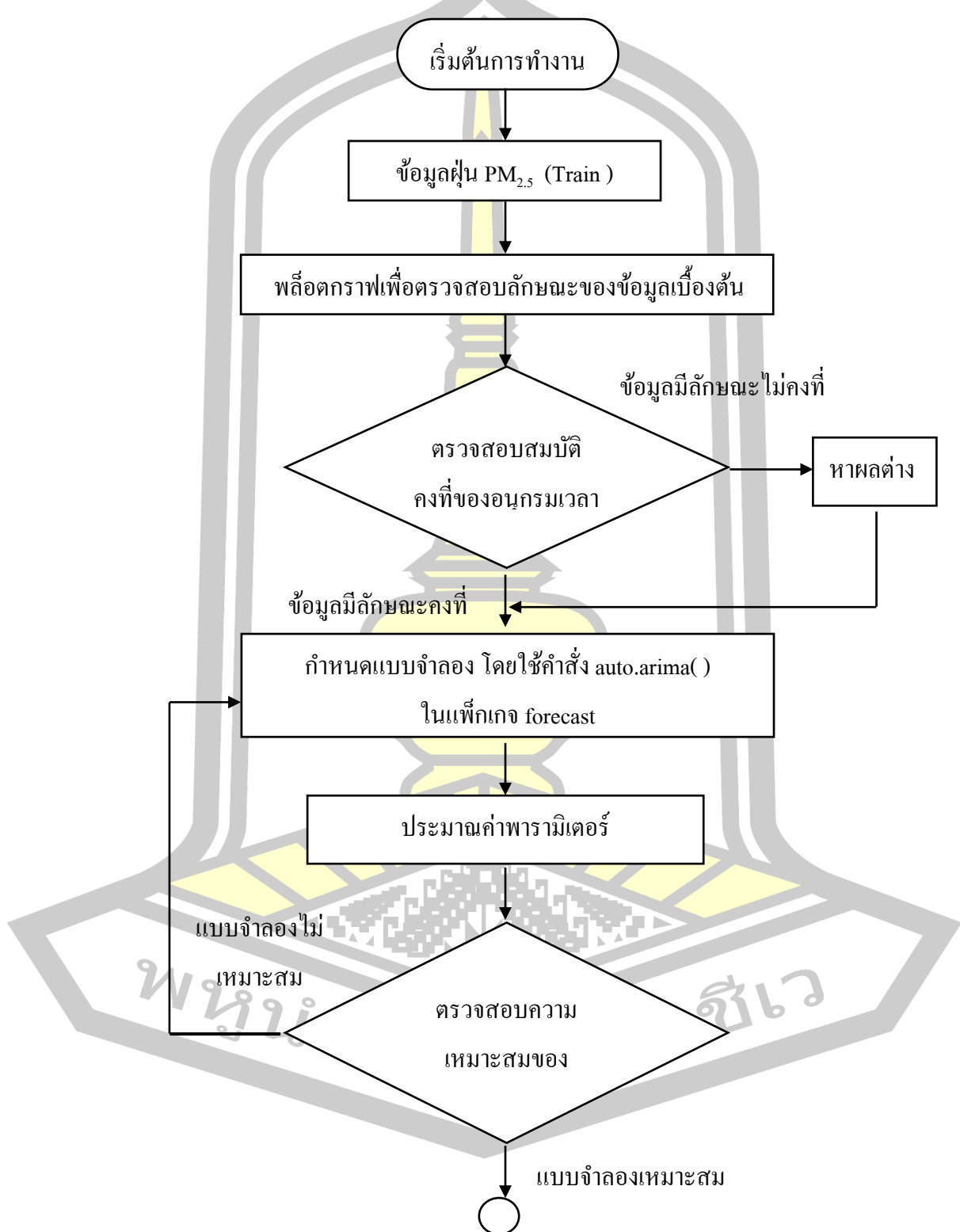
3. เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง SARIMA - ANN และแบบจำลอง SARIMA ที่ทำการพยากรณ์แล้ว ไปเปรียบเทียบค่าจริงของชุด Test โดยใช้เกณฑ์ MAPE

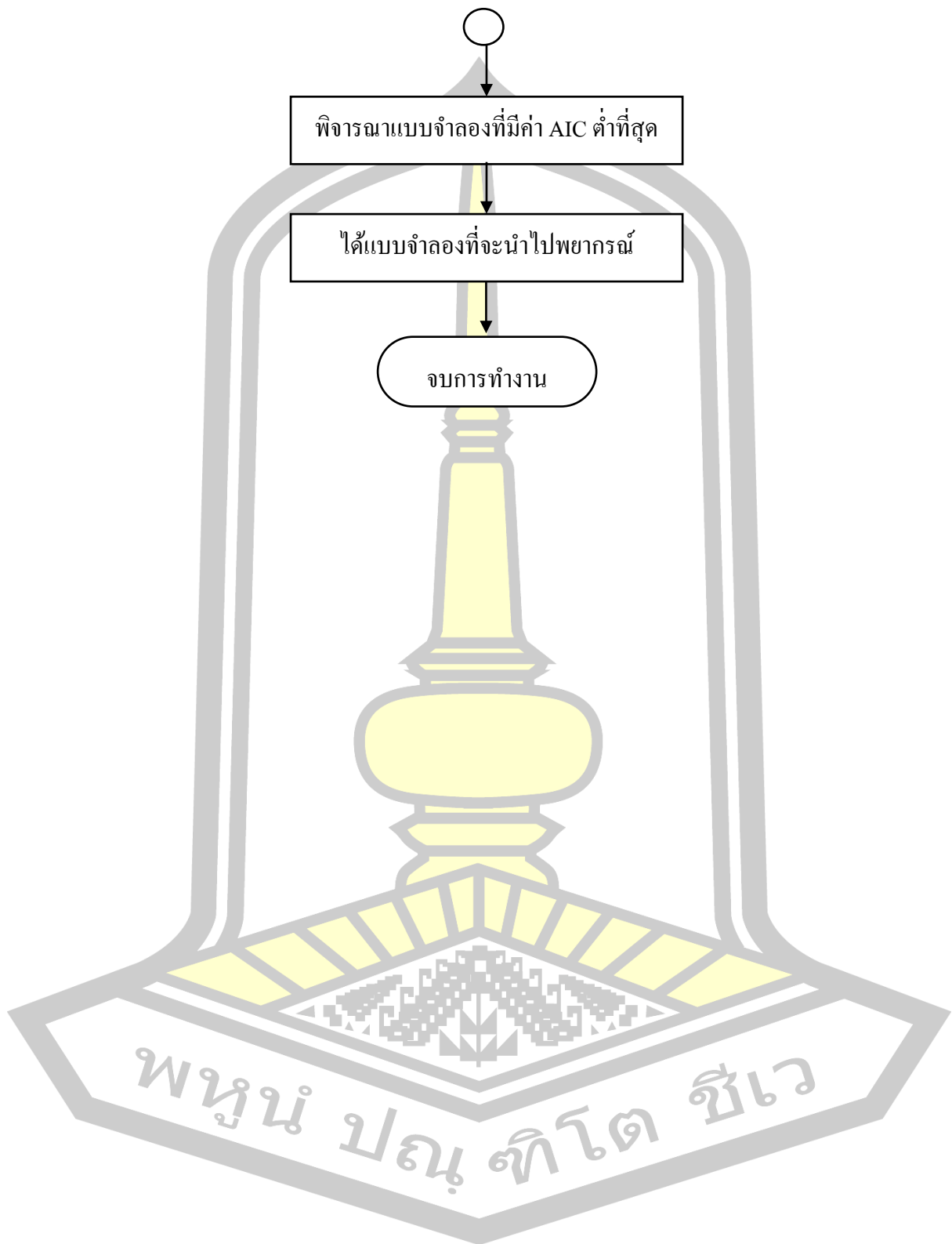
4. วิเคราะห์และสรุปผลการวิจัย

พหุบัณฑิตวิทยาลัย

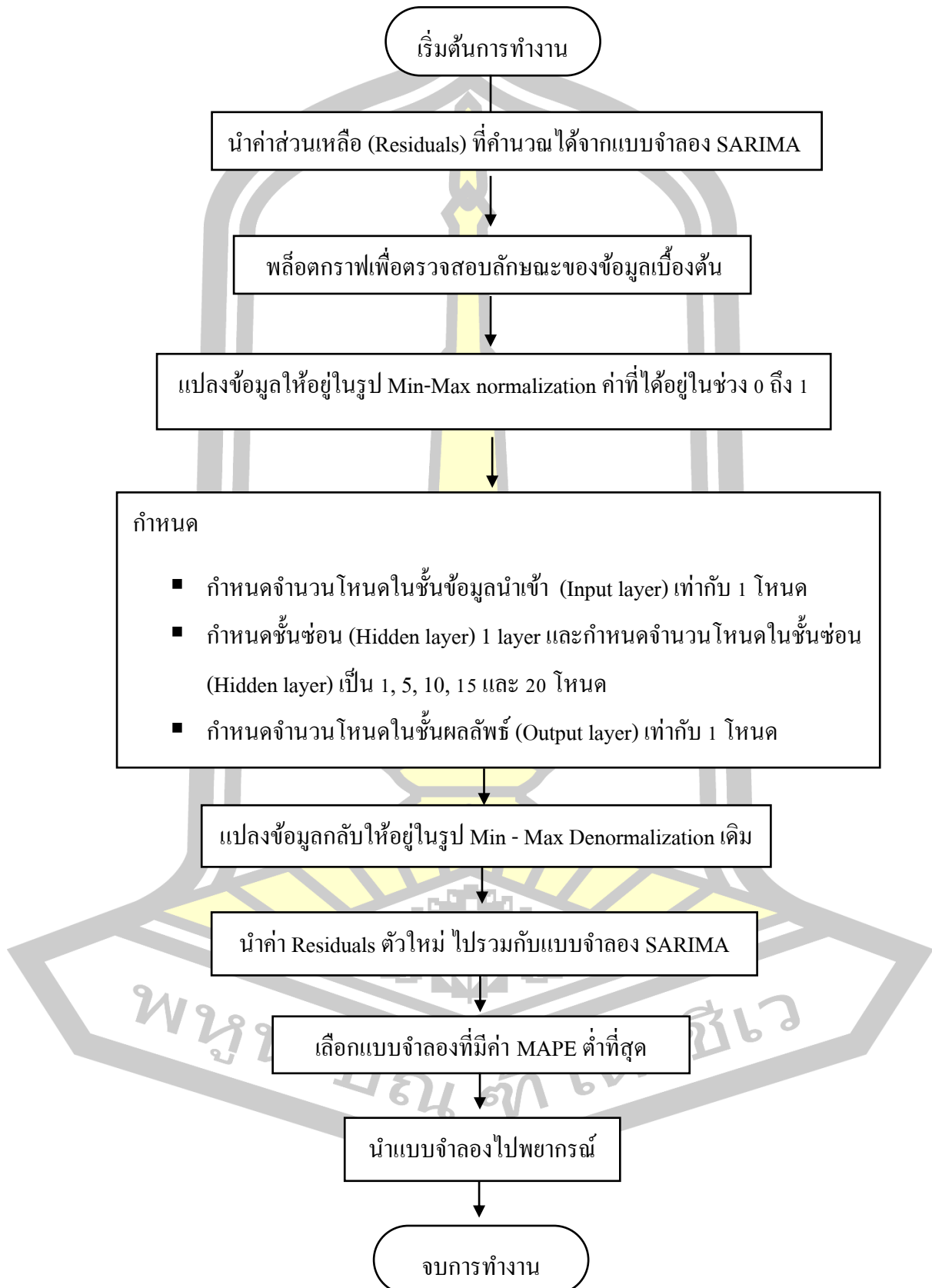
สรุปขั้นตอนการดำเนินงาน ดังแผนภาพต่อไปนี้

▪ ขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง SARIMA

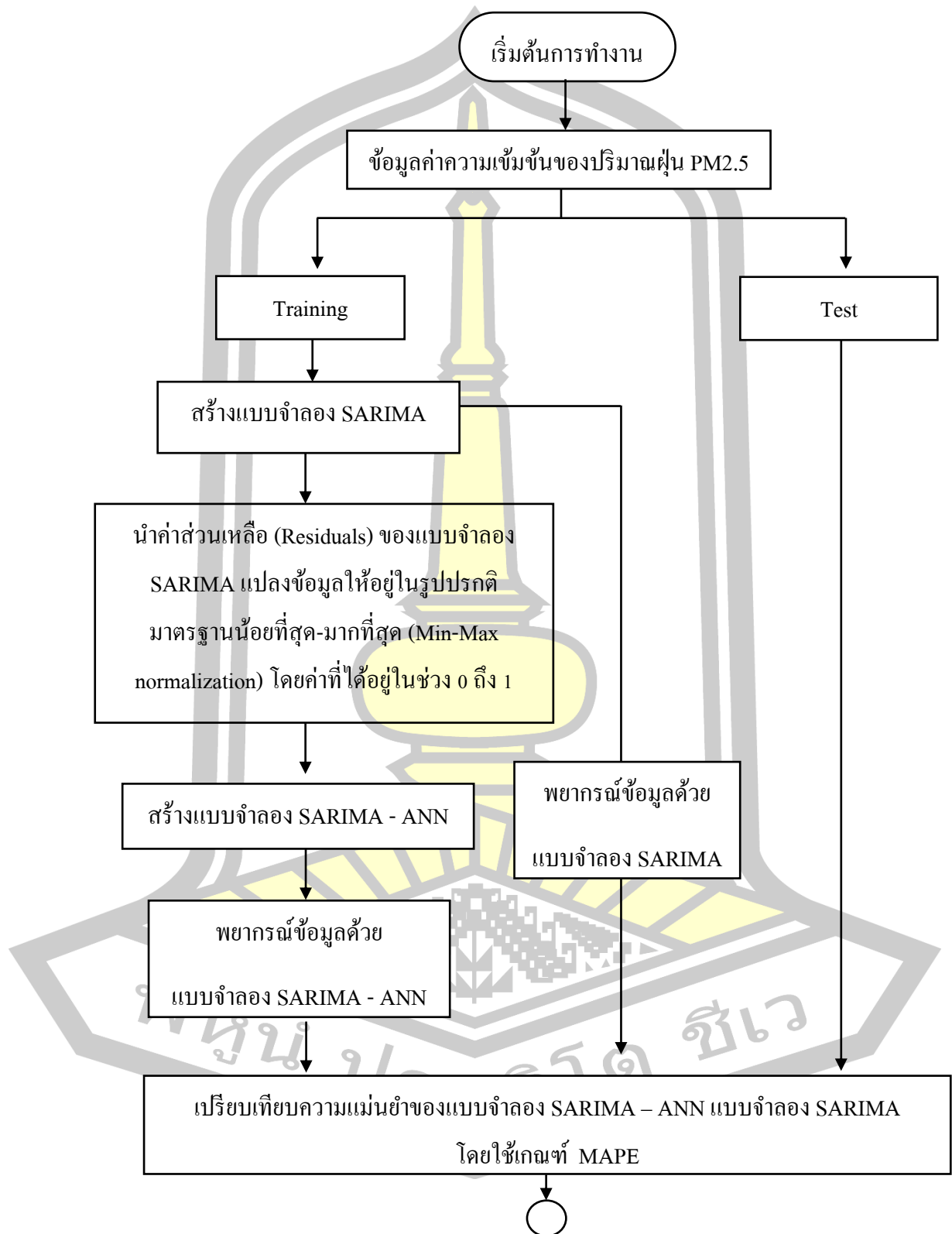


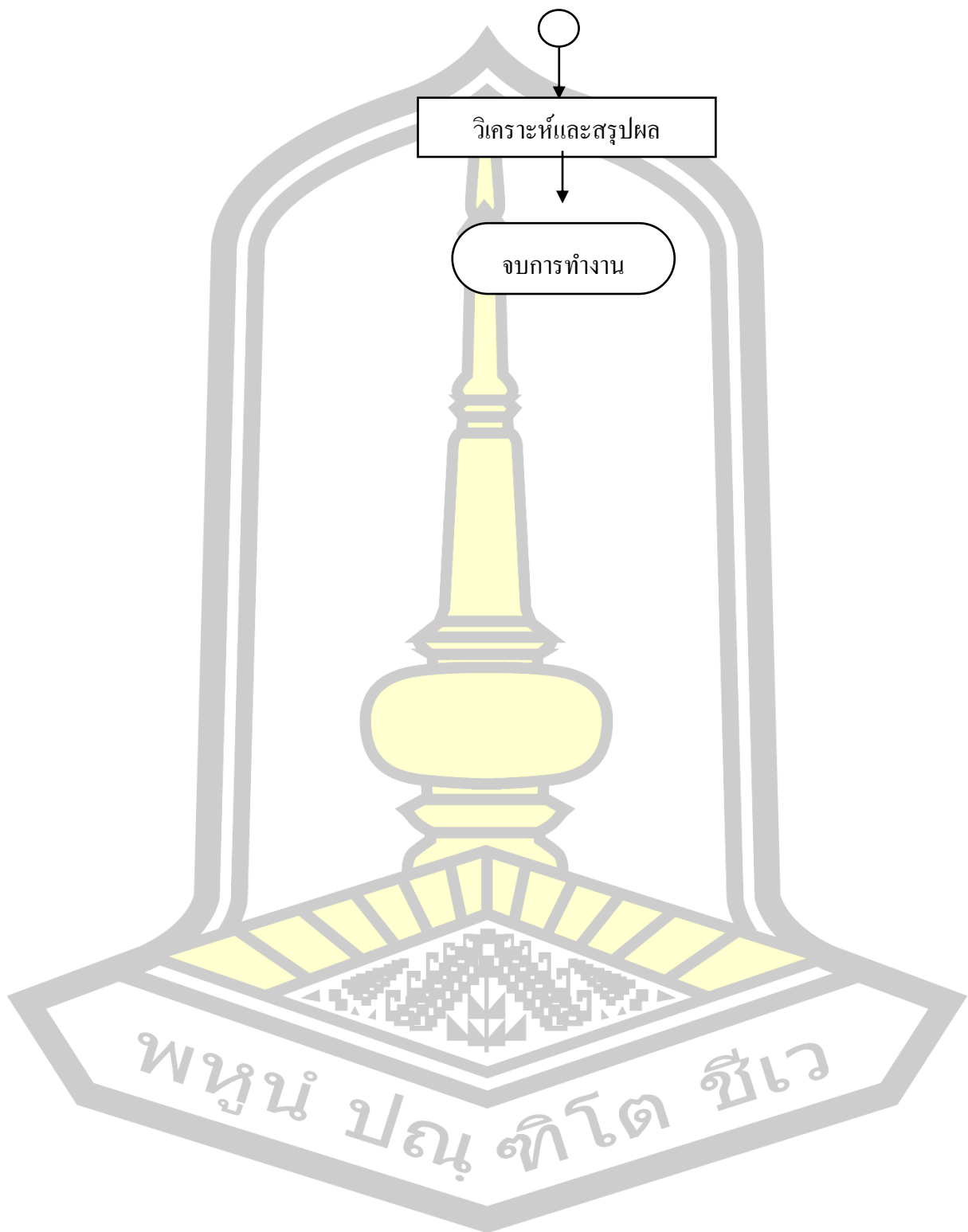


- ขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง SARIMA – ANN



กรอบแนวคิดงานวิจัย





บทที่ 4 ผลการวิจัย

ในบทนี้ได้นำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลจากการดำเนินการวิจัย เพื่อสร้างแบบจำลองและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ซึ่งมีแบบจำลอง SARIMA และแบบจำลองผสมระหว่างแบบจำลอง SARIMA กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ANN (SARIMA-ANN) ในการพยากรณ์ปริมาณฝุ่น PM2.5 ในภาคเหนือตอนบน ประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลปริมาณฝุ่น PM2.5 แบบรายเดือน ซึ่งทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นชุด Train กับ Test สำหรับชุดข้อมูล Train ใช้ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ เริ่มใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 ส่วนชุดข้อมูล Test ใช้สำหรับการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองการพยากรณ์ เริ่มใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 โดยทั้งสองวิธีจะใช้โปรแกรมภาษา R ในการวิเคราะห์ ซึ่งผลการวิเคราะห์ข้อมูลมีดังนี้

4.1 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง SARIMA

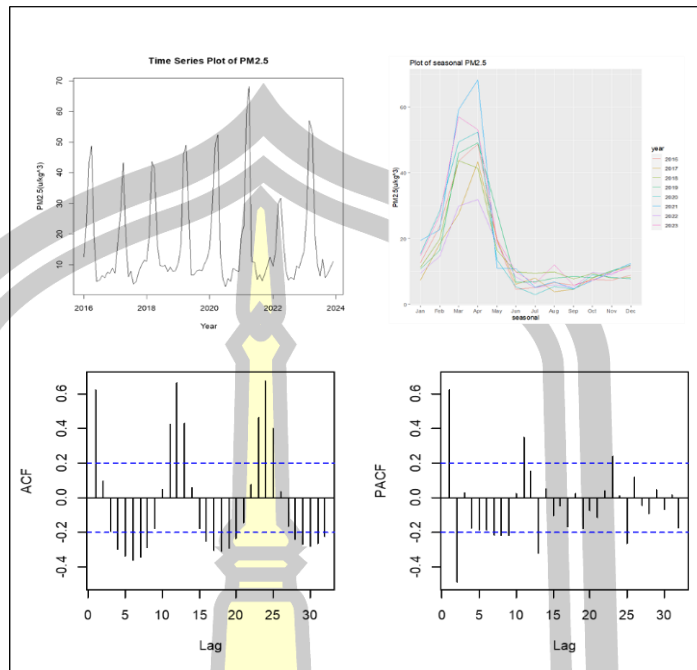
4.2 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง SARIMA - ANN

4.1 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง SARIMA

4.1.1 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง SARIMA ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน
Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18°N

เมื่อพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวอนุกรมเวลาของฝุ่น PM2.5 ข้อมูลชุด Train ในภาพที่ 8 แสดงให้เห็นลักษณะของฤดูกาล (Seasonal) อย่างชัดเจน โดยมีค่าพุ่งสูงในช่วงประมาณเดือนมีนาคม - เมษายน ของทุก ๆ ปี เนื่องจากเกิดการเผาป่าและการเผาวัสดุการเกษตร เพื่อเตรียมพื้นที่สำหรับการเพาะปลูกใหม่

พหุ ประถมศึกษา



ภาพที่ 8 ลักษณะการเคลื่อนไหวอนุกรมเวลาของฝุ่น PM2.5 (Train) และกราฟ ACF กราฟ PACF ตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18°N

4.1.1.1 การพิจารณาแบบจำลองที่เหมาะสม

การสร้างแบบจำลอง SARIMA โดยใช้โปรแกรม R ซึ่งใช้คำสั่ง `auto.arima()` งานวิจัยนี้จะนำเสนอแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด โดยพิจารณาจากค่าสถิติ Akaike's Information Criterion (AIC) ที่มีค่าน้อยที่สุด ดังนั้นแบบจำลอง SARIMA $(0,0,4)(1,1,1)_{12}$ เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด

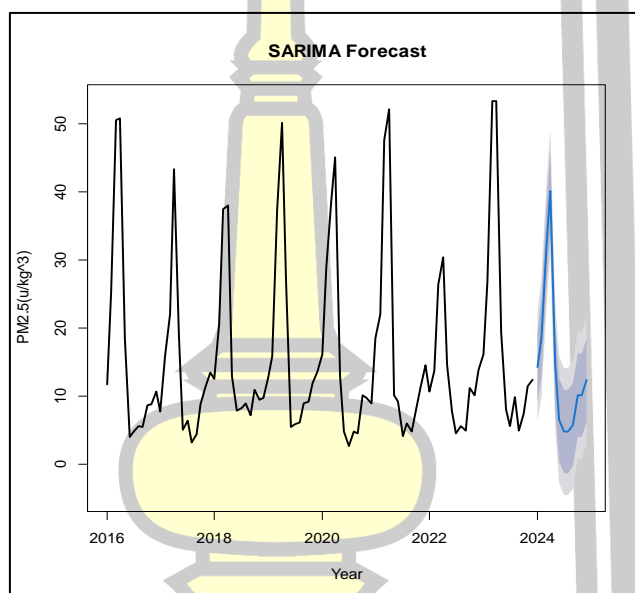
4.1.1.2 การตรวจสอบความเหมาะสมแบบจำลอง

ได้ทำการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง SARIMA $(0,0,4)(1,1,1)_{12}$ แสดงดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ตรวจสอบความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง SARIMA $(0,0,4)(1,1,1)_{12}$

แบบจำลอง	ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0		การแจกแจงแบบปกติ (Normality)	ความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity)		ความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation)		
	One Sample t - test		Kolmogorov-Smirnov test	Goldfeld - Quandt test		Box-Ljung test		
	t - test	p - value	p - value	GQ	p - value	lag	chi - squared	p - value
SARIMA $(0,0,4)(1,1,1)_{12}$	0.47492	0.6359	0.1361	1.0614	0.4204	24	12.282	0.9765

จากตารางที่ 4 ผลการตรวจสอบคุณลักษณะความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ได้ดังนี้ 1) จากการทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ T – Test พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีเฉลี่ยค่าเท่ากับ 0 ($p - value > 0.05$) 2) จากการทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ Kolmogorov-Smirnov test พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีการแจกแจงแบบปกติ ($p - value > 0.05$) 3) จากการทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ Goldfeld – Quandt Test พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีความแปรปรวนคงที่ ($p - value > 0.05$) 4) จากการทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ Box-Ljung Test พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีความอิสระกัน ($p - value > 0.05$) ดังนั้น แบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ มีความเหมาะสมในการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ได้ และทำการพยากรณ์ได้ดังภาพที่ 9



ภาพที่ 9 ค่าพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567

4.1.1.3 การเปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์

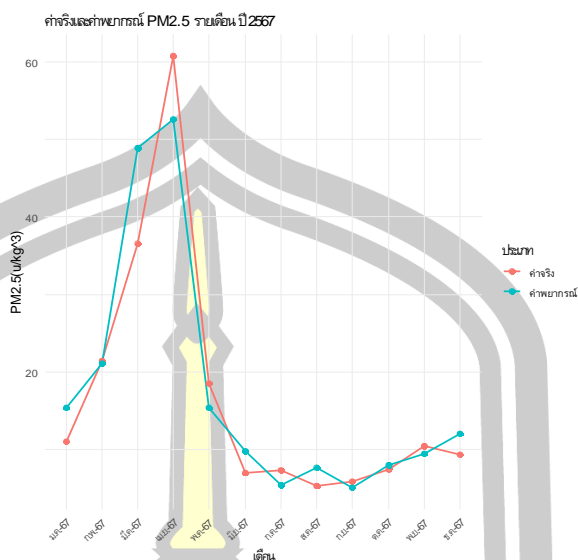
จากการพิจารณาแบบจำลองพบว่า แบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 จากนั้นนำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ มาเปรียบเทียบกับค่าจริง จะได้ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์ SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่าความคลาดเคลื่อน ของการพยากรณ์ (Residual)
ม.ค.-67	11.0347	15.3694	-4.3347
ก.พ.-67	21.4198	21.0654	0.3544
มี.ค.-67	36.5356	48.8422	-12.3066
เม.ย.-67	60.7626	52.5950	8.1676
พ.ค.-67	18.5011	15.4531	3.0480
มิ.ย.-67	7.04784	9.7573	-2.7094
ก.ค.-67	7.33989	5.3891	1.9508
ส.ค.-67	5.30291	7.6552	-2.3522
ก.ย.-67	5.85509	5.0942	0.7609
ต.ค.-67	7.47207	8.0249	-0.5528
พ.ย.-67	10.5091	9.4119	1.0972
ธ.ค.-67	9.40993	12.0242	-2.6143
		MAPE	22.7111

จากตารางที่ 5 พบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 22.7111% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ มีความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 22.7111% เมื่อเปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 10

พหุ ประถมศึกษา



ภาพที่ 10 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567

ในการทำงานเดียวกันสามารถวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง SARIMA ของทุกจังหวัดได้ดังตารางที่ 6 โดยในตารางแสดงแบบจำลอง SARIMA ที่มีค่า AIC ต่ำสุด

ตารางที่ 6 แบบจำลอง SARIMA ที่เหมาะสมของแต่ละจังหวัด

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง SARIMA ที่เหมาะสม	AIC
แม่ฮ่องสอน	98.125	18	SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	502.03
	97.5	18.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	540.17
	98.125	18.5	SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂	499.46
	98.125	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	517.69
	98.125	19.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	527.84
เชียงใหม่	98.75	18	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	491.47
	98.75	18.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	496.73
	98.75	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	508.14
	98.75	19.5	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	516.48
	99.375	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	498.77
	99.375	20	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	564.62
ลำพูน	98.75	17.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	494.12
ลำปาง	99.375	17.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	493.03
	99.375	18	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	490.84

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง SARIMA ที่เหมาะสม	AIC
	99.375	18.5	SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂	493.57
	100	18.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	495.62
เชียงราย	99.375	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	519.94
	100	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	539.93
	100	20	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	610.79
พะเยา	100	19	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	504.92
แพร่	100	18	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	497.82
น่าน	100.625	18.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	518.79
	100.625	19	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	542.67
	100.625	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	607.4
	101.25	19	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	595.03
	101.25	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	659.33

เมื่อได้แบบจำลอง SARIMA ที่มีค่า AIC ต่ำสุดของแต่ละจังหวัดแล้ว หาค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง เพื่อไปตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง 4 ข้อ ดังตารางที่ 7

ตารางที่ 7 การตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง SARIMA ของทุกจังหวัด

จังหวัด	Longitude (°E), Latitude (°N)	แบบจำลอง	ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0		การแจกแจง แบบปกติ (Normality)	ความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity)		ความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation)		
			One Sample t - test		Kolmogorov- Smirnov test	Goldfeld - Quandt test		Box-Ljung test		
			t - test	p - value	p - value	GQ	p - value	lag	chi - squared	p - value
แม่ฮ่องสอน	97.5, 18.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.4995	0.6185	0.1692	1.3413	0.1614	24	11.105	0.9732
	98.125, 18.5	SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂	0.6428	0.5219	0.1576	1.1286	0.3417	24	10.716	0.9909
	98.125, 19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	0.9913	0.324	0.1651	1.2152	0.2556	24	9.6279	0.9959
	98.125, 19.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	1.0415	0.3003	0.2025	1.1683	0.3	24	9.773	0.9957
เชียงใหม่	98.75, 18	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	0.64268	0.522	0.0764	1.078	0.4	24	14.416	0.9301
	98.75, 18.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	0.78227	0.436	0.0561	1.1272	0.3432	24	10.242	0.9935
	98.75, 19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	0.90736	0.3665	0.0514	1.1702	0.2981	24	10.217	0.9936
	98.75, 19.5	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	1.1257	0.2631	0.1834	1.1347	0.335	24	17.391	0.8315
	99.375, 19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	0.94013	0.3495	0.0531	1.1375	0.3321	24	12.698	0.9708
ลำพูน	99.375, 20	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.44194	0.6595	0.2214	1.3206	0.1746	24	27.542	0.2799
	98.75, 17.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.17963	0.8578	0.2503	1.0499	0.4348	24	18.038	0.8011
ลำปาง	99.375, 17.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.13356	0.894	0.1276	1.084	0.3928	24	19.216	0.7404
	99.375, 18	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	0.50259	0.6164	0.0540	1.093	0.3822	24	19.96	0.699
	99.375, 18.5	SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂	0.74092	0.4606	0.0540	1.1452	0.3238	24	14.495	0.9347

จังหวัด	Longitude (°E), Latitude (°N)	แบบจำลอง	ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0		การแจกแจง แบบปกติ (Normality)	ความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity)		ความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation)		
			One Sample t - test		Kolmogorov- Smirnov test	Goldfeld - Quandt test		Box-Ljung test		
			t - test	p - value	p - value	GQ	p - value	lag	chi - squared	p - value
	100,18.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	0.66361	0.5085	0.0605	1.0299	0.4605	24	14.57	0.9327
เชียงราย	99.375,19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.53447	0.5943	0.1523	1.2898	0.1957	24	24.805	0.4164
	100,19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.42972	0.6684	0.1603	1.2913	0.1946	24	20.967	0.6407
	100,20	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.40134	0.6891	0.2268	1.3261	0.171	24	16.786	0.8576
พะเยา	100,19	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	0.76957	0.4435	0.1423	1.1161	0.3555	24	15.694	0.8988
แพร่	100,18	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.088439	0.9297	0.1855	1.0527	0.4312	24	22.714	0.5367
น่าน	100.625,18.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.28993	0.7725	0.1442	1.0854	0.3911	24	18.876	0.7586
	100.625,19	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.41286	0.6806	0.1591	1.1693	0.299	24	20.842	0.648
	100.625,19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.42138	0.6744	0.2162	1.2677	0.2121	24	20.077	0.6924
	101.25,19	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.32031	0.7494	0.1789	1.0671	0.4133	24	26.886	0.3098
	101.25,19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	0.21705	0.8286	0.2187	1.0599	0.4223	24	22.463	0.5516

จากตารางที่ 7 พบว่า ผลการตรวจสอบคุณลักษณะความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ของทุกจังหวัด ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ได้ดังนี้ 1) จากการทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ T - Test พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีเฉลี่ยค่าเท่ากับ 0 ($p - value > 0.05$) 2) จากการทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ Kolmogorov-Smirnov test พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีการแจกแจงแบบปกติ ($p - value > 0.05$) 3) จากการทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ Goldfeld - Quandt Test พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีความแปรปรวนคงที่ ($p - value > 0.05$) 4) จากการทดสอบโดยใช้ตัวสถิติ Box-Ljung Test พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีความอิสระกัน ($p - value > 0.05$) ดังนั้น แบบจำลอง SARIMA ของทุกจังหวัด มีความเหมาะสมในการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5

เมื่อได้แบบจำลองที่เหมาะสมแล้ว นำค่าที่ได้จากการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ของแบบจำลอง SARIMA ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแต่ละจังหวัด มาเปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ โดยพิจารณาจากค่า MAPE ดังตารางที่ 8 ตารางที่ 8 ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ในแต่ละจังหวัด

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง SARIMA	MAPE (%)
แม่ฮ่องสอน	98.125	18	SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	18.9427
	97.5	18.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	26.7396
	98.125	18.5	SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂	24.2201
	98.125	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	17.0133

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง SARIMA	MAPE (%)
	98.125	19.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	14.7325
เชียงใหม่	98.75	18	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	17.1834
	98.75	18.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	15.1421
	98.75	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	13.5843
	98.75	19.5	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	12.7383
	99.375	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	13.8048
	99.375	20	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	14.0419
	ลำพูน	98.75	17.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂
ลำปาง	99.375	17.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	24.8399
	99.375	18	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	16.5414
	99.375	18.5	SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂	15.5927
	100	18.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	13.8994
เชียงราย	99.375	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	15.1424
	100	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	12.9378
	100	20	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	13.5470
พะเยา	100	19	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	10.4274
แพร่	100	18	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	19.1489
น่าน	100.625	18.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	16.2499
	100.625	19	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	15.2929
	100.625	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	16.8969
	101.25	19	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	25.8263
	101.25	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	26.1213

จากตารางที่ 8 พบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 มีค่า MAPE ต่ำสุด เท่ากับ 12.7383% อยู่ในจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75 °E และ Latitude ที่ 19.5 °N) ซึ่งจะเห็นว่าการพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ มีการพยากรณ์ใช้ได้ดี และมีค่า MAPE สูงสุด เท่ากับ 28.5701% อยู่ในจังหวัดลำพูน (Longitude ที่ 98.75 °E และ Latitude ที่ 17.5 °N) ซึ่งจะเห็นว่าการพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ มีการพยากรณ์ค่อนข้างแม่นยำ โดยค่าเฉลี่ยของ MAPE ทั้ง 26 จุด เท่ากับ 17.6607% ซึ่งจะเห็นว่าการพยากรณ์ใช้ได้ดี

4.2 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง SARIMA - ANN

ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18°N

จากการวิเคราะห์แบบจำลอง SARIMA นำค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (Residual) มาสร้างแบบจำลอง SARIMA - ANN มีผลการวิเคราะห์ดังนี้

นำข้อมูล Residual ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ทั้งหมด 106 ค่า แบ่งเป็นชุด Train และ Test โดยชุด Train ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 มีจำนวนข้อมูล 96 ค่า สำหรับสร้างแบบจำลอง และชุด Test ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 มีจำนวนข้อมูล 12 ค่า ทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง จากนั้นนำข้อมูลทั้ง 2 ชุด ทำการปรับ Normalization ซึ่งช่วยลดความแตกต่างของค่าข้อมูลและทำให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้ได้ดีขึ้น หลังจากทำการปรับ Normalization เรียบร้อยแล้ว จะทำการสร้างตัวแปรนำเข้า ซึ่งการสร้างตัวแปรนำเข้ามีความสำคัญอย่างมากในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) โดยในที่นี้มีการใช้ตัวแปร Lag Features ซึ่งหมายถึงค่าของข้อมูลในอดีตที่นำมาเป็นตัวแปรนำเข้าให้กับแบบจำลอง ANN ในการศึกษานี้ได้ทำการสร้าง Lag Features จำนวน 12 ค่า (ย้อนหลัง 12 เดือน) เพื่อช่วยให้แบบจำลองสามารถจับแนวโน้มของข้อมูลในระยะเวลาหนึ่งปีได้อย่างแม่นยำ ก่อนจะสร้างแบบจำลอง ANN ต้องปรับขนาดข้อมูลด้วย Normalization ซึ่งได้ทำการปรับทั้ง 2 ชุดแล้ว เนื่องจากแบบจำลอง ANN มีการคำนวณน้ำหนักและค่าที่ส่งผ่านโหนด หากข้อมูลมีช่วงค่ากว้างอาจทำให้แบบจำลองเรียนรู้ได้ไม่ดี

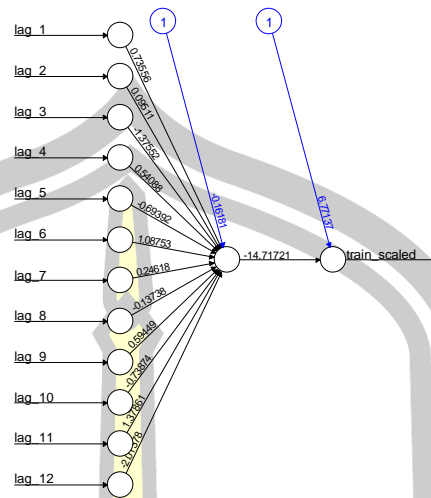
4.2.1 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network - ANN) เป็นแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ โดย ANN ประกอบไปด้วย 3 ชั้นหลัก ได้แก่

1. ชั้นอินพุต (Input Layer) - รับข้อมูลนำเข้า
2. ชั้นซ่อน (Hidden Layer) - ทำการประมวลผลข้อมูล
3. ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) - ให้ผลลัพธ์ที่ได้จาก ANN

กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 ค่า (โหนด) (ย้อนหลัง 12 เดือน) ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนดในการวิเคราะห์ จำนวน 1 - 10, 15, 20 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด มีรายละเอียดดังนี้

4.2.1.1 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN1 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 1 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 11



ภาพที่ 11 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 1 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN1 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้นนำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN1 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 9

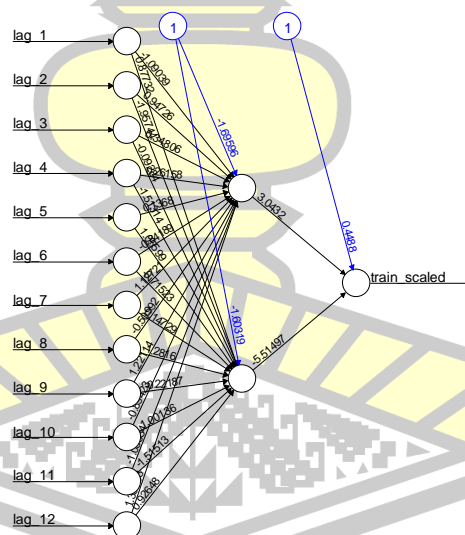
ตารางที่ 9 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂- ANN1 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual ของแบบจำลอง ANN2	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN1	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-3.0330	11.2415	0.0757
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.8020	20.3584	-0.0575
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.9075	35.7091	-0.0572
เม.ย.-67	56.544	40.1619	14.3472	54.5091	2.0349
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.7575	18.3946	-0.0594
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1761	5.3689	0.0158
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.2536	6.0490	-0.0487
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6349	4.1720	-0.0010
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0321	5.8232	-0.4478

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual ของแบบจำลอง ANN2	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN1	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0459	10.2143	-0.9592
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0719	10.2585	1.5421
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0723	12.4426	-0.7222
				MAPE(%)	0.0529

จากตารางที่ 9 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0529% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂-ANN1 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.9295% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริง และค่าพยากรณ์

4.2.1.2 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN2 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 2 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 12



ภาพที่ 12 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 2 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN2 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้น นำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN1 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 10

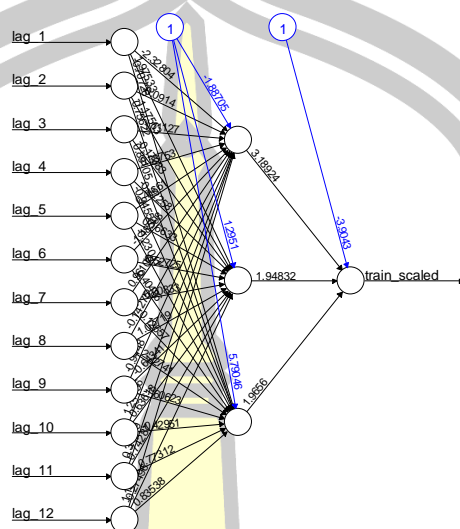
ตารางที่ 10 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN2 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual ของแบบจำลอง ANN2	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN2	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9072	11.3674	0.0502
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7117	20.2681	0.0328
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8689	35.6705	0.0186
เม.ย.-67	56.544	40.1619	12.2213	52.3833	4.1607
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.7102	18.3474	0.0122
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1374	5.4076	0.0229
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.1742	5.9696	0.0307
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6272	4.1797	0.0087
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0031	5.7942	0.4188
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0163	10.1846	0.9295
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0409	10.2275	1.5731
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0412	12.4116	0.6912
				MAPE(%)	0.0555

จากตารางที่ 10 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0555% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN2 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0555% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงและค่าพยากรณ์



4.2.1.3 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN3 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 3 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 13



ภาพที่ 13 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 3 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

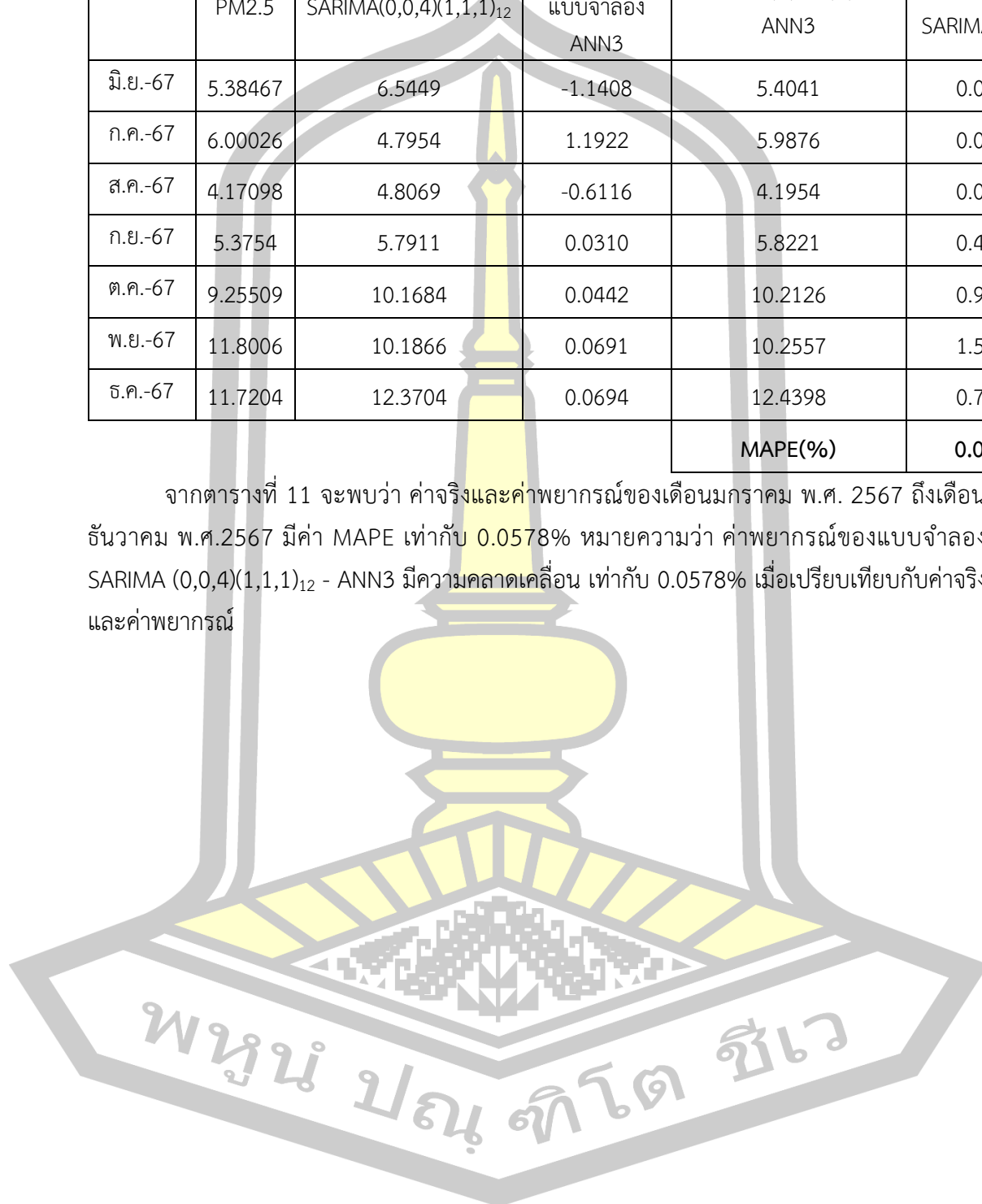
นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN3 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้นนำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN3 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 11

ตารางที่ 11 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN3 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

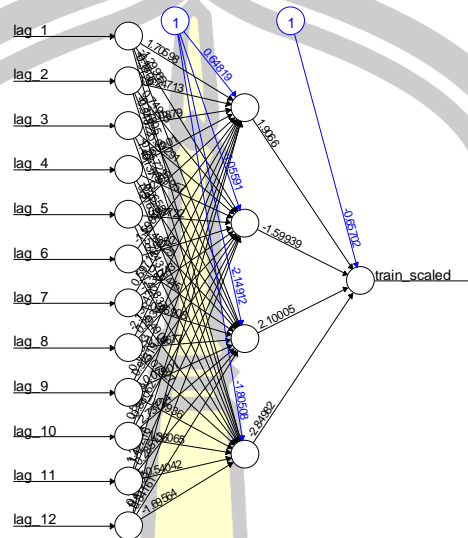
เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual ของแบบจำลอง ANN3	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN3	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9905	11.2841	0.0331
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7164	20.2728	0.0281
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8369	35.6385	0.0134
เม.ย.-67	56.544	40.1619	11.5463	51.7082	4.8358
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.6783	18.3154	0.0198

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual ของ แบบจำลอง ANN3	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN3	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1408	5.4041	0.0194
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.1922	5.9876	0.0127
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6116	4.1954	0.0244
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0310	5.8221	0.4467
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0442	10.2126	0.9575
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0691	10.2557	1.5449
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0694	12.4398	0.7194
				MAPE(%)	0.0578

จากตารางที่ 11 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0578% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN3 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0578% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริง และค่าพยากรณ์



4.2.1.4 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN4 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 4 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 14



ภาพที่ 14 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 4 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN4 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้นนำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN4 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 12

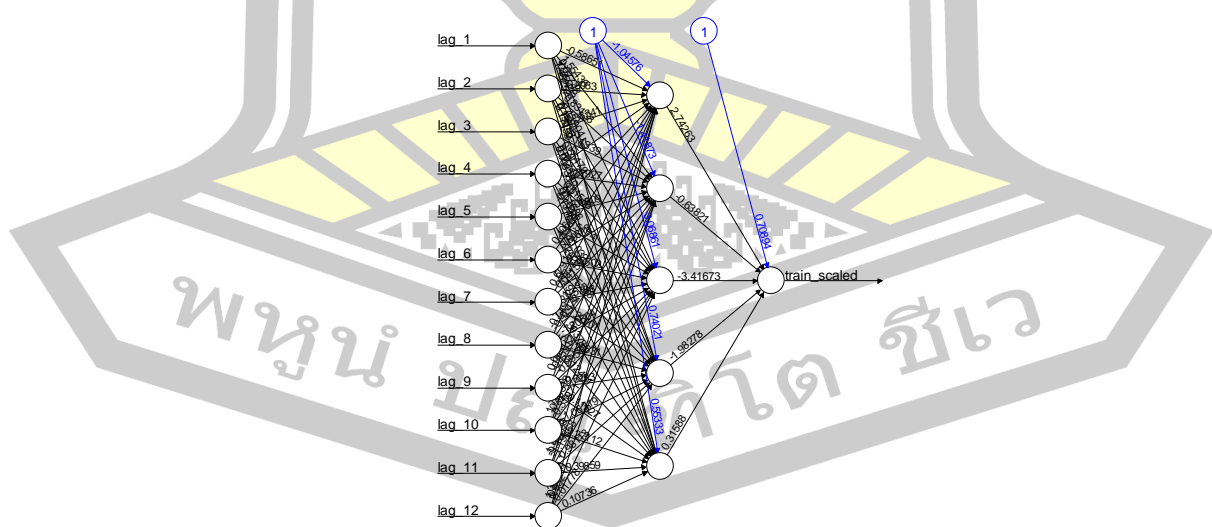
ตารางที่ 12 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN4 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN4	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN4	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9156	11.3589	0.0417
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7087	20.2651	0.0358
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8560	35.6576	0.0057
เม.ย.-67	56.544	40.1619	11.7986	51.9605	4.5835
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.6970	18.3341	0.0011

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN4	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN4	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1294	5.4155	0.0309
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.1760	5.9714	0.0289
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6176	4.1893	0.0183
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0122	5.8034	0.4280
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0253	10.1937	0.9386
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0499	10.2365	1.5641
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0502	12.4206	0.7002
				MAPE(%)	0.0570

จากตารางที่ 12 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0570% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN4 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0570% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริง และค่าพยากรณ์

4.2.1.5 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN5 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 5 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 15



ภาพที่ 15 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 5 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

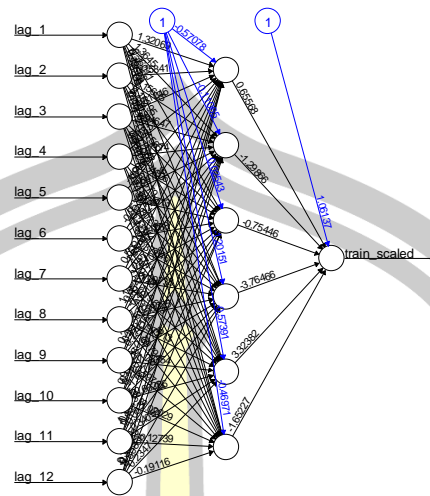
นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN5 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้น นำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN5 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 13

ตารางที่ 13 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN5 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9792	11.2953	0.0219
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7306	20.2870	0.0139
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8418	35.6433	0.0086
เม.ย.-67	56.544	40.1619	11.2381	51.4000	5.1440
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.6805	18.3177	0.0175
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1699	5.3751	0.0096
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.2085	6.0039	0.0037
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6336	4.1734	0.0024
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0255	5.8166	0.4412
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0391	10.2074	0.9524
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0646	10.2512	1.5494
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0650	12.4354	0.7150
				MAPE(%)	0.0570

จากตารางที่ 13 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0570% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN5 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0570% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงและค่าพยากรณ์

4.2.1.6 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN6 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 6 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 16



ภาพที่ 16 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 6 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN6 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้นนำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN6 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 14

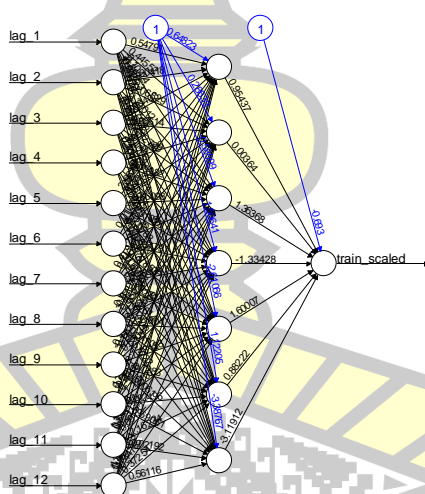
ตารางที่ 14 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN6 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN6	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN6	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9161	11.3584	0.0412
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7290	20.2853	0.0156
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.9103	35.7119	0.0600
เม.ย.-67	56.544	40.1619	13.2229	53.3849	3.1591
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.7521	18.3892	0.0540
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1492	5.3957	0.0111
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.1809	5.9763	0.0240
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6394	4.1676	0.0034
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	-0.0063	5.7849	0.4095

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN6	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN6	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0070	10.1753	0.9202
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0318	10.2184	1.5822
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0321	12.4025	0.6821
				MAPE(%)	0.0528

จากตารางที่ 13 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0528% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN6 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0528% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริง และค่าพยากรณ์

4.2.1.7 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN7 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 7 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 17



ภาพที่ 17 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 7 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN7 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้น นำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN7 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 15

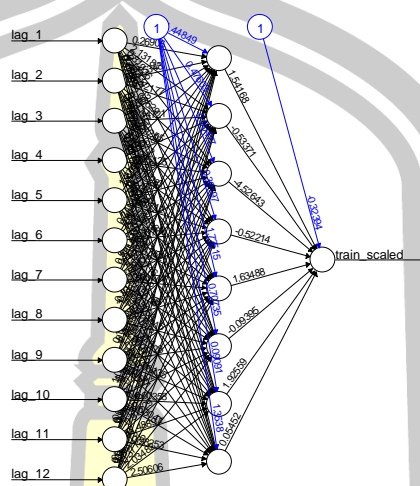
ตารางที่ 15 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN7 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN7	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN7	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9866	11.2879	0.0293
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7314	20.2878	0.0131
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8400	35.6416	0.0103
เม.ย.-67	56.544	40.1619	11.5876	51.7495	4.7945
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.6813	18.3184	0.0168
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1763	5.3686	0.0161
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.2079	6.0033	0.0030
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6355	4.1715	0.0005
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0260	5.8172	0.4418
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0397	10.2080	0.9529
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0652	10.2518	1.5488
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0655	12.4359	0.7155
				MAPE(%)	0.0564

จากตารางที่ 15 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0564% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN7 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0564% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงและค่าพยากรณ์

พหุ ประถมศึกษา

4.2.1.8 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN8 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 8 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 18



ภาพที่ 18 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 8 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN8 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้นนำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN8 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 16

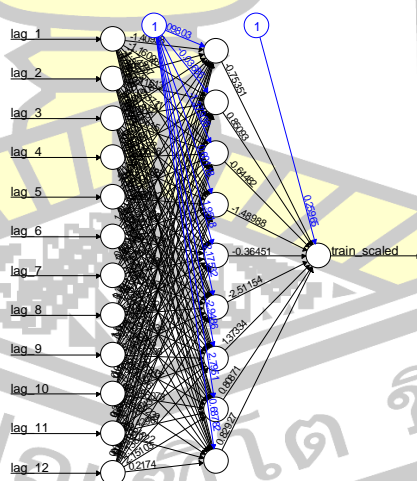
ตารางที่ 16 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN8 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN8	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN8	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9289	11.3456	0.0284
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7261	20.2824	0.0185
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8728	35.6744	0.0225
เม.ย.-67	56.544	40.1619	13.2448	53.4067	3.1373
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.7150	18.3521	0.0169
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1712	5.3738	0.0109

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN8	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN8	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.1937	5.9890	0.0112
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6416	4.1653	0.0056
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0166	5.8077	0.4323
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0301	10.1985	0.9434
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0555	10.2421	1.5585
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0559	12.4263	0.7059
				MAPE(%)	0.0528

จากตารางที่ 16 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0528% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN8 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0528% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงและค่าพยากรณ์

4.2.1.9 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN9 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 9 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 19



ภาพที่ 19 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 9 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

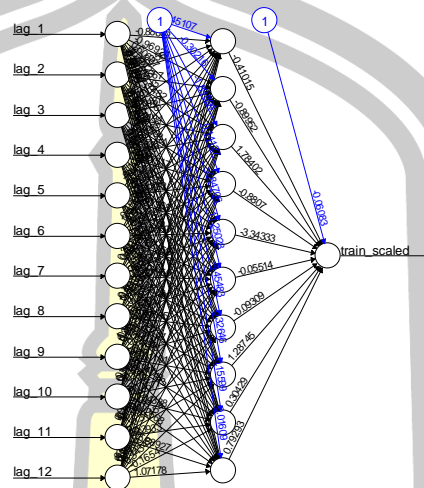
นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN9 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้น นำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN9 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 17

ตารางที่ 17 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN9 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN9	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN9	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9248	11.3498	0.0326
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7282	20.2846	0.0163
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8686	35.6702	0.0183
เม.ย.-67	56.544	40.1619	12.0238	52.1857	4.3583
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.7125	18.3496	0.0144
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1506	5.3944	0.0097
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.1876	5.9830	0.0173
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6351	4.1719	0.0009
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0032	5.7943	0.4189
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0165	10.1849	0.9298
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0415	10.2281	1.5725
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0418	12.4122	0.6918
				MAPE(%)	0.0549

จากตารางที่ 17 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0549% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN9 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0549% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงและค่าพยากรณ์

4.2.1.10 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN10 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 10 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 20



ภาพที่ 20 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 10 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN10 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้นนำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN10 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 18

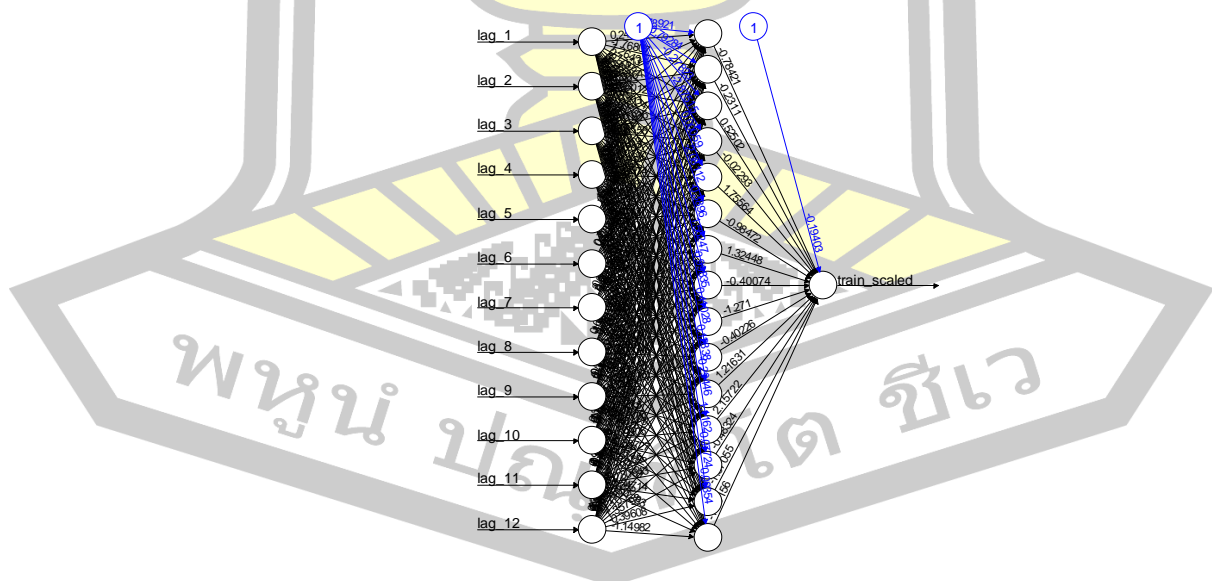
ตารางที่ 18 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN10 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN10	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN10	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9460	11.3286	0.0114
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7591	20.3154	0.0145
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8271	35.6287	0.0232
เม.ย.-67	56.544	40.1619	11.5289	51.6908	4.8532
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.6752	18.3123	0.0229
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1658	5.3791	0.0056

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN10	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.2121	6.0075	0.0073
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6444	4.1625	0.0085
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0040	5.7951	0.4197
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0176	10.1859	0.9308
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0430	10.2296	1.5710
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0433	12.4137	0.6933
				MAPE(%)	0.0558

จากตารางที่ 18 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0558% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN10 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0558% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงและค่าพยากรณ์

4.2.1.11 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN15 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 15 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 21



ภาพที่ 21 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 15 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

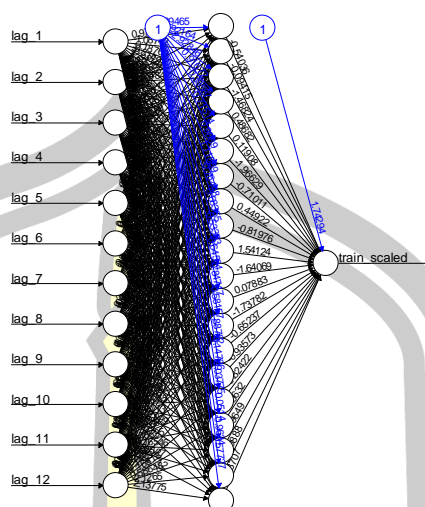
นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN15 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้นนำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN15 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 19

ตารางที่ 19 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN15 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN15	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN15	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9364	11.3381	0.0209
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7387	20.2951	0.0058
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8516	35.6532	0.0013
เม.ย.-67	56.544	40.1619	13.5942	53.7561	2.7879
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.6952	18.3323	0.0029
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1790	5.3659	0.0188
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.2082	6.0036	0.0033
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6460	4.1610	0.0100
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0156	5.8068	0.4314
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0294	10.1977	0.9426
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0551	10.2416	1.5590
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0554	12.4258	0.7054
				MAPE(%)	0.0519

จากตารางที่ 19 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0519% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN15 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0519% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงและค่าพยากรณ์

4.2.1.12 ผลการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN20 คือ กำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนด จำนวน 20 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ดังภาพที่ 22



ภาพที่ 22 แบบจำลอง ANN1 ชั้นอินพุต จำนวน 12 โหนด ชั้นซ่อน 1 Layer โหนด จำนวน 20 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด ของข้อมูลชุด Train

นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ANN20 ทำการแปลงข้อมูลด้วย Denormalized จากนั้นนำค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง ANN20 ร่วมกับค่าพยากรณ์ Residual ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA และคำนวณหาค่า MAPE จะได้ดังตารางที่ 20

ตารางที่ 20 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN20	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN20	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9370	11.3376	0.0204
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7425	20.2988	0.0021
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8433	35.6448	0.0071
เม.ย.-67	56.544	40.1619	11.7982	51.9601	4.5839
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.6823	18.3194	0.0158
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1699	5.3750	0.0096
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.2188	6.0142	0.0139
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6498	4.1572	0.0138
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	0.0083	5.7995	0.4241

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN20	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0222	10.1905	0.9354
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0482	10.2347	1.5659
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0485	12.4189	0.6985
				MAPE(%)	0.0556

จากตารางที่ 20 จะพบว่า ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2567 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0556% หมายความว่า ค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN20 มีความคลาดเคลื่อน เท่ากับ 0.0556% เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงและค่าพยากรณ์

4.2.2 ผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂- ANN ทั้ง 12 แบบจำลอง

จากการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลอง ANN ทั้ง 12 แบบจำลอง สามารถเปรียบเทียบความแม่นยำของแต่ละแบบจำลอง ได้ดังตารางที่ 21

ตารางที่ 21 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
แม่ฮ่องสอน	98.125	18	SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0529
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN2	0.0555
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN3	0.0578
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN4	0.0570
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0570
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN6	0.0528
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN7	0.0564
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN8	0.0528
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN9	0.0549
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0558
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0519
			SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0556

จากตารางที่ 21 พบว่า แบบจำลอง SARIMA - ANN สำหรับการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18°N) แบบจำลองที่มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือ แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN15 โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.0519% หมายความว่า แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN15 มีประสิทธิภาพสูงในการพยากรณ์ เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ ในตำแหน่งเดียวกัน รองลงมาอีก 4 อันดับแรก คือ แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN6 และแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN8 ซึ่งมีค่า MAPE เท่ากันคือ 0.0528%, แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN1 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0529% และสุดท้ายแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN9 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0549%

และได้ทำการทดลองอีก 4 จุด โดยกำหนดชั้นอินพุต จำนวน 12 ค่า(โหนด) (ย้อนหลัง 12 เดือน) ชั้นซ่อน 1 Layer และกำหนดโหนดในการวิเคราะห์ จำนวน 1 – 10, 15, 20 โหนด และชั้นเอาต์พุต จำนวน 1 โหนด มีรายละเอียดดังตารางที่ 22 – 25

ตารางที่ 22 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 97.5°E และ Latitude ที่ 18.5°N

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
แม่ฮ่องสอน	97.5	18.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN1	0.0775
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN2	0.0757
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN3	0.0748
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN4	0.0727
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5	0.0733
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN6	0.0733
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN7	0.0718
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN8	0.0730
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN9	0.0723
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN10	0.0728
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15	0.0727
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN20	0.0735

จากตารางที่ 22 พบว่า แบบจำลอง SARIMA - ANN สำหรับการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 97.5°E และ Latitude ที่ 18.5°N) แบบจำลองที่มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือ แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN7 โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.0718% หมายความว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN7 มีประสิทธิภาพสูงในการพยากรณ์เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ ในตำแหน่งเดียวกัน รองลงมาอีก 4 อันดับแรก คือ

แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN9 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0723% , แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN4 และ SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN15 มีค่า MAPE เท่ากัน คือ 0.0727% และสุดท้ายแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN10 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0728%

ตารางที่ 23 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18.5°N

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
แม่ฮ่องสอน	98.125	18.5	SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN1	0.0514
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN2	0.0484
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN3	0.0492
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN4	0.0503
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN5	0.0484
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN6	0.0479
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN7	0.0482
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN8	0.0489
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN9	0.0498
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN10	0.0499
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN15	0.0477
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN20	0.0491

จากตารางที่ 23 พบว่า แบบจำลอง SARIMA - ANN สำหรับการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18.5°N) แบบจำลองที่มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือ แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2)₁₂ - ANN15 โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.0477% หมายความว่า แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2)₁₂ - ANN15 มีประสิทธิภาพสูงในการพยากรณ์เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ ในตำแหน่งเดียวกัน รองลงมาอีก 4 อันดับแรก คือ แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2)₁₂ - ANN6 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0479% ,แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2)₁₂ - ANN7 มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0482% , แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2)₁₂ - ANN2 และ SARIMA(0,0,2)(0,1,2)₁₂ - ANN5 มีค่า MAPE เท่ากัน คือ 0.0484%

ตารางที่ 24 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19°N

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
แม่ฮ่องสอน	98.125	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0481
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN2	0.0459
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN3	0.0483
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN4	0.0451
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0468
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN6	0.0494
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN7	0.0456
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN8	0.0456
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN9	0.0455
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0463
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0455
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0459

จากตารางที่ 24 พบว่า แบบจำลอง SARIMA - ANN สำหรับการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19°N) แบบจำลองที่มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือ แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN4 โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.0451% หมายความว่า แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN4 มีประสิทธิภาพสูงในการพยากรณ์เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ ในตำแหน่งเดียวกัน รองลงมาอีก 4 อันดับแรก คือ แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN9 และ SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN15 ซึ่งมีค่า MAPE เท่ากัน คือ 0.0455% ,แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN7 และ SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN8 ซึ่งมีค่า MAPE เท่ากัน คือ 0.0456%

ตารางที่ 25 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19.5°N

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
แม่ฮ่องสอน			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0560
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN2	0.0573
			SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN3	0.0575
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN4	0.0558
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0566

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
	98.125	19.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN6	0.0557
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN7	0.0554
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN8	0.0557
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN9	0.0559
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0553
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0554
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0567

จากตารางที่ 25 พบว่า แบบจำลอง SARIMA - ANN สำหรับการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19.5°N) แบบจำลองที่มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือ แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN10 โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.0533% หมายความว่า แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN10 มีประสิทธิภาพสูงในการพยากรณ์เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ ในตำแหน่งเดียวกัน รองลงมาอีก 4 อันดับแรก คือ แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN7 และแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN15 ซึ่งมีค่า MAPE เท่ากัน คือ 0.0554% และแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN6 และแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN8 ซึ่งมีค่า MAPE เท่ากัน คือ 0.0557%

จากการวิเคราะห์ข้อมูลในตารางที่ 21 - 25 ซึ่งครอบคลุมพื้นที่ 5 จุดในจังหวัดแม่ฮ่องสอน พบว่า แบบจำลอง SARIMA - ANN ที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ให้ผลความแม่นยำแตกต่างกันไปตามลักษณะเฉพาะของแต่ละพื้นที่ อย่างไรก็ตาม จากผลการเปรียบเทียบพบว่า ค่า MAPE ของแต่ละจุด มีค่าไม่แตกต่างกัน แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของโครงสร้าง ANN ในการทำงานร่วมกับแบบจำลอง SARIMA สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลฝุ่น PM2.5 ในจังหวัดแม่ฮ่องสอน

ดังนั้น ในงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอการออกแบบโครงสร้าง ANN โดยกำหนดให้ชั้นอินพุตประกอบด้วย 12 โหนด ซึ่งแทนค่าข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน สำหรับชั้นซ่อนกำหนดให้มีจำนวน 1 ชั้น (Hidden Layer) และทำการสุ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 5 ค่า ได้แก่ 1, 5, 10, 15 และ 20 โหนด เพื่อศึกษาผลกระทบของโครงสร้าง ANN ต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง SARIMA โดยชั้นเอาต์พุตกำหนดให้มีจำนวน 1 โหนด โดยมีเป้าหมายเพื่อให้แบบจำลอง SARIMA - ANN มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด สำหรับพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ของทุกจังหวัด ในแต่ละจุด (Longitude (°E), Latitude (°N)) โดยพิจารณาจากค่า MAPE ที่ต่ำที่สุด รายละเอียดของผลการทดลองในแต่ละโครงสร้างสามารถดูได้จากตารางที่ 26 - 32

ตารางที่ 26 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัด
เชียงใหม่

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
เชียงใหม่	98.75	18	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0602
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0570
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0572
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0571
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0570
	98.75	18.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0627
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0607
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0610
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0608
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0598
	98.75	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0623
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0587
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0588
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0587
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0593
	98.75	19.5	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0518
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0489
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0495
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0490
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0498
99.375	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0504	
		SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0475	
		SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0483	
		SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0473	
		SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0472	
99.375	20	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN1	0.0650	
		SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0599	
		SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	0.0611	
		SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0609	
		SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	0.0604	

จากตารางที่ 26 จังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18°N) พบว่าแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 และ SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุดเท่ากันอยู่ที่ 0.0570% การที่โครงสร้าง ANN5 ซึ่งมีความซับซ้อนน้อยกว่าโครงสร้าง ANN20 สามารถให้ผลลัพธ์เทียบเท่ากัน แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 มีประสิทธิภาพสูงสุด ดังนั้น แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 จึงเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18.5°N) พบว่าแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN20 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0598% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19°N) พบว่าแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 และ SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN15 ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุดเท่ากันอยู่ที่ 0.0587% การที่โครงสร้าง ANN5 ซึ่งมีความซับซ้อนน้อยกว่าโครงสร้าง ANN15 สามารถให้ผลลัพธ์เทียบเท่ากัน แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 มีประสิทธิภาพสูงสุด ดังนั้น แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 จึงเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19.5°N) พบว่าแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ – ANN5 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0489% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19°N) พบว่าแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN20 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0472% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 20°N) พบว่าแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0599% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

พหุ ประสิทธิภาพ

ตารางที่ 27 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดลำพูน

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
ลำพูน	98.75	17.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN1	0.0483
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0429
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	0.0433
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0443
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	0.0434

จากตารางที่ 27 จังหวัดลำพูน (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 17.5°N) พบว่าแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN5 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0429% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

ตารางที่ 28 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดลำปาง

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
ลำปาง	99.375	17.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN1	0.0546
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0498
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	0.0502
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0507
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	0.0494
	99.375	18	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0443
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0411
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0404
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0405
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0409
	99.375	18.5	SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0685
			SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0697
			SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0688
			SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0693
	100	18.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0384
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0363
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0369
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0369

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN15	0.0364
			SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN20	0.0366

จากตารางที่ 28 จังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 17.5°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN20 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0494% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ – ANN10 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0404% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18.5°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1)₁₂ – ANN1 และ SARIMA(0,0,3)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากันอยู่ที่ 0.0685% การที่โครงสร้าง ANN1 ซึ่งมีความซับซ้อนน้อยกว่าโครงสร้าง ANN20 สามารถให้ผลลัพธ์เทียบเท่ากัน แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1)₁₂ – ANN1 มีประสิทธิภาพสูงสุด ดังนั้น แบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1)₁₂ – ANN1 จึงเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 18°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0363% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

ตารางที่ 29 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัด เชียงราย

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
เชียงราย	99.375	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN1	0.0581
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5	0.0558
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN10	0.0566
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15	0.0549
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN50	0.0556
	100	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN1	0.0442
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5	0.0425

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN10	0.0415
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15	0.0411
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN20	0.0416
	100	20	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN1	0.0584
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN2	0.0519
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN10	0.0509
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15	0.0511
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN20	0.0527

จากตารางที่ 29 จังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19.5°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0549% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19.5°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0411% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 20°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN10 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0509% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

ตารางที่ 30 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดพะเยา

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
พะเยา	100	19	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ – ANN1	0.0406
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ – ANN5	0.0393
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ – ANN10	0.0389
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ – ANN15	0.0391
			SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ – ANN20	0.0387

จากตารางที่ 30 จังหวัดพะเยา (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ – ANN20 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0387% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

ตารางที่ 31 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดแพร่

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
แพร่	100	18	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN1	0.0520
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0469
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	0.0468
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0469
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	0.0470

จากตารางที่ 31 จังหวัดแพร่ (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 18°N) พบว่าแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN10 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0468% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

ตารางที่ 32 ตารางผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของแบบจำลอง SARIMA - ANN ของจังหวัดน่าน

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
น่าน	100.625	18.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN1	0.0424
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0395
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	0.0399
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0397
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	0.0398
	100.625	19	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN1	0.0405
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0379
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	0.0362
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0361
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	0.0366
	100.625	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN1	0.0481
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0409
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	0.0412
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0419
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	0.0410
	101.25	19	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN1	0.0649
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0579
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	0.0632
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0616

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง	MAPE(%)
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN20	0.0614
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN1	0.0611
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN2	0.0503
	101.25	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN10	0.0529
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15	0.0504
			SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN20	0.0500

จากตารางที่ 32 จังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 18.5°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0395% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0361% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19.5°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0409% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จังหวัดน่าน (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0579% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

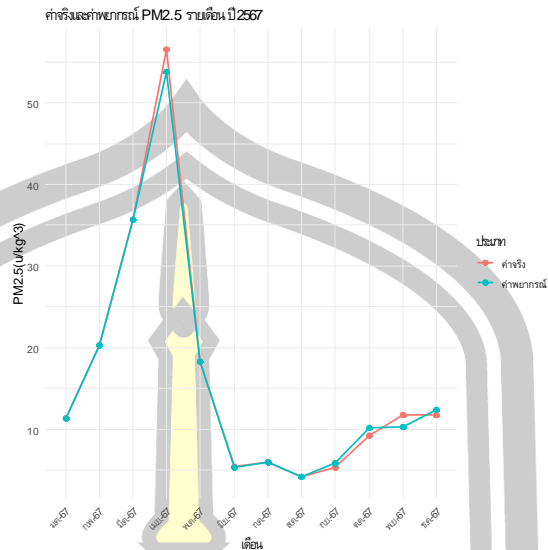
จังหวัดน่าน (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19.5°N) พบว่า แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN20 มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.0500% แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงสุดในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในจุดพื้นที่นี้

จากตารางที่ 21 – 32 จะนำเสนอการเปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง SARIMA – ANN ที่ดีที่สุดของทุกจุด ดังรายละเอียดตามตารางที่ 33 - 57

ตารางที่ 33 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN15 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18 °N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN15	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ -ANN15	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.3172	14.2745	-2.9364	11.3381	-0.0209
ก.พ.-67	20.3009	18.5564	1.7387	20.2951	0.0058
มี.ค.-67	35.6519	31.8016	3.8516	35.6532	-0.0013
เม.ย.-67	56.544	40.1619	13.5942	53.7561	2.7879
พ.ค.-67	18.3352	14.6371	3.6952	18.3323	0.0029
มิ.ย.-67	5.38467	6.5449	-1.1790	5.3659	0.0188
ก.ค.-67	6.00026	4.7954	1.2082	6.0036	-0.0033
ส.ค.-67	4.17098	4.8069	-0.6460	4.1610	0.0100
ก.ย.-67	5.3754	5.7911	-0.0156	5.8068	-0.4314
ต.ค.-67	9.25509	10.1684	0.0294	10.1977	-0.9426
พ.ย.-67	11.8006	10.1866	0.0551	10.2416	1.5590
ธ.ค.-67	11.7204	12.3704	0.0554	12.4258	-0.7054
				MAPE(%)	0.0519

จากตารางที่ 33 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ - ANN15 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0519% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 23



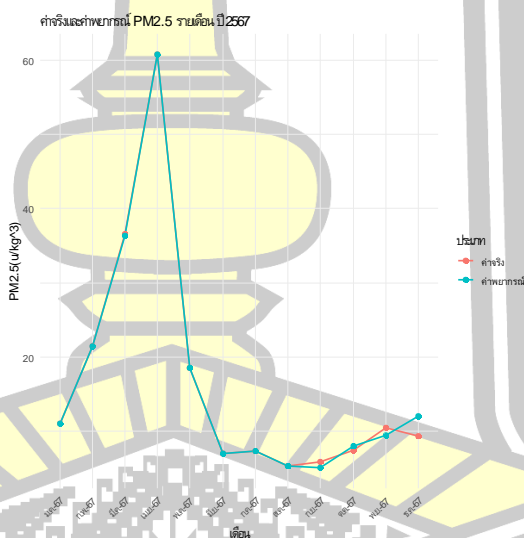
ภาพที่ 23 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,4)(1,1,1)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18°N)

ตารางที่ 34 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN7 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 97.5°E และ Latitude ที่ 18.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN7	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN7	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.0347	15.3694	-4.3116	11.0578	0.0231
ก.พ.-67	21.4198	21.0654	0.3519	21.4173	0.0025
มี.ค.-67	36.5356	48.8422	-12.4571	36.3851	0.1505
เม.ย.-67	60.7626	52.5950	8.1607	60.7558	0.0068
พ.ค.-67	18.5011	15.4531	3.0565	18.5096	0.0085
มิ.ย.-67	7.04784	9.7573	-2.6997	7.0576	0.0097
ก.ค.-67	7.33989	5.3891	1.9576	7.3467	0.0068
ส.ค.-67	5.30291	7.6552	-2.3459	5.3093	0.0064
ก.ย.-67	5.85509	5.0942	0.0106	5.1049	0.7502

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN7	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN7	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ต.ค.-67	7.47207	8.0249	0.0217	8.0466	0.5745
พ.ย.-67	10.5091	9.4119	0.0416	9.4535	1.0556
ธ.ค.-67	9.40993	12.0242	0.0467	12.0710	2.6610
				MAPE(%)	0.0718

จากตารางที่ 34 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN7 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 97.5°E และ Latitude ที่ 18.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0718% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 24

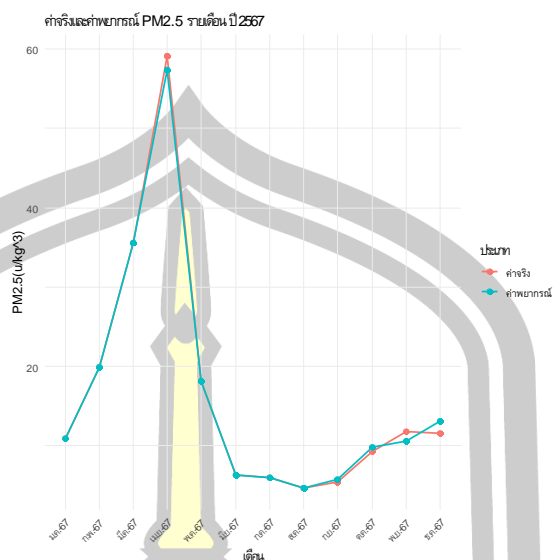


ภาพที่ 24 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN7 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 97.5°E และ Latitude ที่ 18.5°N)

ตารางที่ 35 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN15	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ – ANN15	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	10.8529	16.5273	-5.6681	10.8591	0.0062
ก.พ.-67	19.8713	20.3742	-0.5035	19.8706	0.0007
มี.ค.-67	35.5274	40.7825	-5.2452	35.5373	0.0099
เม.ย.-67	59.1593	42.8322	14.5589	57.3910	1.7683
พ.ค.-67	18.1385	14.0955	4.0234	18.1189	0.0196
มิ.ย.-67	6.22374	7.5472	-1.3287	6.2185	0.0052
ก.ค.-67	5.94554	3.9082	2.0430	5.9512	0.0056
ส.ค.-67	4.61431	5.4788	-0.8678	4.6111	0.0032
ก.ย.-67	5.40059	5.7370	-0.0134	5.7504	0.3498
ต.ค.-67	9.23837	9.7588	0.0248	9.7836	0.5453
พ.ย.-67	11.7463	10.4566	0.0473	10.5039	1.2424
ธ.ค.-67	11.4892	12.9754	0.0510	13.0264	1.5372
				MAPE(%)	0.0477

จากตารางที่ 35 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0477% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 25



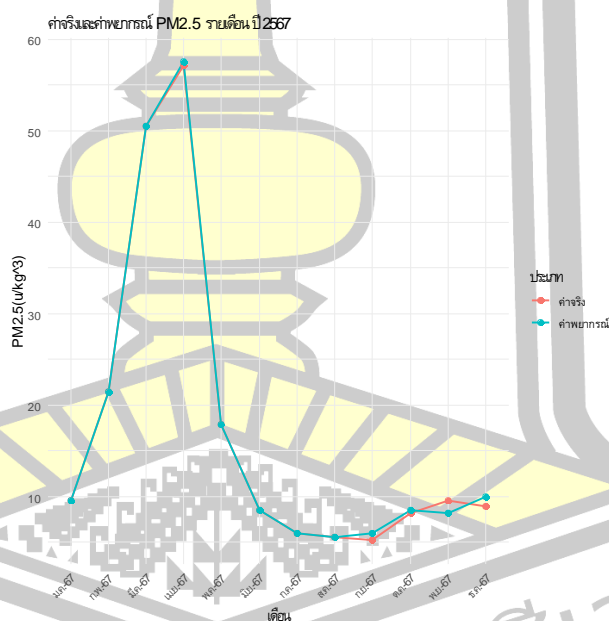
ภาพที่ 25 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(0,1,2)₁₂ - ANN15 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 18.5°N)

ตารางที่ 36 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN10 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN10	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	9.5388	12.3727	-2.8018	9.5709	0.0321
ก.พ.-67	21.4282	21.5706	-0.1461	21.4245	0.0037
มี.ค.-67	50.5037	53.2793	-2.7449	50.5344	0.0307
เม.ย.-67	57.1943	37.9843	19.5842	57.5685	0.3742
พ.ค.-67	17.8440	16.1667	1.6823	17.8490	0.0050
มิ.ย.-67	8.4645	7.8162	0.6491	8.4653	0.0009
ก.ค.-67	5.9751	5.3391	0.6368	5.9759	0.0008
ส.ค.-67	5.5067	6.6467	-1.1475	5.4992	0.0076
ก.ย.-67	5.2075	5.9148	0.0077	5.9225	0.7150

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN10	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ต.ค.-67	8.1830	8.4793	0.0200	8.4993	0.3163
พ.ย.-67	9.5237	8.1197	0.0477	8.1674	1.3564
ธ.ค.-67	8.8533	9.9592	0.0445	10.0038	1.1504
				MAPE(%)	0.0553

จากตารางที่ 36 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN10 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0553% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 26

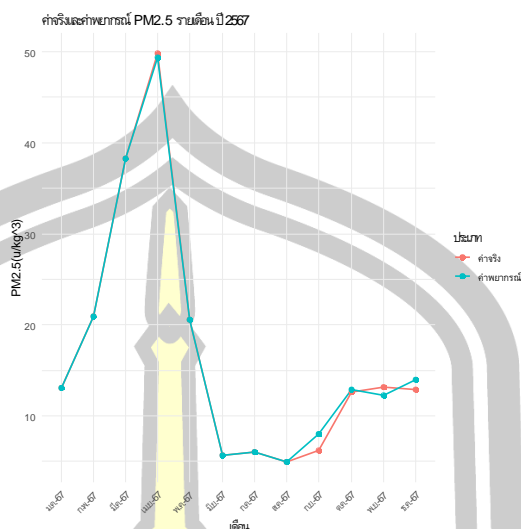


ภาพที่ 26 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN10 ของจังหวัดแม่ฮ่องสอน (Longitude ที่ 98.125°E และ Latitude ที่ 19.5°N)

ตารางที่ 37 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	13.0766	16.2510	-3.1437	13.1073	0.0307
ก.พ.-67	20.9642	21.4007	-0.4428	20.9579	0.0063
มี.ค.-67	38.2766	34.5191	3.7784	38.2975	0.0209
เม.ย.-67	49.8232	38.8137	10.5439	49.3576	0.4656
พ.ค.-67	20.5287	16.0636	4.5042	20.5678	0.0391
มิ.ย.-67	5.63235	7.1129	-1.4715	5.6414	0.0091
ก.ค.-67	6.02407	5.5654	0.4439	6.0093	0.0148
ส.ค.-67	4.94916	6.1144	-1.1610	4.9533	0.0042
ก.ย.-67	6.25113	7.9857	0.0024	7.9881	1.7370
ต.ค.-67	12.6297	12.9179	0.0151	12.9330	0.3033
พ.ย.-67	13.1842	12.1931	0.0353	12.2284	0.9558
ธ.ค.-67	12.9349	13.9544	0.0324	13.9868	1.0519
				MAPE(%)	0.0570

จากตารางที่ 37 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0570% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่



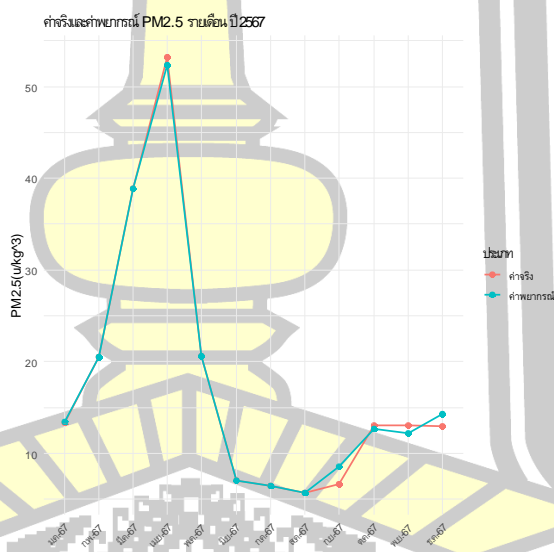
ภาพที่ 27 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18°N)

ตารางที่ 38 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN20	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN20	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	13.3795	16.1927	-2.8051	13.3876	0.0081
ก.พ.-67	20.5163	21.5443	-1.0348	20.5095	0.0068
มี.ค.-67	38.8984	36.7841	2.1082	38.8923	0.0061
เม.ย.-67	53.2165	39.8528	12.5369	52.3897	0.8268
พ.ค.-67	20.5761	16.8759	3.6971	20.5730	0.0031
มิ.ย.-67	6.99487	7.9551	-0.9663	6.9888	0.0061
ก.ค.-67	6.48141	5.9364	0.5499	6.4863	0.0049
ส.ค.-67	5.68654	7.0760	-1.3993	5.6767	0.0098
ก.ย.-67	6.67137	8.5058	0.0181	8.5239	1.8525

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN20	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ต.ค.-67	13.0092	12.6558	0.0298	12.6856	0.3236
พ.ย.-67	13.0728	12.1278	0.0472	12.1750	0.8978
ธ.ค.-67	12.9136	14.2489	0.0499	14.2989	1.3853
				MAPE(%)	0.0598

จากตารางที่ 38 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN20 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0598% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 28

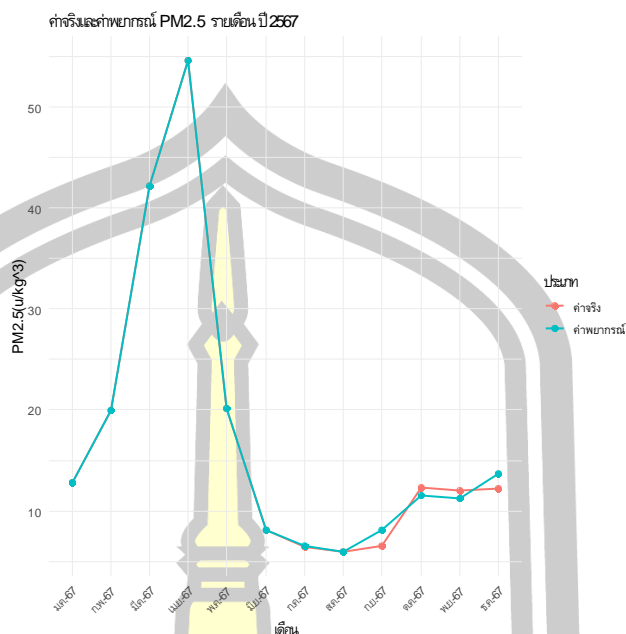


ภาพที่ 28 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN20 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 18.5°N)

ตารางที่ 39 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	12.7827	15.1391	-2.3650	12.7741	0.0086
ก.พ.-67	19.9892	21.8460	-1.8618	19.9842	0.0050
มี.ค.-67	42.1793	42.3861	-0.2025	42.1836	0.0043
เม.ย.-67	54.5848	39.2162	15.3439	54.5601	0.0247
พ.ค.-67	20.1256	16.7698	3.3660	20.1358	0.0102
มิ.ย.-67	8.08186	8.3643	-0.2786	8.0858	0.0039
ก.ค.-67	6.48824	6.1683	0.3267	6.4949	0.0067
ส.ค.-67	5.95051	7.5693	-1.6223	5.9470	0.0035
ก.ย.-67	6.56087	8.0464	0.0181	8.0645	1.5037
ต.ค.-67	12.3223	11.4542	0.0299	11.4842	0.8381
พ.ย.-67	12.0513	11.1777	0.0472	11.2249	0.8264
ธ.ค.-67	12.2499	13.6638	0.0511	13.7150	1.4651
				MAPE(%)	0.0587

จากตารางที่ 39 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0587% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่



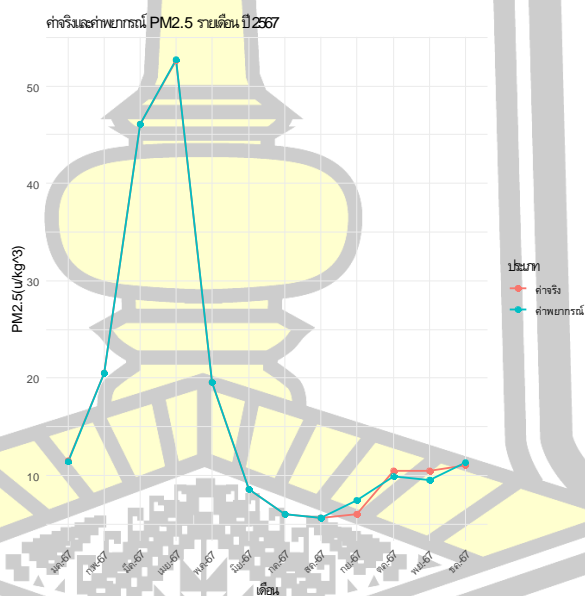
ภาพที่ 29 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19°N)

ตารางที่ 40 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.4651	12.9444	-1.4901	11.4543	0.0108
ก.พ.-67	20.5312	22.4361	-1.9142	20.5219	0.0093
มี.ค.-67	46.1103	48.0506	-1.9493	46.1013	0.0090
เม.ย.-67	52.6181	39.0734	13.6301	52.7035	0.0854
พ.ค.-67	19.5198	16.9307	2.6100	19.5407	0.0209
มิ.ย.-67	8.54498	7.7900	0.7587	8.5486	0.0037
ก.ค.-67	5.98755	5.9633	0.0203	5.9837	0.0039
ส.ค.-67	5.64319	7.1822	-1.5496	5.6325	0.0107
ก.ย.-67	6.03398	7.3874	0.0070	7.3944	1.3604

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ต.ค.-67	10.4562	9.8327	0.0197	9.8523	0.6039
พ.ย.-67	10.4916	9.5050	0.0418	9.5469	0.9447
ธ.ค.-67	11.0154	11.2754	0.0415	11.3170	0.3016
				MAPE(%)	0.0489

จากตารางที่ 40 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0489% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 30

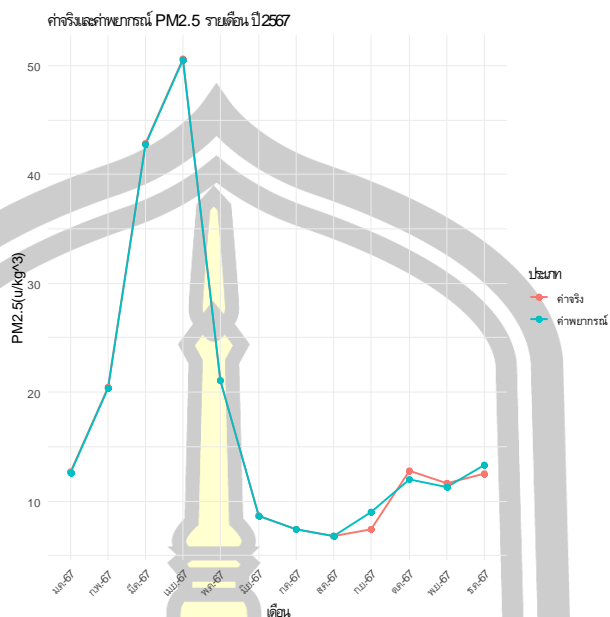


ภาพที่ 30 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 19.5°N)

ตารางที่ 41 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN20	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ – ANN20	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	12.6529	15.7212	-3.0861	12.6351	0.0178
ก.พ.-67	20.4164	22.4386	-2.0296	20.4090	0.0074
มี.ค.-67	42.8282	41.8215	0.9909	42.8124	0.0158
เม.ย.-67	50.6225	39.4664	11.0936	50.5600	0.0625
พ.ค.-67	21.0955	17.5769	3.5221	21.0990	0.0035
มิ.ย.-67	8.67185	9.3348	-0.6573	8.6775	0.0056
ก.ค.-67	7.44225	7.1917	0.2521	7.4438	0.0016
ส.ค.-67	6.78622	8.4288	-1.6471	6.7817	0.0046
ก.ย.-67	7.36959	9.0133	0.0203	9.0336	1.6640
ต.ค.-67	12.817	11.9164	0.0322	11.9486	0.8684
พ.ย.-67	11.6445	11.2283	0.0481	11.2764	0.3681
ธ.ค.-67	12.5103	13.2508	0.0498	13.3007	0.7904
				MAPE(%)	0.0472

จากตารางที่ 41 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0472% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 31



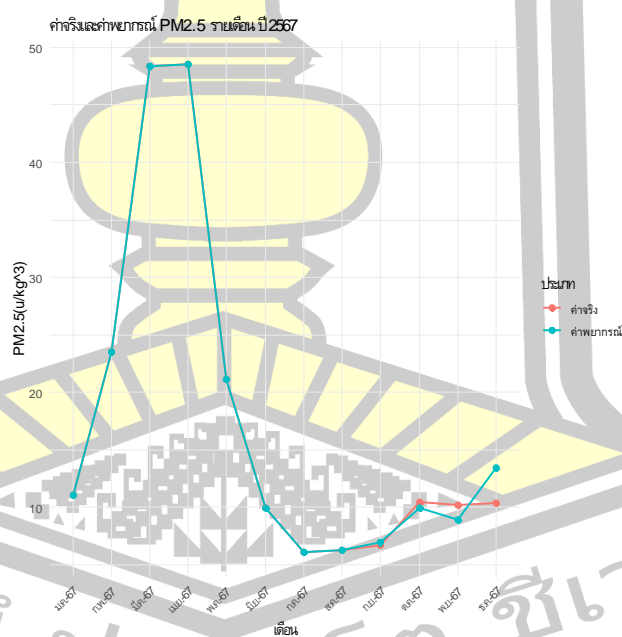
ภาพที่ 31 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN20 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19°N)

ตารางที่ 42 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 20°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.0652	13.8812	-2.8155	11.0657	0.0005
ก.พ.-67	23.5416	22.0143	1.5321	23.5464	0.0048
มี.ค.-67	48.3702	56.6939	-8.3342	48.3597	0.0105
เม.ย.-67	48.5376	42.0972	6.4417	48.5389	0.0013
พ.ค.-67	21.15	17.2879	3.8696	21.1575	0.0075
มิ.ย.-67	9.90885	9.7655	0.1458	9.9112	0.0024
ก.ค.-67	6.10117	6.1173	-0.0140	6.1033	0.0021
ส.ค.-67	6.28054	8.1615	-1.8806	6.2810	0.0004

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ก.ย.-67	6.73543	6.9070	0.0135	6.9205	0.1851
ต.ค.-67	10.4501	9.8791	0.0272	9.9063	0.5438
พ.ย.-67	10.1771	8.8519	0.0594	8.9114	1.2657
ธ.ค.-67	10.4045	13.4104	0.0506	13.4610	3.0565
				MAPE(%)	0.0599

จากตารางที่ 42 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 20°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0599% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 32

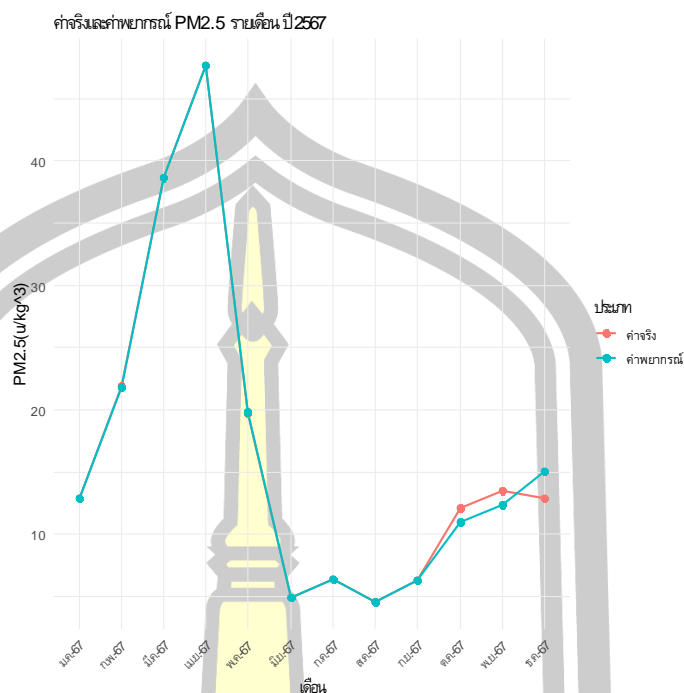


ภาพที่ 32 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดเชียงใหม่ (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 20°N)

ตารางที่ 43 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดลำพูน (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 17.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	12.8819	17.0401	-4.1387	12.9014	0.0195
ก.พ.-67	21.8717	22.3080	-0.4415	21.8664	0.0053
มี.ค.-67	38.6752	38.7322	-0.0626	38.6696	0.0056
เม.ย.-67	47.6172	38.7704	8.8881	47.6585	0.0413
พ.ค.-67	19.7629	13.4930	6.3237	19.8168	0.0539
มิ.ย.-67	4.94707	8.4982	-3.5372	4.9609	0.0139
ก.ค.-67	6.43374	5.2369	1.1909	6.4277	0.0060
ส.ค.-67	4.56832	7.0101	-2.4385	4.5716	0.0033
ก.ย.-67	6.27721	6.2981	0.0068	6.3049	0.0276
ต.ค.-67	12.0912	11.0001	0.0212	11.0214	1.0698
พ.ย.-67	13.4728	12.3025	0.0408	12.3433	1.1295
ธ.ค.-67	12.8936	15.0573	0.0350	15.0923	2.1987
				MAPE(%)	0.0429

จากตารางที่ 43 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดลำพูน (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 17.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0429% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่



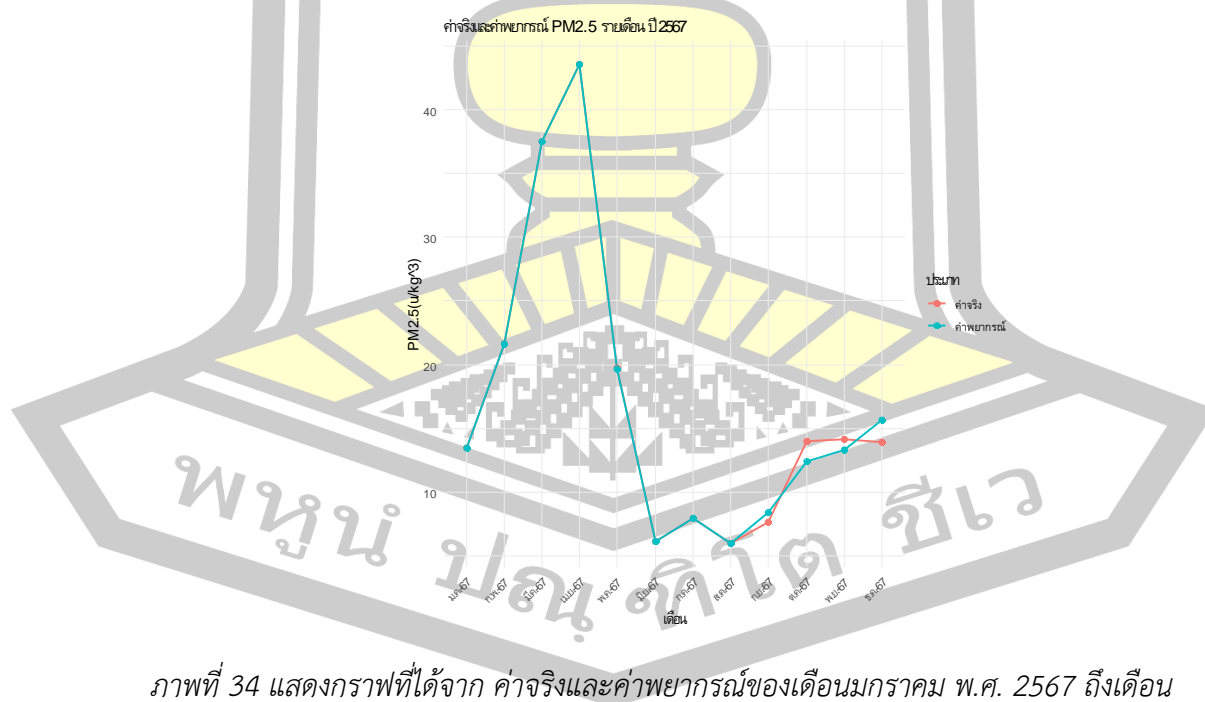
ภาพที่ 33 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดลำพูน (Longitude ที่ 98.75°E และ Latitude ที่ 17.5°N)

ตารางที่ 44 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN20 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 17.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN20	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	13.4375	17.6308	-4.1963	13.4345	0.0030
ก.พ.-67	21.6569	23.1593	-1.4965	21.6628	0.0059
มี.ค.-67	37.5374	38.0992	-0.5812	37.5180	0.0194
เม.ย.-67	43.5739	38.1557	5.4156	43.5714	0.0025
พ.ค.-67	19.7066	15.6412	4.0556	19.6967	0.0099
มิ.ย.-67	6.12732	9.9176	-3.7805	6.1371	0.0097
ก.ค.-67	7.91476	6.6062	1.3203	7.9265	0.0118

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN20	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ส.ค.-67	5.96525	8.8061	-2.8130	5.9931	0.0279
ก.ย.-67	7.60452	8.3928	0.0037	8.3965	0.7920
ต.ค.-67	14.002	12.3760	0.0185	12.3944	1.6076
พ.ย.-67	14.1646	13.2920	0.0346	13.3267	0.8379
ธ.ค.-67	13.9186	15.6163	0.0284	15.6447	1.7261
				MAPE(%)	0.0494

จากตารางที่ 44 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN20 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 17.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0494% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 34

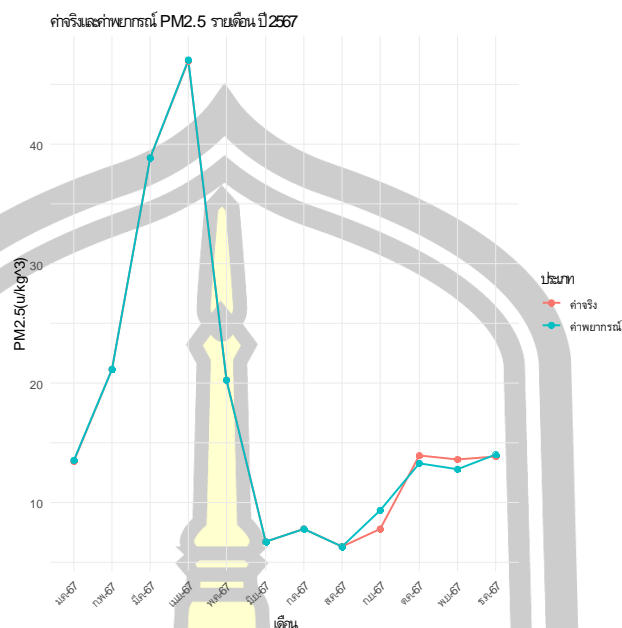


ภาพที่ 34 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN20 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 17.5°N)

ตารางที่ 45 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ - ANN10 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN10	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	13.4838	16.8517	-3.3438	13.5080	0.0242
ก.พ.-67	21.1375	23.7106	-2.5644	21.1462	0.0087
มี.ค.-67	38.8397	37.6020	1.2311	38.8331	0.0066
เม.ย.-67	46.9518	38.9449	8.0725	47.0174	0.0656
พ.ค.-67	20.2688	18.2657	1.9901	20.2558	0.0130
มิ.ย.-67	6.787	8.6951	-1.9128	6.7824	0.0046
ก.ค.-67	7.85489	7.1776	0.6781	7.8557	0.0008
ส.ค.-67	6.34583	8.1429	-1.8034	6.3395	0.0063
ก.ย.-67	7.79989	9.3893	0.0162	9.4055	1.6056
ต.ค.-67	13.9201	13.2687	0.0296	13.2983	0.6218
พ.ย.-67	13.6591	12.7479	0.0458	12.7938	0.8653
ธ.ค.-67	13.8324	14.0209	0.0430	14.0639	0.2315
				MAPE(%)	0.0404

จากตารางที่ 45 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ - ANN10 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0404% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่



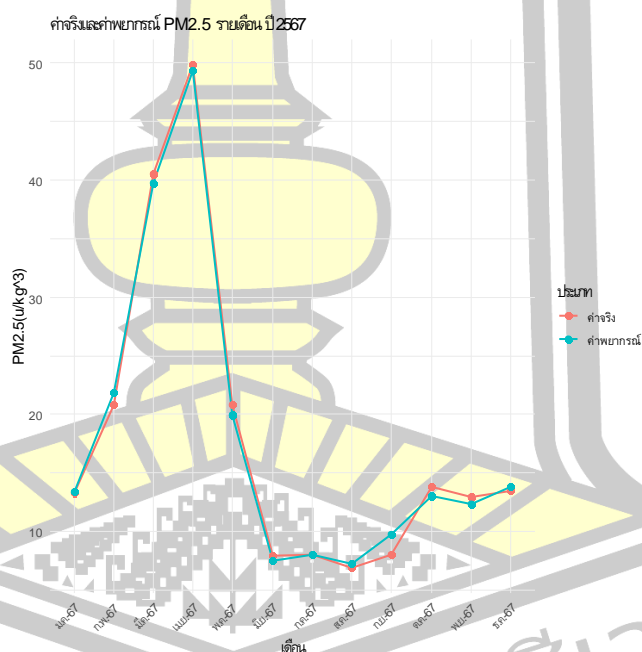
ภาพที่ 35 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ - ANN10 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18°N)

ตารางที่ 46 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1)₁₂ - ANN1 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN1	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	13.327	16.6763	-3.2640	13.4123	0.0853
ก.พ.-67	20.8221	23.0939	-1.2816	21.8123	0.9902
มี.ค.-67	40.532	38.1255	1.5989	39.7243	0.8077
เม.ย.-67	49.8732	39.0553	10.2921	49.3474	0.5258
พ.ค.-67	20.8346	17.8517	2.1035	19.9552	0.8794
มิ.ย.-67	7.91577	9.3265	-1.7983	7.5282	0.3876
ก.ค.-67	7.98828	7.4209	0.6239	8.0448	0.0566
ส.ค.-67	6.88905	8.3930	-1.1924	7.2006	0.3116
ก.ย.-67	8.00551	9.6996	0.0370	9.7367	1.7312

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN1	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ต.ค.-67	13.8193	12.9908	0.0503	13.0411	0.7782
พ.ย.-67	12.9092	12.2301	0.0687	12.2987	0.6105
ธ.ค.-67	13.4673	13.7061	0.0667	13.7728	0.3055
				MAPE(%)	0.0685

จากตารางที่ 46 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1)₁₂ - ANN1 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0685% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 36

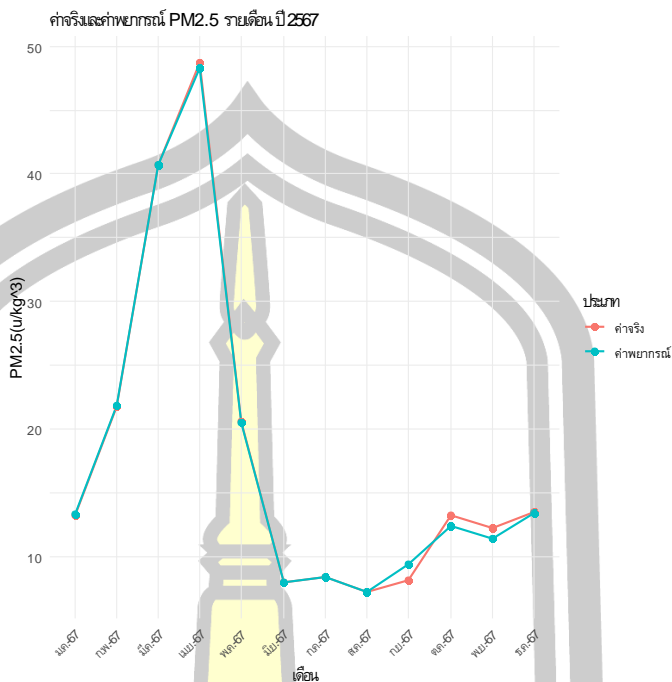


ภาพที่ 36 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,3)(1,1,1)₁₂ - ANN1 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 18.5°N)

ตารางที่ 47 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 18°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	13.25	16.4292	-3.1642	13.2649	0.0149
ก.พ.-67	21.7793	23.0411	-1.2526	21.7886	0.0093
มี.ค.-67	40.7187	39.1778	1.5312	40.7090	0.0097
เม.ย.-67	48.7246	37.8886	10.4383	48.3269	0.3977
พ.ค.-67	20.5327	18.4946	2.0295	20.5240	0.0087
มิ.ย.-67	7.95814	9.7195	-1.7484	7.9710	0.0129
ก.ค.-67	8.38254	7.7957	0.5804	8.3761	0.0064
ส.ค.-67	7.20108	8.3766	-1.1670	7.2097	0.0086
ก.ย.-67	8.14799	9.3448	0.0136	9.3583	1.2103
ต.ค.-67	13.2552	12.3335	0.0263	12.3599	0.8953
พ.ย.-67	12.1991	11.3463	0.0440	11.3904	0.8087
ธ.ค.-67	13.4466	13.3235	0.0421	13.3656	0.0810
				MAPE(%)	0.0363

จากตารางที่ 47 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 18°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0363% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 37



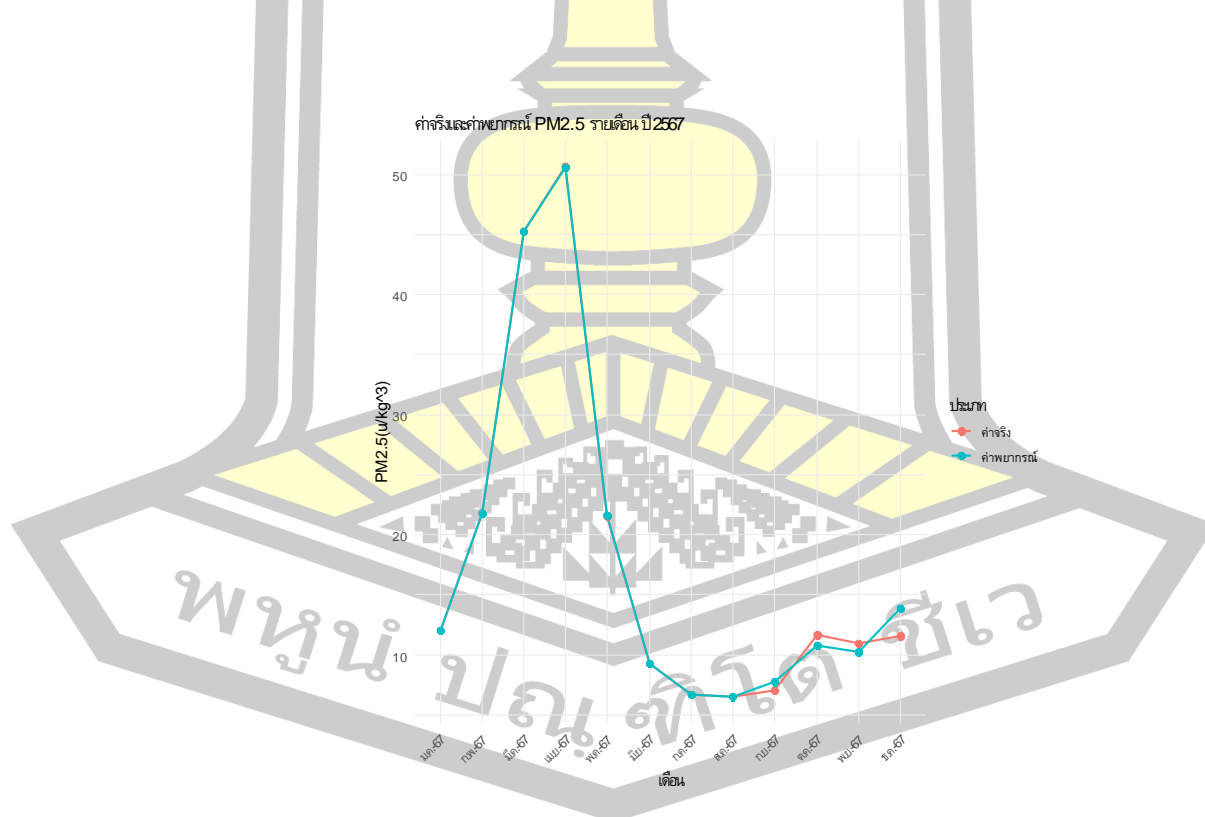
ภาพที่ 37 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(0,0,2)(1,1,1)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดลำปาง (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 18°N)

ตารางที่ 48 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN15	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	12.0052	15.3348	-3.3202	12.0146	0.0094
ก.พ.-67	21.7607	22.3907	-0.6274	21.7633	0.0026
มี.ค.-67	45.2789	48.4546	-3.1731	45.2815	0.0026
เม.ย.-67	50.6929	42.8419	7.7909	50.6328	0.0601
พ.ค.-67	21.5367	17.0184	4.5510	21.5694	0.0327
มิ.ย.-67	9.21448	9.9754	-0.7615	9.2139	0.0006
ก.ค.-67	6.65301	6.8435	-0.1826	6.6609	0.0079
ส.ค.-67	6.50728	8.8440	-2.3598	6.4842	0.0231

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN15	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	ค่าจริง - ค่า พยากรณ์ SARIMA-ANN
ก.ย.-67	6.99774	7.6905	0.0191	7.7096	0.7118
ต.ค.-67	11.6722	10.7345	0.0317	10.7662	0.9060
พ.ย.-67	10.937	10.1349	0.0515	10.1864	0.7506
ธ.ค.-67	11.5824	13.8566	0.0527	13.9093	2.3269
				MAPE(%)	0.0549

จากตารางที่ 48 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN15 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0549% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 38

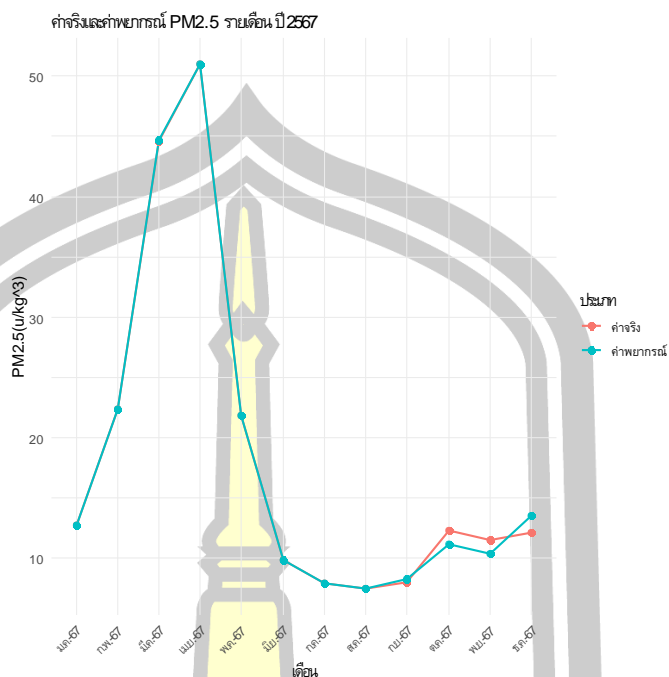


ภาพที่ 38 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN15 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 99.375°E และ Latitude ที่ 19.5°N)

ตารางที่ 49 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude gitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN15	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	12.6924	15.7928	-3.0940	12.6988	0.0064
ก.พ.-67	22.3929	22.7254	-0.3304	22.3950	0.0021
มี.ค.-67	44.649	47.9794	-3.3184	44.6610	0.0120
เม.ย.-67	50.9927	47.2567	3.7467	51.0034	0.0107
พ.ค.-67	21.8167	17.8758	3.9478	21.8236	0.0069
มิ.ย.-67	9.85075	11.0289	-1.1861	9.8427	0.0080
ก.ค.-67	7.86024	7.6175	0.2452	7.8627	0.0025
ส.ค.-67	7.4689	9.6866	-2.2278	7.4588	0.0101
ก.ย.-67	7.95634	8.2342	0.0171	8.2513	0.2950
ต.ค.-67	12.3153	11.1343	0.0293	11.1636	1.1517
พ.ย.-67	11.4526	10.3267	0.0491	10.3757	1.0769
ธ.ค.-67	12.1297	13.4645	0.0510	13.5155	1.3858
				MAPE(%)	0.0411

จากตารางที่ 49 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0411% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่



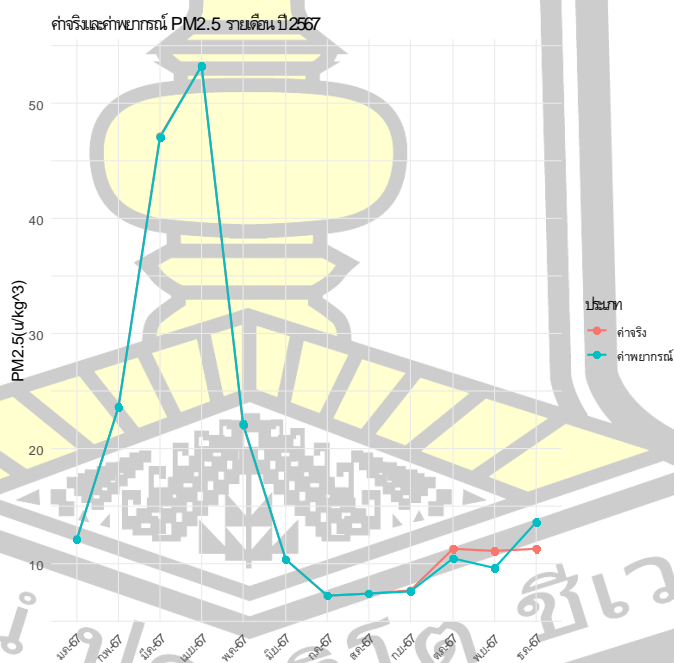
ภาพที่ 39 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19.5°N)

ตารางที่ 50 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN10 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 20°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN10	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN10	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	12.1249	15.3402	-3.2144	12.1258	0.0009
ก.พ.-67	23.6576	23.0361	0.6145	23.6506	0.0070
มี.ค.-67	47.0799	57.7911	-10.7768	47.0144	0.0655
เม.ย.-67	53.2035	51.2668	1.9325	53.1993	0.0042
พ.ค.-67	22.0872	18.0645	4.0453	22.1097	0.0225
มิ.ย.-67	10.4069	10.9705	-0.5640	10.4065	0.0004
ก.ค.-67	7.25087	7.0259	0.2209	7.2468	0.0040
ส.ค.-67	7.41731	9.3539	-1.9401	7.4138	0.0035

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN10	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ก.ย.-67	7.72315	7.6448	0.0102	7.6550	0.0681
ต.ค.-67	11.3605	10.4566	0.0231	10.4797	0.8808
พ.ย.-67	11.1118	9.6491	0.0506	9.6998	1.4120
ธ.ค.-67	11.2928	13.5743	0.0499	13.6242	2.3314
				MAPE(%)	0.0509

จากตารางที่ 50 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN10 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 20°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0509% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 40

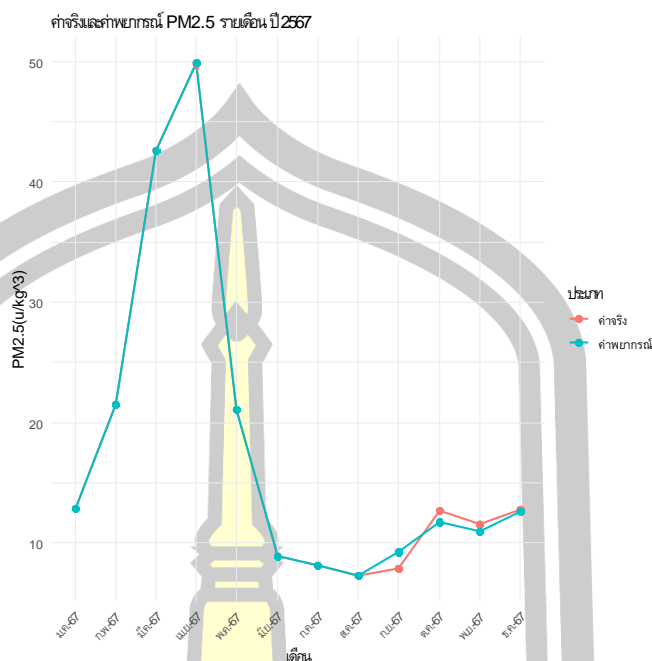


ภาพที่ 40 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN10 ของจังหวัดเชียงราย (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 20°N)

ตารางที่ 51 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดพะเยา (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN20	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ – ANN20	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	12.8979	15.1358	-2.2500	12.8857	0.0122
ก.พ.-67	21.5103	22.9379	-1.4290	21.5089	0.0014
มี.ค.-67	42.6181	42.3907	0.2278	42.6185	0.0004
เม.ย.-67	49.7863	41.0449	8.8408	49.8857	0.0994
พ.ค.-67	21.0618	19.0467	2.0292	21.0759	0.0141
มิ.ย.-67	8.88859	9.5995	-0.7037	8.8958	0.0072
ก.ค.-67	8.16207	7.7548	0.4039	8.1588	0.0033
ส.ค.-67	7.2898	8.6592	-1.3699	7.2892	0.0006
ก.ย.-67	7.86712	9.2336	-0.0191	9.2528	1.3856
ต.ค.-67	12.6702	11.6816	0.0308	11.7125	0.9577
พ.ย.-67	11.5661	10.8931	0.0488	10.9419	0.6242
ธ.ค.-67	12.7881	12.5908	0.0485	12.6393	0.1488
				MAPE(%)	0.0387

จากตารางที่ 51 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดพะเยา (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0387% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่



ภาพที่ 41 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂ - ANN20 ของจังหวัดพะเยา (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 19°N)

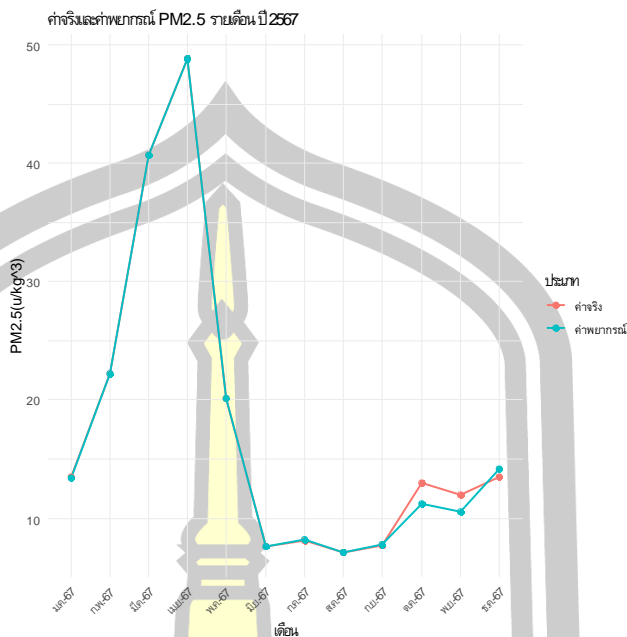
ตารางที่ 52 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN10 ของจังหวัดแพร่ (Longitude ที่ 100°E และ Latitude ที่ 18°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN10	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	13.8249	16.6323	-2.8068	13.8255	0.0006
ก.พ.-67	21.8512	23.0833	-1.2379	21.8454	0.0058
มี.ค.-67	39.4119	39.1340	0.2775	39.4115	0.0004
เม.ย.-67	46.2253	39.0859	7.1171	46.2030	0.0223
พ.ค.-67	20.1807	16.8227	3.3637	20.1864	0.0057
มิ.ย.-67	7.24065	10.9765	-3.7152	7.2614	0.0207
ก.ค.-67	8.69933	7.7311	0.9680	8.6991	0.0002
ส.ค.-67	7.16041	9.4324	-2.2776	7.1548	0.0056

ตารางที่ 53 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 18.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	13.4449	15.5125	-2.0826	13.4299	0.0150
ก.พ.-67	22.2512	22.1701	0.0856	22.2558	0.0046
มี.ค.-67	40.6769	42.5920	-1.9289	40.6631	0.0138
เม.ย.-67	48.8401	40.3700	8.4721	48.8421	0.0020
พ.ค.-67	20.1464	16.2428	3.8977	20.1404	0.0060
มิ.ย.-67	7.61241	10.9556	-3.3646	7.5910	0.0214
ก.ค.-67	8.15031	7.6177	0.5399	8.1576	0.0073
ส.ค.-67	7.11004	8.7012	-1.6019	7.0993	0.0107
ก.ย.-67	7.64945	7.7567	0.0199	7.7766	0.1271
ต.ค.-67	12.9758	11.1780	0.0317	11.2097	1.7661
พ.ย.-67	12.0118	10.4871	0.0508	10.5380	1.4738
ธ.ค.-67	13.5032	14.0805	0.0502	14.1307	0.6275
				MAPE(%)	0.0395

จากตารางที่ 53 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 18.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0395% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่



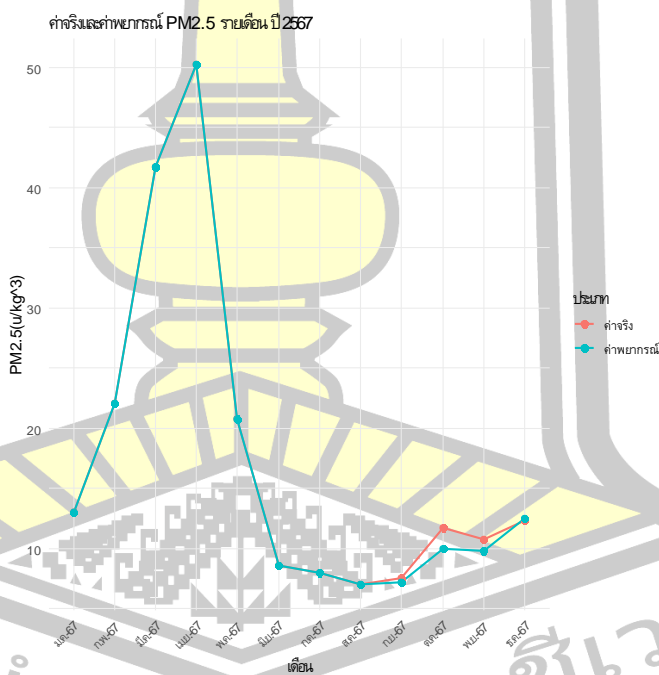
ภาพที่ 43 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 18.5°N)

ตารางที่ 54 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN15 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN15	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN15	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	13.0322	15.8175	-2.7910	13.0265	0.0057
ก.พ.-67	22.095	22.6622	-0.5638	22.0984	0.0034
มี.ค.-67	41.6885	48.3540	-6.6611	41.6929	0.0044
เม.ย.-67	50.233	50.4325	-0.1955	50.2371	0.0041
พ.ค.-67	20.7353	16.8733	3.8784	20.7518	0.0165
มิ.ย.-67	8.59293	10.8942	-2.3056	8.5886	0.0043
ก.ค.-67	7.98833	7.4311	0.5594	7.9906	0.0022
ส.ค.-67	7.03133	9.1152	-2.0874	7.0279	0.0035
ก.ย.-67	7.54963	7.1696	0.0191	7.1887	0.3609

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN15	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ต.ค.-67	11.7578	9.9980	0.0304	10.0283	1.7295
พ.ย.-67	10.7468	9.7293	0.0506	9.7799	0.9669
ธ.ค.-67	12.3351	12.4402	0.0522	12.4924	0.1573
				MAPE(%)	0.0361

จากตารางที่ 54 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN15 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0361% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 44

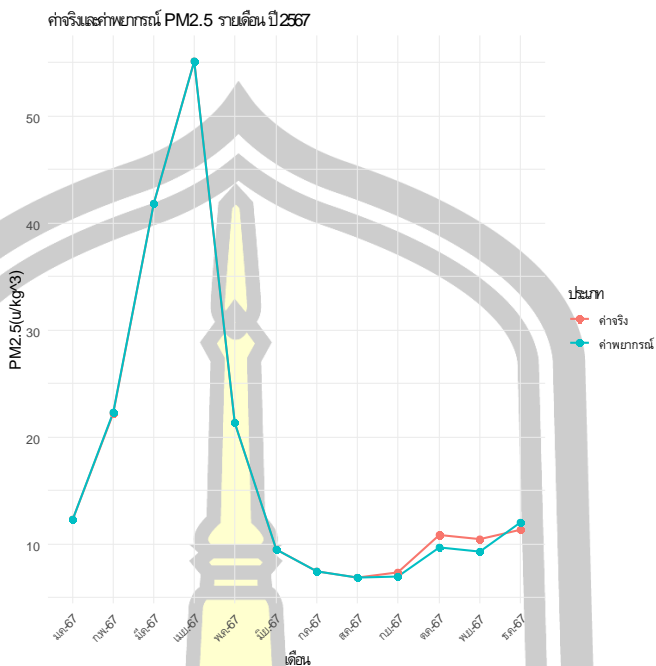


ภาพที่ 44 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN15 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19°N)

ตารางที่ 55 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	12.2953	15.2640	-2.9655	12.2985	0.0032
ก.พ.-67	22.2492	23.0054	-0.7492	22.2562	0.0070
มี.ค.-67	41.8406	53.5249	-11.7434	41.7815	0.0591
เม.ย.-67	55.1051	60.6611	-5.5627	55.0984	0.0067
พ.ค.-67	21.3759	17.5522	3.8216	21.3737	0.0022
มิ.ย.-67	9.46737	10.6621	-1.1881	9.4740	0.0066
ก.ค.-67	7.48095	7.0912	0.3968	7.4880	0.0070
ส.ค.-67	6.86195	9.1885	-2.3218	6.8667	0.0047
ก.ย.-67	7.36276	6.9238	0.0207	6.9445	0.4183
ต.ค.-67	10.8222	9.6476	0.0325	9.6801	1.1421
พ.ย.-67	10.4916	9.2082	0.0543	9.2624	1.2292
ธ.ค.-67	11.3755	11.9527	0.0650	12.0177	0.6422
				MAPE(%)	0.0409

จากตารางที่ 55 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0409% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่



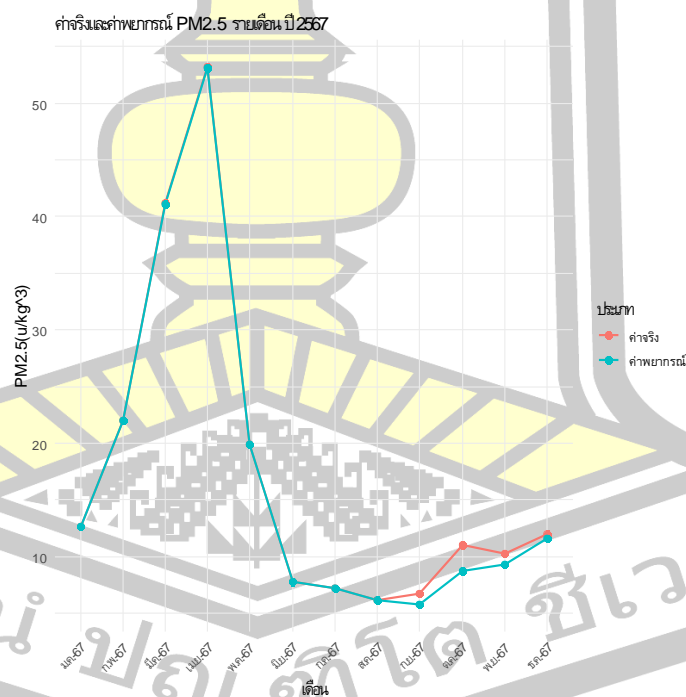
ภาพที่ 45 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 100.625°E และ Latitude ที่ 19.5°N)

ตารางที่ 56 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	12.6254	16.1941	-3.5567	12.6374	0.0120
ก.พ.-67	21.9608	24.5459	-2.5628	21.9831	0.0223
มี.ค.-67	41.1706	62.8782	-21.8247	41.0534	0.1172
เม.ย.-67	53.2069	61.1572	-8.0165	53.1406	0.0663
พ.ค.-67	19.8947	15.8627	4.0233	19.8860	0.0087
มิ.ย.-67	7.76524	10.1868	-2.3980	7.7889	0.0236
ก.ค.-67	7.22182	6.5989	0.6530	7.2519	0.0301
ส.ค.-67	6.12179	8.4988	-2.3530	6.1458	0.0240

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN5	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ก.ย.-67	6.69415	5.7297	0.0467	5.7764	0.9177
ต.ค.-67	11.037	8.6537	0.0571	8.7108	2.3262
พ.ย.-67	10.2628	9.2666	0.0848	9.3514	0.9114
ธ.ค.-67	11.9551	11.5153	0.0990	11.6143	0.3408
				MAPE(%)	0.0579

จากตารางที่ 56 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0579% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 46

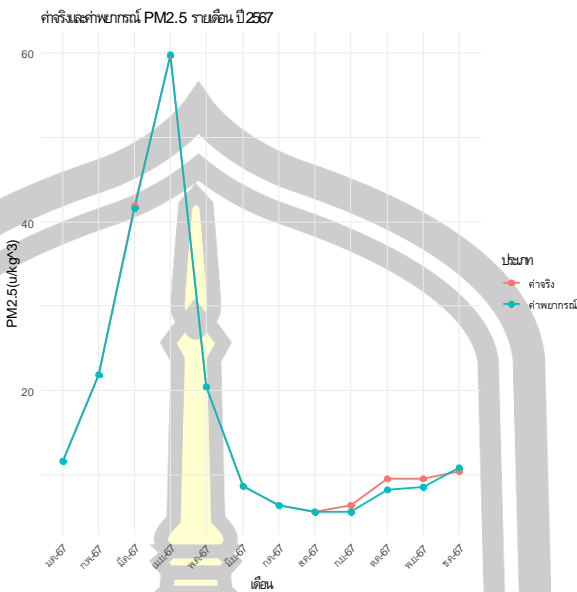


ภาพที่ 46 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN5 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19°N)

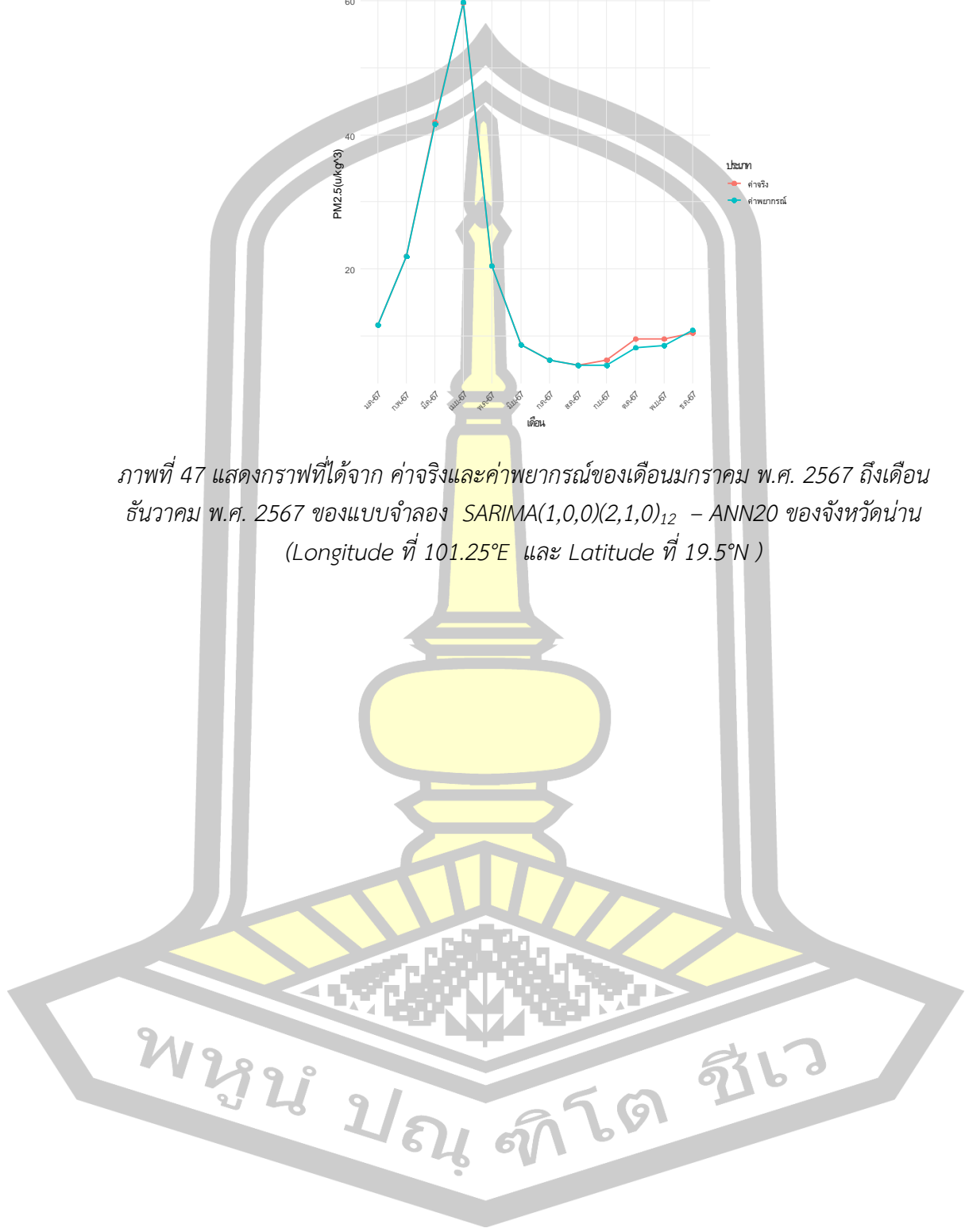
ตารางที่ 57 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19.5°N) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2567

เดือน/ปี	ค่าจริง PM2.5	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	ค่า Residual แบบจำลอง ANN20	ค่าพยากรณ์แบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ – ANN20	ค่าจริง - ค่าพยากรณ์ SARIMA-ANN
ม.ค.-67	11.6088	15.2666	-3.6728	11.5937	0.0151
ก.พ.-67	21.8365	25.5623	-3.7407	21.8216	0.0149
มี.ค.-67	41.89	67.5369	-25.9700	41.5670	0.3230
เม.ย.-67	59.7406	72.3105	-12.4910	59.8194	0.0788
พ.ค.-67	20.4502	16.7754	3.6928	20.4681	0.0179
มิ.ย.-67	8.7013	9.6204	-0.9263	8.6941	0.0072
ก.ค.-67	6.38136	6.0920	0.2879	6.3799	0.0014
ส.ค.-67	5.64678	8.1917	-2.5590	5.6328	0.0140
ก.ย.-67	6.3577	5.6000	0.0110	5.6110	0.7467
ต.ค.-67	9.49431	8.2437	0.0220	8.2657	1.2286
พ.ย.-67	9.58205	8.5265	0.0511	8.5776	1.0044
ธ.ค.-67	10.3617	10.7988	0.0807	10.8795	0.5178
				MAPE(%)	0.0500

จากตารางที่ 57 จะเห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ – ANN20 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19.5°N) มีค่าใกล้เคียงกันอย่างมากตลอดช่วงเดือนมกราคมถึงธันวาคม พ.ศ. 2567 ส่งผลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมาก โดยเฉพาะค่า MAPE ที่มีเพียง 0.0500% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่แม่นยำสูง เมื่อนำค่าจริงและค่าพยากรณ์มาพล็อตกราฟ จะเห็นแนวโน้มการเปรียบเทียบได้ชัดเจน ดังแสดงในภาพที่



ภาพที่ 47 แสดงกราฟที่ได้จาก ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของเดือนมกราคม พ.ศ. 2567 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2567 ของแบบจำลอง SARIMA(1,0,0)(2,1,0)₁₂ - ANN20 ของจังหวัดน่าน (Longitude ที่ 101.25°E และ Latitude ที่ 19.5°N)



บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองอนุกรมเวลา SARIMA กับแบบจำลอง SARIMA - ANN ในการพยากรณ์ค่าฝุ่นละออง PM2.5

5.1 สรุปผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้สร้างแบบจำลอง SARIMA เพื่อพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย พบว่าแบบจำลอง SARIMA ที่ได้ยังมีความคลาดเคลื่อนอยู่ในระดับหนึ่ง ผลการศึกษา ดังตารางที่ 58

ตารางที่ 58 การเปรียบเทียบแบบจำลอง SARIMA และแบบจำลอง SARIMA - ANN

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง SARIMA	MAPE (%)	แบบจำลอง SARIMA - ANN	MAPE (%)
แม่ฮ่องสอน	98.125	18	SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂	18.9427	SARIMA(0,0,4)(1,1,1) ₁₂ - ANN15	0.0519
	97.5	18.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	26.7396	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN7	0.0718
	98.125	18.5	SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂	24.2201	SARIMA(0,0,2)(0,1,2) ₁₂ - ANN15	0.0477
	98.125	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	17.0133	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN 4	0.0451
	98.125	19.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	14.7325	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0553
เชียงใหม่	98.75	18	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	17.1834	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0570
	98.75	18.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	15.1421	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0598
	98.75	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	13.5843	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0587
	98.75	19.5	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	12.7383	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0489
	99.375	19	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	13.8048	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0472
	99.375	20	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	14.0419	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0599

จังหวัด	Longitude (°E)	Latitude (°N)	แบบจำลอง SARIMA	MAPE (%)	แบบจำลอง SARIMA - ANN	MAPE (%)
ลำพูน	98.75	17.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	28.5701	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0429
ลำปาง	99.375	17.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	24.8399	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	0.0494
	99.375	18	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	16.5414	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN10	0.0404
	99.375	18.5	SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂	15.5927	SARIMA(0,0,3)(1,1,1) ₁₂ - ANN1	0.0685
	100	18.5	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂	13.8994	SARIMA(0,0,2)(1,1,1) ₁₂ - ANN5	0.0685
เชียงใหม่	99.375	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	15.1424	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0549
	100	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	12.9378	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0411
	100	20	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	13.5470	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	0.0509
พะเยา	100	19	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂	10.4274	SARIMA(1,0,0)(1,1,1) ₁₂ - ANN20	0.0387
แพร่	100	18	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	19.1489	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN10	0.0468
น่าน	100.625	18.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	16.2499	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0395
	100.625	19	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	15.2929	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN15	0.0361
	100.625	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	16.8969	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0409
	101.25	19	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	25.8263	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN5	0.0579
	101.25	19.5	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂	26.1213	SARIMA(1,0,0)(2,1,0) ₁₂ - ANN20	0.0500

ดังนั้นจึงนำค่าความคลาดเคลื่อน (Residual) จากแบบจำลอง SARIMA มาประมวลผลเพิ่มเติมด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) โดยเลือกจำนวนช่วงเวลาที่ผ่านมา (lag) ตั้งแต่ 1 ถึง 12 และจำนวนโหนดที่ซ่อนอยู่ (Hidden Neurons) เป็น 1, 5, 10, 15 และ 20 โหนด สำหรับ

แบบจำลอง SARIMA – ANN และใช้ MAPE เป็นเกณฑ์ในการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง SARIMA–ANN มีค่า MAPE ต่ำในทุกจุดทุกจังหวัดของภาคเหนือ ตอนบน จากตารางที่ 58 แสดงให้เห็นว่า การใช้ lag ที่เหมาะสม เช่น 12 เดือน ช่วยให้แบบจำลอง สามารถจับแนวโน้มตามฤดูกาลได้ดีขึ้น และจำนวนโหนดที่ซ่อนอยู่ที่เหมาะสม เช่น 15 โหนด ช่วยเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้ของ ANN โดยไม่ทำให้เกิดปัญหา overfitting สรุปได้ว่าแบบจำลอง SARIMA – ANN ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ได้อย่างมีนัยสำคัญเมื่อเทียบกับการใช้แบบจำลอง SARIMA เพียงอย่างเดียว และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในระบบเตือนภัยมลพิษทางอากาศหรือการวางแผนเชิงนโยบายด้านสิ่งแวดล้อมได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.2 อภิปรายผล

จากการศึกษาการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 โดยใช้แบบจำลองอนุกรมเวลา SARIMA และแบบจำลอง SARIMA – ANN พบว่า แบบจำลอง SARIMA – ANN มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลอง SARIMA เพียงอย่างเดียว ในทุกพื้นที่ที่ศึกษา แสดงให้เห็นว่า แบบจำลอง SARIMA – ANN มีข้อดีในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ การเลือกใช้ lag ที่เหมาะสม โดยเฉพาะ lag 12 เดือน ซึ่งสอดคล้องกับรอบปีของฤดูกาลในพื้นที่ภาคเหนือตอนบน ช่วยให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้ลักษณะตามฤดูกาลของค่าฝุ่น PM2.5 ได้ดีขึ้น ในขณะที่การกำหนดจำนวนโหนดซ่อนในชั้นซ่อน (hidden layer) จำนวน 15 โหนด ส่งผลให้ ANN มีความสามารถในการเรียนรู้และแยกแยะลักษณะเชิงซ้อนของข้อมูลได้ดีโดยไม่เกิดปัญหา overfitting

ผลการศึกษาที่สอดคล้องกับงานวิจัยของ Doreswamy et al. (2020) ซึ่งใช้แบบจำลอง SARIMA ในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 ในไต้หวัน โดยพบว่า SARIMA สามารถจับรูปแบบของข้อมูลเชิงฤดูกาลได้ดี แต่ยังมีข้อจำกัดในการพยากรณ์ค่าที่มีแนวโน้มไม่เป็นเชิงเส้น ในขณะที่งานวิจัยของ Feng et al. (2015) ได้พัฒนาแบบจำลองผสมผสานระหว่างการวิเคราะห์เส้นทางการเคลื่อนที่ของมวลอากาศและการแปลงเวฟเล็ต เพื่อปรับปรุงความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งช่วยให้สามารถเรียนรู้แนวโน้มที่ไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลได้ดีขึ้น

จากการวิเคราะห์ พบว่าการเลือกจำนวนช่วงเวลาที่ผ่านมา (lag) ที่เหมาะสม เช่น 12 เดือน ช่วยให้แบบจำลองสามารถจับโครงสร้างของข้อมูลในอดีตได้ดีขึ้น ขณะที่จำนวนโหนดที่ซ่อนอยู่ มีผลต่อความสามารถในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ANN โดยจำนวนที่มากเกินไปอาจทำให้เกิด overfitting ในขณะที่จำนวนที่น้อยเกินไปอาจทำให้แบบจำลองเรียนรู้ได้ไม่เพียงพอ นอกจากนี้ พบว่า ในบางช่วงเวลาค่าพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนจากค่าจริง ซึ่งอาจเกิดจากปัจจัยภายนอก เช่น สภาพอากาศ การเปลี่ยนแปลงของแหล่งกำเนิดมลพิษ หรือมาตรการควบคุมมลพิษที่ส่งผลกระทบต่อแนวโน้มของข้อมูล

โดยสรุป ผลการวิจัยในครั้งนี้แสดงให้เห็นว่า แบบจำลอง SARIMA-ANN เป็นแนวทางที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ค่าฝุ่นละออง PM2.5 และสามารถต่อยอดไปสู่การพัฒนาแบบเตือนภัยมลพิษทางอากาศในอนาคตได้

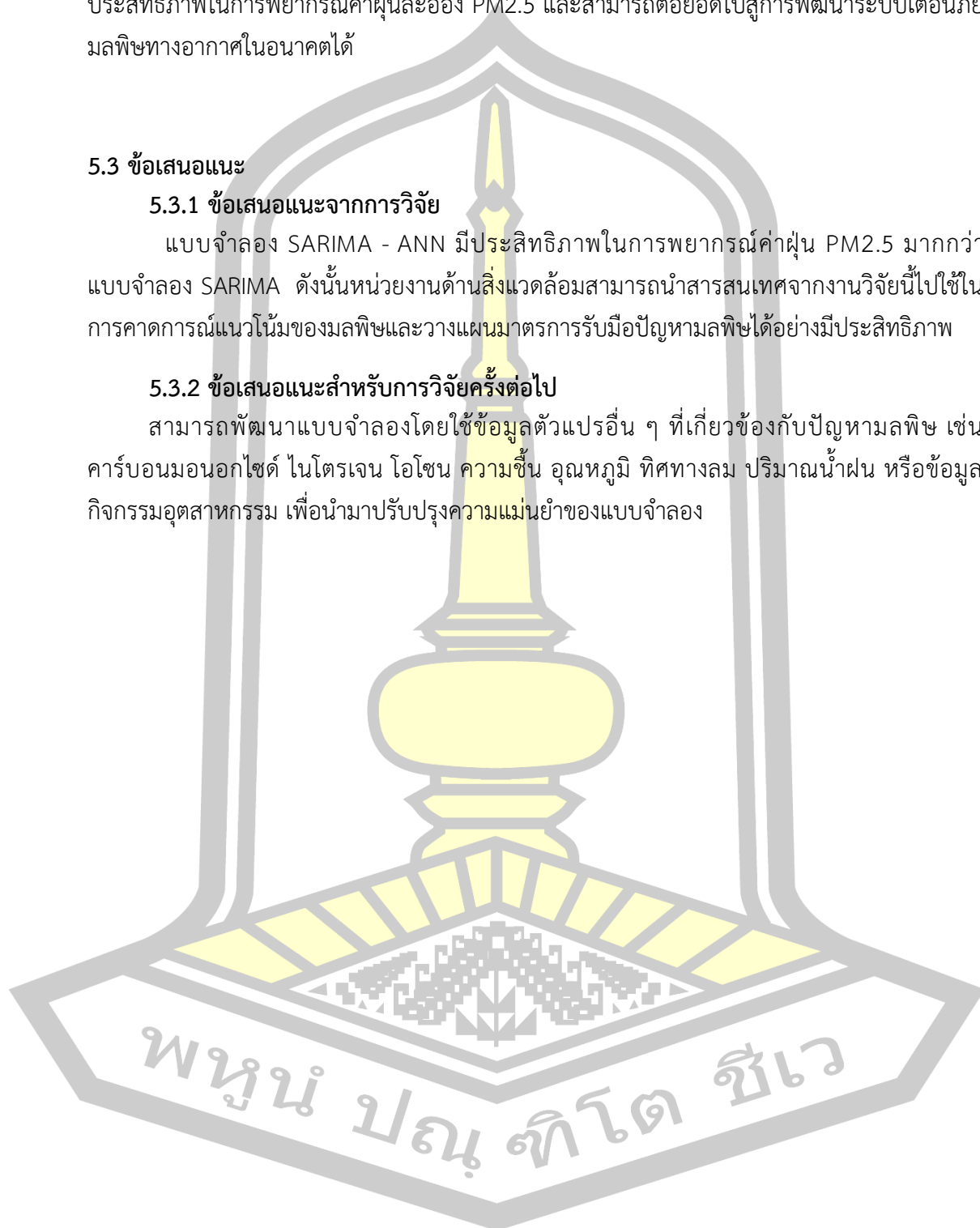
5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ข้อเสนอแนะจากการวิจัย

แบบจำลอง SARIMA - ANN มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 มากกว่าแบบจำลอง SARIMA ดังนั้นหน่วยงานด้านสิ่งแวดล้อมสามารถนำสารสนเทศจากงานวิจัยนี้ไปใช้ในการคาดการณ์แนวโน้มของมลพิษและวางแผนมาตรการรับมือปัญหามลพิษได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.3.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยครั้งต่อไป

สามารถพัฒนาแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลตัวแปรอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับปัญหามลพิษ เช่น คาร์บอนมอนอกไซด์ ไนโตรเจน โอโซน ความชื้น อุณหภูมิ ทิศทางลม ปริมาณน้ำฝน หรือข้อมูลกิจกรรมอุตสาหกรรม เพื่อนำมาปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลอง



บรรณานุกรม

- กรมควบคุมมลพิษ. (2566, 5 กรกฎาคม). *ข่าวประชาสัมพันธ์จากกรมควบคุมมลพิษ*.
https://www.pcd.go.th/pcd_news/30028/
- กรมประชาสัมพันธ์. (2567, 19 พฤศจิกายน). *ปัญหาฝุ่น PM2.5 ในภาคเหนือของไทย*.
<https://www.prd.go.th/th/content/category/detail/id/31/iid/340962>
- กิตติศักดิ์ กรีบกำไร, ดาวิกา หวังผล, ธัญชนก อินฺอมธรรม, พันธรัตน์ กาศโอสถ, ภัทราวดี ตงเท่ง, ศิริวรรณ สุรินทะ, กิตติกานต์ ปัญญานวล, พิมพ์กานต์ คำจุมปู, กิรณา กิริยาภรณ์, & วิสุนัน สุยะกัน. (2566, 10 มีนาคม). *ส่องวิกฤตปัญหาฝุ่นควันภาคเหนือตอนบน ที่ส่งผลกระทบต่อหลายภาคส่วนมาอย่างยาวนาน*. TheCitizen.Plus.
- ชญาสิน บุญมานะ, & นัท กุลวานิช. (2560). การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสม. *Thai Science and Technology Journal*, 25(2), 177–190.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ. (2553). *การพยากรณ์เชิงปริมาณ*. สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ธรณินทร์ สัจจวิริยทรัพย์. (2562). ตัวแบบผสมอาร์มา-ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเน้นองค์ประกอบเชิงบวกสำหรับการพยากรณ์ปริมาณฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 10 ไมครอน. *Thai Science and Technology Journal*, 27(4), 526–538.
- นิฉา แก้วหางษ์. (2558). การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีไทย*, 24(1), 58–66. <https://doi.org/10.14456/tjst.2015.7>
- พงษ์ศิริ ศิริพานิช. (2550). *การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และเครือข่ายประสาทเทียม* (วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ). มหาวิทยาลัยศิลปากร.
- พิษณุ ทองขาว, และคณะ. (2557). การเลือกฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นที่เหมาะสมสำหรับแนวโน้มเพื่อสร้างตัวแบบสำหรับวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาหลายๆ ตัวพร้อมกันที่มีค่าอัตโนมัติสัมพันธ์ แนวโน้ม และค่าผิดปกติ ด้วยวิธีการของเบย์: กรณีศึกษาราคาหุ้นที่มีความผันผวนของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย. *มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร*.
- ภัทร วรรณ. (2556). *การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์อนุกรมเวลาระหว่างตัวแบบผสมและตัวแบบเดี่ยว*. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- มุกดา แม่นมิตร. (2549). *อนุกรมเวลาและการพยากรณ์*. สำนักพิมพ์ประกายประกาย.
- รณชัย ชื่นธวัช. (2562). การพยากรณ์ค่าความเข้มข้นของฝุ่นละอองขนาดเล็กไม่เกิน 10 ไมครอนด้วยเครือข่ายประสาทเทียมร่วมกับรูปแบบออโตรีเกรสซีฟ. *วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา*, 22(3), 519–537.
- อนุชา ดีสวัสดิ์. (2566, เมษายน). *ปัญหาฝุ่นพิษภาคเหนือของประเทศไทย*. สำนักงานเลขาธิการสภาผู้แทนราษฎร, สำนักวิชาการ.
- อนุธิดา อนันต์ทรัพย์สุข, และนัท กุลวานิช. (2561). การเปรียบเทียบตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสม

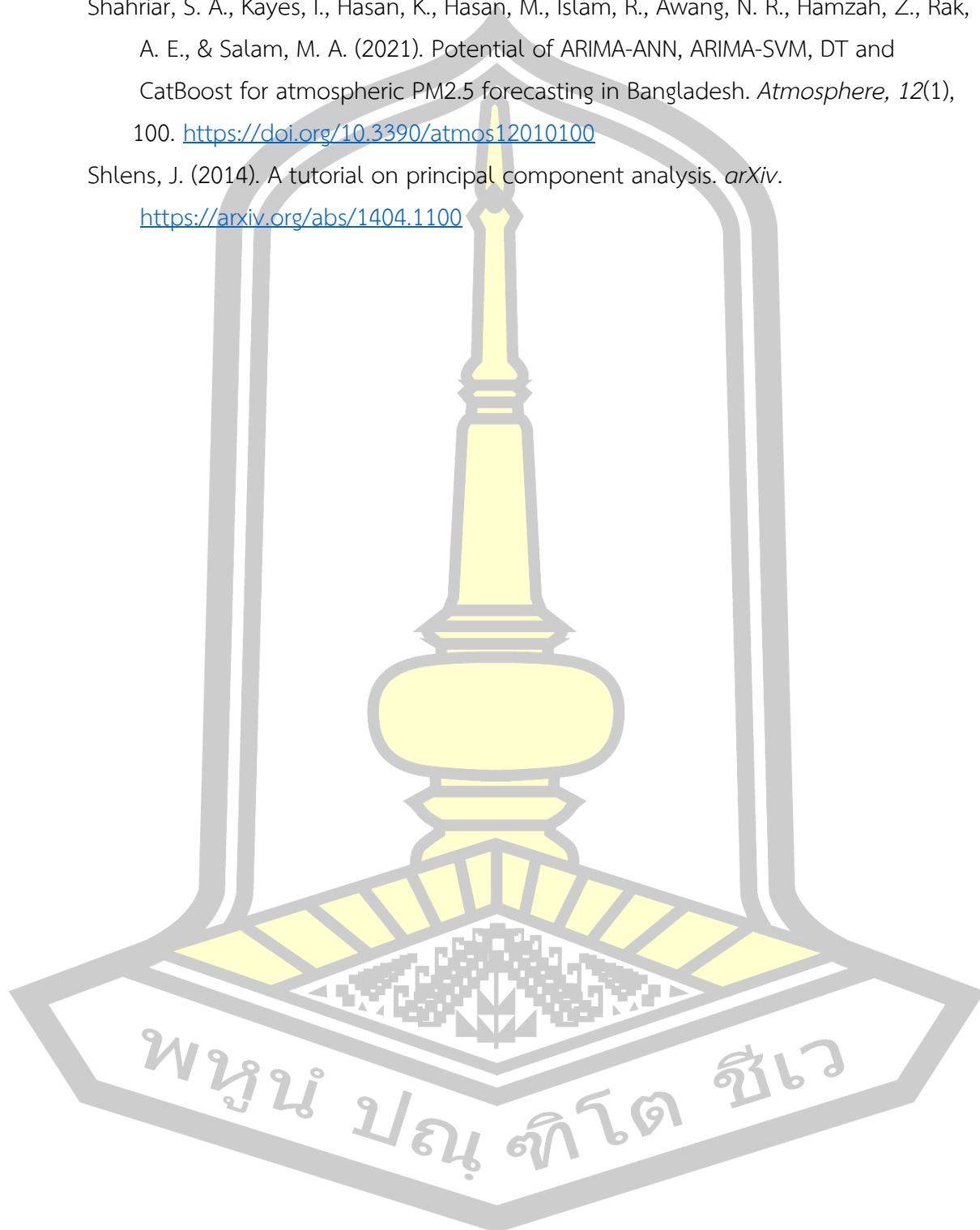
สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีปัจจัยเชิงฤดูกาล.

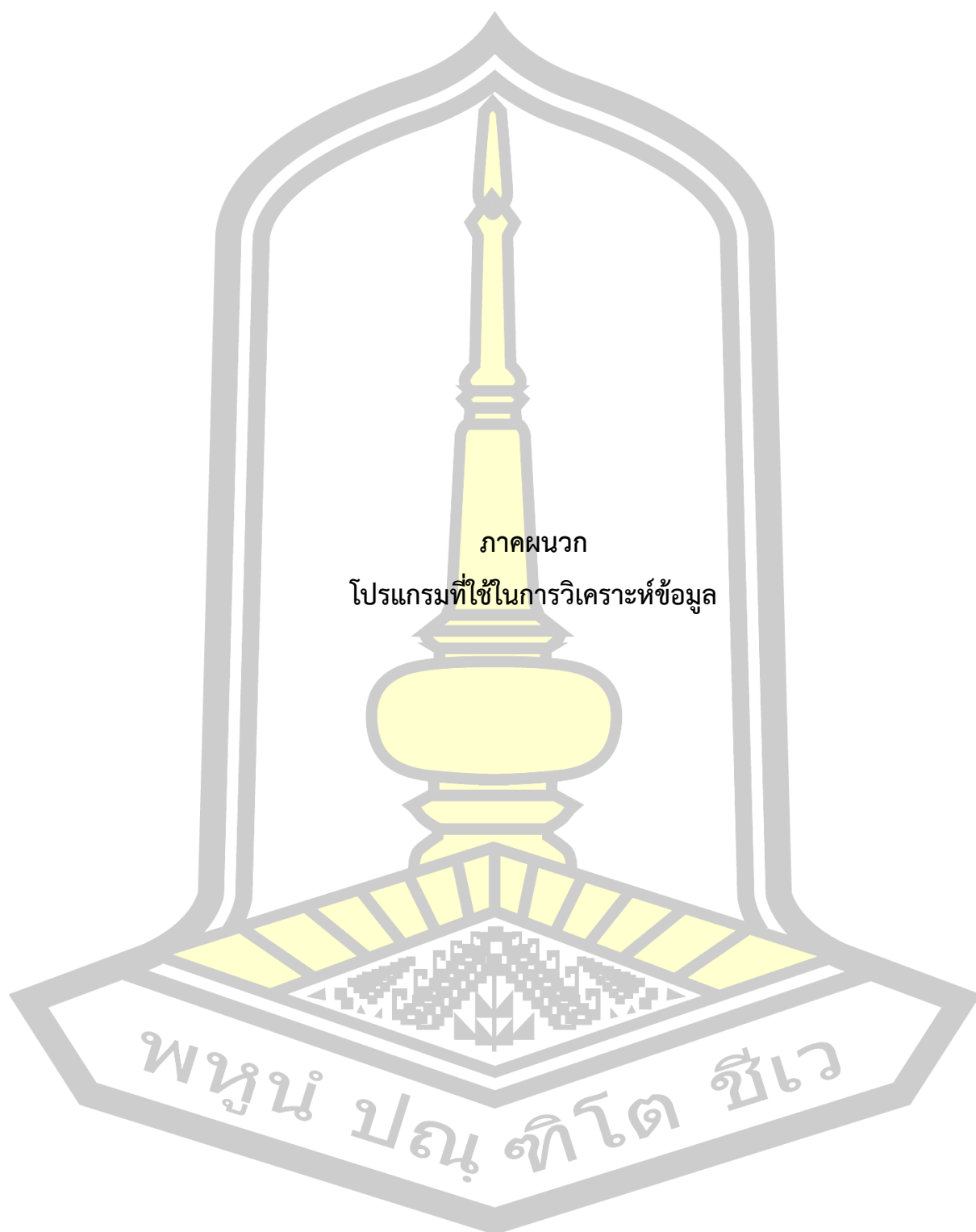
- อารยา สุวรรณศรี. (2562). การพยากรณ์ข้อมูลด้วยแบบจำลอง ARIMA และ SARIMA. ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- อินท์ฉัตร สุขเกษม. (2564). การพยากรณ์ปริมาณฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอน (PM2.5) จังหวัดนครราชสีมา. *The Office of Disease Prevention and Control 9th Nakhon Ratchasima Journal*, 27(1), 16–25.
- Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2002). *Model selection and multimodel inference: A practical information-theoretic approach* (2nd ed.). Springer.
- Delaram, J., & Khedmat, M. (2021). Forecasting ambient air pollutants by Box-Jenkins stochastic models in Tehran. *Scientia Iranica, Transactions E: Industrial Engineering*, 28, 3551–3568.
- Doreswamy, M., et al. (2020). Time series analysis for prediction of PM2.5 using seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) model on Taiwan air quality monitoring network data. *Atmospheric Environment*, 215, 116923.
- Esager, M. W. M., & Ünlü, K. D. (2023). Forecasting air quality in Tripoli: An evaluation of deep learning models for hourly PM2.5 surface mass concentrations. *Atmosphere*, 14(3), 478. <https://doi.org/10.3390/atmos14030478>
- Feng, H., Li, W., & Gao, Y. (2015). Artificial neural network forecasting of PM2.5 pollution using air mass trajectory-based geographic model and wavelet transformation. *Atmospheric Environment*, 119, 341–349. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2015.08.015>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Elsevier.
- Jalpa Shah, & Biswajit Mishra. (2020). Analytical equations based prediction approach for PM2.5 using artificial neural network. *SN Applied Sciences*, 2, 1516. <https://doi.org/10.1007/s42452-020-03294-w>
- Lewis, C. D. (1982). *International and business forecasting methods*. Butterworths.
- Liu, T., & You, S. (2022). Analysis and forecast of Beijing's air quality index based on ARIMA model and neural network model. *Atmosphere*, 13(4), 512. <https://doi.org/10.3390/atmos13040512>
- Rati Wongsathana, & Supawat Chankhamb. (2016). Improvement on PM10 forecast by using hybrid ARIMAX and neural networks model for the summer season in Chiang Mai. *Procedia Computer Science*, 86, 277–280.

<https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.062>

Shahriar, S. A., Kayes, I., Hasan, K., Hasan, M., Islam, R., Awang, N. R., Hamzah, Z., Rak, A. E., & Salam, M. A. (2021). Potential of ARIMA-ANN, ARIMA-SVM, DT and CatBoost for atmospheric PM2.5 forecasting in Bangladesh. *Atmosphere*, 12(1), 100. <https://doi.org/10.3390/atmos12010100>

Shlens, J. (2014). A tutorial on principal component analysis. *arXiv*.
<https://arxiv.org/abs/1404.1100>





ตัวอย่าง โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์

แบบจำลอง SARIMA

library(readxl)

library(forcats)

library(tseries)

library(fpp2)

library(ggplot2)

library(dplyr)

library(TSA)

library(stargazer)

library(vars)

library(nortest)

library(lmtest)

library(astsa)

library(bayesforecast)

library(car)

library(xlsx)

library(tidyverse)

library(lubridate)

library(caret)

library(neuralnet)

library(scales)

Mae Hong Son Province

SARIMA

station 21

Read the data and save as a Time Series object.##

Dataset <- read_excel("G:/3 ARIMA PM2.5/qq16-23.xlsx")

Dataset1 <- read_excel("G:/3 ARIMA PM2.5/qq2024.xlsx")

```

a = ts(Dataset,start = c(2016,1), end = c(2023, 12), frequency=12)
a1 = ts(Dataset1,start = c(2024,1), end = c(2024, 8), frequency=12)

## make a training set & test set ##
window(a, start=c(2016,1), end=c(2023,12)) -> a.train
window(a1, start=c(2024,1), end=c(2024,12)) -> a.test
P <- a.train[,22]
P1 <- a.test[,22]

## Plot of PM2.5 ##
plot(P,type = "l", xlab = "Year", ylab = "PM2.5(u/kg^3)", main = "Time Series Plot of
PM2.5")
tsdisplay(P, main = "Plot of Data PM2.5")
ggseasonplot(P, xlab = "seasonal", ylab = "PM2.5(u/kg^3)", main = "Plot of seasonal
PM2.5",lwd = 2)

## Plot of Acf/Pacf/ Stationary test ##
acf(as.vector(P),main = "ACF of PM2.5",lag.max = 36)
pacf(as.vector(P),main = "PACF of PM2.5",lag.max = 36)
adf.test(P)
kpss.test(P)

## Seasonal difference ##
ssdiff <- diff(P,12)
tsdisplay(ssdiff, xlab = "Year", ylab = "seasonal diff", main = "seasonal diff of PM2.5")
adf.test(ssdiff)

## Automatic order selection ##
set.seed(999)
model <- auto.arima(P, trace = T,ic="aic")
model

```

```

summary(model)
#accuracy(model)
## checkresiduals ##
checkresiduals(model)

#####
##### Check for assumption of Residuals #####
## Check for normality ##
ks.test(model$residuals, "pnorm", mean(model$residuals), sd(model$residuals))
jarque.bera.test(model$residuals)

# QQ Plot #
qqnorm(residuals(model))
qqline(residuals(model), col = "red")
#boxplot(P)
#hist(P)

##### t.test ** mean=0 #####
t.test(model$residuals)

## Check for autocorrelation ##
for(i in 1:36){
  print(Box.test(model$residuals,lag = i, type = "Ljung-Box"))
}

## Check for Heteroscedasticity ##
gqtest(P ~ model$residuals)
bptest(P ~ model$residuals)

## Forecast for SARIMA model ##

```

```

forecasted <- forecast(model, h=8)
accuracy(forecasted)
plot(forecasted)
f <- forecasted$fitted
M <- forecasted$mean

## Residuals ##
residuals_arma <- residuals(model)

## Plot Residuals ##
plot(residuals_arma, main="Residuals of SARIMA Model", ylab="Residuals",
xlab="Time")

##Check ACF of Residuals ##
Acf(residuals_arma, main="ACF of Residuals")
tsdisplay(residuals_arma, main="ACF of Residuals")

## Plot SARIMA Forecast ##
plot(forecasted, main="SARIMA Forecast", ylab="PM2.5(u/kg^3)", xlab="Year",lwd
=2,pch = 8)

## Plot SARIMA Forecast vs Actual ##
plot(P, main="SARIMA Forecast vs Actual", ylab="PM2.5(u/kg^3)", xlab="Year",lwd =2,
ylim=c(0,60),pch = 10)
lines(f, col='red',lwd = 2) # เส้นสีแดงคือค่าจริงจากชุดข้อมูล test
legend("topleft",legend=c("Actual", "SARIMA Forecast"),col=c( "black","red"),lty=1 ,cex =
1 )

accuracy(P, f)

## Plot SARIMA Forecast vs Actual ##
plot(M, main="SARIMA Forecast vs Actual", ylab="PM2.5(u/kg^3)", xlab="Year",lwd
=1.75, ylim=c(0,60),pch = 8,col='blue'

```

```

lines(P1, col='red',lwd = 1.5) # เส้นสีแดงคือค่าจริงจากชุดข้อมูล test
legend("topleft",legend=c("Actual", "SARIMA Forecast"),col=c("red", "blue"),lty=1 ,cex =
1 )

accuracy(M, P1)

accuracy(forecasted, P1)

setwd("G:/3 ARIMA PM2.5/Forecast value")
write.xlsx(M, file = "F21.xlsx")
setwd("G:/3 ARIMA PM2.5/residuals_arima")
write.xlsx(residuals_arima, file = "R21.xlsx")

##### SARIMA
##### station 29

## Read the data and save as a Time Series object.##
#Dataset <- read_excel("G:/3 ARIMA PM2.5/QQ16-23.xlsx")
#Dataset1 <- read_excel("G:/3 ARIMA PM2.5/QQ2024.xlsx")
#a = ts(Dataset,start = c(2016,1), end = c(2023, 12), frequency=12)
#a1 = ts(Dataset1,start = c(2024,1), end = c(2024, 12), frequency=12)

## make a training set & test set ##
window(a, start=c(2016,1), end=c(2023,12)) -> a.train
window(a1, start=c(2024,1), end=c(2024,12)) -> a.test
P <- a.train[,30]
P1 <- a.test[,30]

## Plot of PM2.5 ##
plot(P,type = "l", xlab = "Year", ylab = "PM2.5(u/kg^3)", main = "Time Series Plot of
PM2.5")
tsdisplay(P, main = "Plot of Data PM2.5")

```

```
ggseasonplot(P, xlab = "seasonal", ylab = "PM2.5(u/kg^3)", main = "Plot of seasonal
PM2.5",lwd = 2)
```

```
## Plot of Acf/Pacf/ Stationary test ##
acf(as.vector(P),main = "ACF of PM2.5",lag.max = 36)
pacf(as.vector(P),main = "PACF of PM2.5",lag.max = 36)
adf.test(P)
kpss.test(P)
```

```
## Automatic order selection ##
set.seed(999)
model <-auto.arima(P, trace = T,ic="aic")
model
summary(model)
#accuracy(model)
```

```
## checkresiduals ##
checkresiduals(model)
```

```
##### Check for assumption of Residuals #####
## Check for normality ##
ks.test(model$residuals, "pnorm", mean(model$residuals), sd(model$residuals))
```

```
# QQ Plot #
qqnorm(residuals(model))
qqline(residuals(model), col = "red")
#boxplot(P)
#hist(P)
```

```
##### t.test ** mean=0 #####
```

```

t.test(model$residuals)

## Check for autocorrelation ##
for(i in 1:36){
  print(Box.test(model$residuals,lag = i, type = "Ljung-Box"))
}

## Check for Heteroscedasticity ##
gqtest(P ~ model$residuals)
bptest(P ~ model$residuals)

## Forecast for SARIMA model ##
forecasted <- forecast(model, h=8)
accuracy(forecasted)
plot(forecasted)
f <- forecasted$fitted
M <- forecasted$mean

## Residuals ##
residuals_arma <- residuals(model)

## Plot Residuals ##
plot(residuals_arma, main="Residuals of SARIMA Model", ylab="Residuals",
xlab="Time")

##Check ACF of Residuals ##
Acf(residuals_arma, main="ACF of Residuals")

## Plot SARIMA Forecast ##
plot(forecasted, main="SARIMA Forecast", ylab="PM2.5(u/kg^3)", xlab="Year",lwd
=2,pch = 8)

```

```

## Plot SARIMA Forecast vs Actual ##
plot(P, main="SARIMA Forecast vs Actual", ylab="PM2.5(u/kg^3)", xlab="Year",lwd =2,
ylim=c(0,70),pch = 10)
lines(f, col='red',lwd = 2) # เส้นสีแดงคือค่าจริงจากชุดข้อมูล test
legend("topleft",legend=c("Actual", "SARIMA Forecast"),col=c("black","red"),lty=1 ,cex =
1 )

accuracy(P, f)

## Plot SARIMA Forecast vs Actual ##
plot(M, main="SARIMA Forecast vs Actual", ylab="PM2.5(u/kg^3)", xlab="Year",lwd
=1.75, ylim=c(5,70),pch = 8,col='blue')
lines(P1, col='red',lwd = 1.5) # เส้นสีแดงคือค่าจริงจากชุดข้อมูล test
legend("topleft",legend=c("Actual", "SARIMA Forecast"),col=c("red", "blue"),lty=1 ,cex =
1 )

accuracy(M, P1)

accuracy(forecasted, P1)

setwd("G:/3 ARIMA PM2.5/Forecast value")
write.xlsx(M, file = "F29.xlsx")
setwd("G:/3 ARIMA PM2.5/residuals_arma")
write.xlsx(residuals_arma, file = "R29.xlsx")

```



ตัวอย่าง โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์ แบบจำลอง SARIMA – ANN

```
#####
##### ANN-1
#####
##### station 1
#####
##### Mae Hong Son Province

#R21<- read.csv("G:/3 ARIMA PM2.5/residual 104/residuals_Mae Hong Son
Province/R21.csv")

#pm25_data <- R21[,2]

#R29<- read.csv("G:/3 ARIMA PM2.5/residual 104/residuals_Mae Hong Son
Province/R29.csv")

#pm25_data <- R29[,2]

#R30 <- read.csv("G:/3 ARIMA PM2.5/residual 104/residuals_Mae Hong Son
Province/R30.csv")

#pm25_data <- R30[,2]

#R39 <- read.csv("G:/3 ARIMA PM2.5/residual 104/residuals_Mae Hong Son
Province/R39.csv")

#pm25_data <- R39[,2]
```

```
R48 <- read.csv("G:/3 ARIMA PM2.5/residual_104/residuals_Mae Hong Son
Province/R48.csv")

pm25_data <- R48[,2]

# แปลงข้อมูลเป็น Time Series
pm25_ts <- ts(pm25_data, start = c(2016, 1), end = c(2024, 12), frequency = 12)

# แบ่งข้อมูลเป็นชุดฝึก (2016 - 2023) และชุดทดสอบ (มกราคม 2024 - ธันวาคม 2024)
train_data <- window(pm25_ts, start = c(2016, 1), end = c(2023, 12))
test_data <- window(pm25_ts, start = c(2024, 1), end = c(2024, 12))

# ปรับสเกลข้อมูล
train_scaled <- scale(train_data)
test_scaled <- scale(test_data, center = attr(train_scaled, "scaled:center"),
                    scale = attr(train_scaled, "scaled:scale"))

# สร้างพีเจอร์ lag สำหรับข้อมูล
create_lags <- function(data, lags = 12) {
  lagged_data <- data.frame(matrix(NA, nrow = length(data), ncol = lags))
  colnames(lagged_data) <- paste0("lag_", 1:lags)

  # สร้าง lag สำหรับแต่ละเดือน
  for (i in 1:lags) {
```

```

lagged_data[, i] <- stats::lag(data, k = i) # ใช้ lag() เพื่อเลื่อนข้อมูล

}

return(lagged_data)
}

# สร้างพีเจอร์ lag สำหรับข้อมูลชุดฝึก
train_lags <- create_lags(train_scaled, 12)
test_lags <- create_lags(test_scaled, 12)

#####
##### hidden = 1

# สร้างโมเดล ANN
model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
+ lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
data = train_lags, hidden = c(1), linear.output = TRUE)

# สรุปโมเดล
#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล
plot(model_ann)

```

```
# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ
predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE
mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

# แสดงผลลัพธ์
cat("MAPE: ", mape, "%\n")
cat("RMSE: ", rmse, "\n")
cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม
denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
attr(train_scaled, "scaled:center")
print(denormalized_predictions)
```

พูน ปณ ทิโต ชีเว

```
#####

##### hidden = 2

# สร้างโมเดล ANN

model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
+ lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
                        data = train_lags, hidden = c(2), linear.output = TRUE)

# สรุปโมเดล

#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล

plot(model_ann)

# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ

predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE

mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

# แสดงผลลัพธ์

cat("MAPE: ", mape, "%\n")
```

```
cat("RMSE: ", rmse, "\n")
```

```
cat("MAE: ", mae, "\n")
```

```
# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม
```

```
denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +  
attr(train_scaled, "scaled:center")
```

```
print(denormalized_predictions)
```

```
#####
```

```
##### hidden = 3
```

```
# สร้างโมเดล ANN
```

```
model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6  
+ lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
```

```
data = train_lags, hidden = c(3), linear.output = TRUE)
```

```
# สรุปโมเดล
```

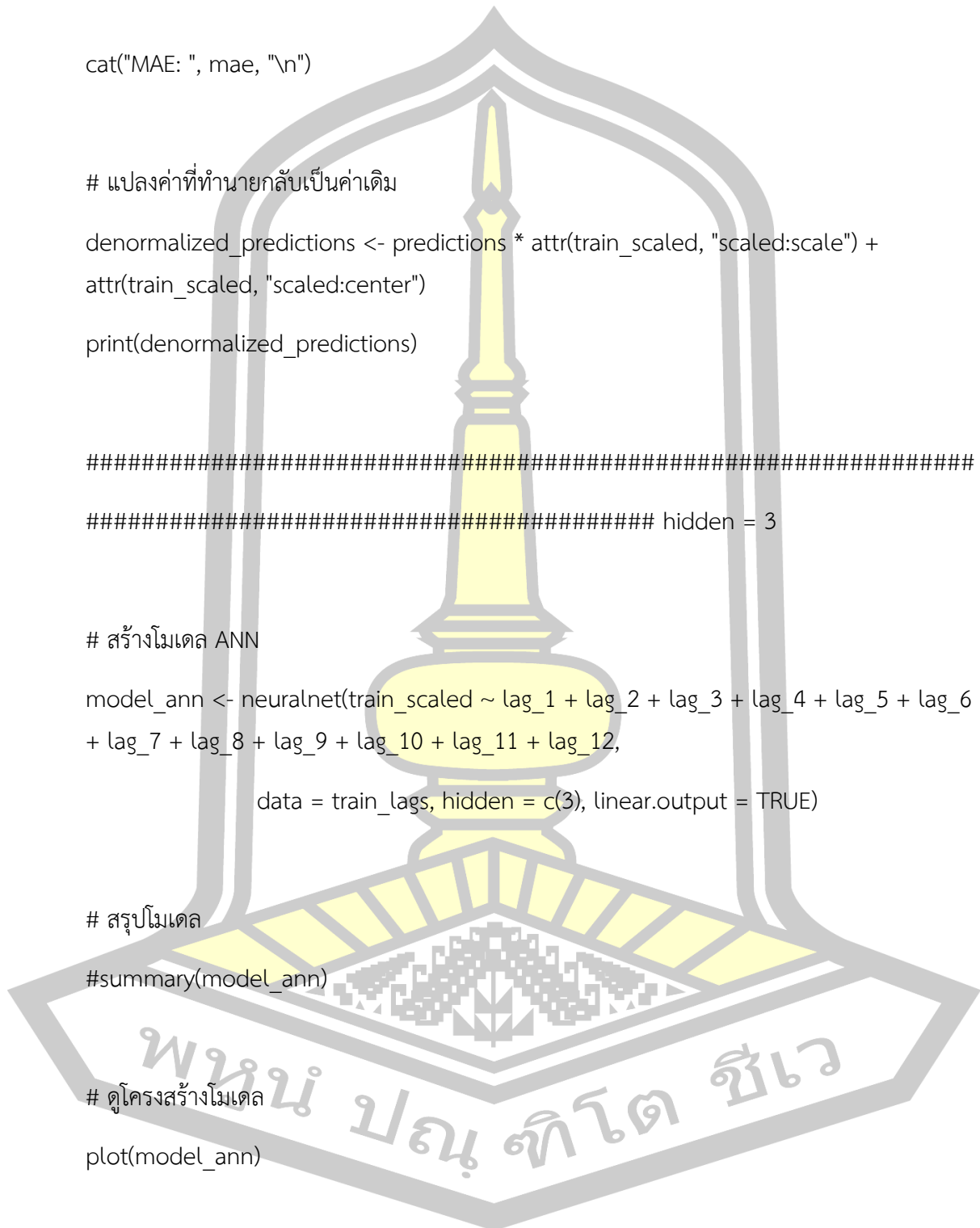
```
#summary(model_ann)
```

```
# ดูโครงสร้างโมเดล
```

```
plot(model_ann)
```

```
# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ
```

```
predictions <- predict(model_ann, test_lags)
```



```

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE

mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

# แสดงผลลัพธ์

cat("MAPE: ", mape, "%\n")
cat("RMSE: ", rmse, "\n")
cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม
denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
  attr(train_scaled, "scaled:center")
print(denormalized_predictions)

#####
##### hidden = 4

# สร้างโมเดล ANN

model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
+ lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,

data = train_lags, hidden = c(4), linear.output = TRUE)

```

```
# สรุปโมเดล
#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล
plot(model_ann)

# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ
predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE
mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

# แสดงผลลัพธ์
cat("MAPE: ", mape, "%\n")
cat("RMSE: ", rmse, "\n")
cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม
denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
  attr(train_scaled, "scaled:center")

print(denormalized_predictions)
```

```
#####

##### hidden = 5

# สร้างโมเดล ANN

model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
+ lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
                        data = train_lags, hidden = c(5), linear.output = TRUE)

# สรุปโมเดล

#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล

plot(model_ann)

# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ

predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE

mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

# แสดงผลลัพธ์

cat("MAPE: ", mape, "%\n")
```

```

cat("RMSE: ", rmse, "\n")

cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม
denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
  attr(train_scaled, "scaled:center")
print(denormalized_predictions)

#####
##### hidden = 6
#####

# สร้างโมเดล ANN
model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
  + lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
  data = train_lags, hidden = c(6), linear.output = TRUE)

# สรุปโมเดล
#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล
plot(model_ann)

# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ

```

```
predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE
mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

# แสดงผลลัพธ์
cat("MAPE: ", mape, "%\n")
cat("RMSE: ", rmse, "\n")
cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม
denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
attr(train_scaled, "scaled:center")
print(denormalized_predictions)
```

พหุ ประถมศึกษา ชีวะ

```

#####
##### hidden = 7

# สร้างโมเดล ANN
model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
+ lag_7
+ lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
data = train_lags, hidden = c(7), linear.output = TRUE)

# สรุปโมเดล
#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล
plot(model_ann)

# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ
predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE
mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

```

```

# แสดงผลลัพธ์

cat("MAPE: ", mape, "%\n")

cat("RMSE: ", rmse, "\n")

cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม

denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
attr(train_scaled, "scaled:center")

print(denormalized_predictions)

#####
##### hidden = 8

# สร้างโมเดล ANN

model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
+ lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
data = train_lags, hidden = c(8), linear.output = TRUE)

# สรุปโมเดล
#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล

plot(model_ann)

```

```
# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ
predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE
mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

# แสดงผลลัพธ์
cat("MAPE: ", mape, "%\n")
cat("RMSE: ", rmse, "\n")
cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม
denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
  attr(train_scaled, "scaled:center")
print(denormalized_predictions)
```

พหุ ประถมศึกษา ชีวะ

```
#####
##### hidden = 9
# สร้างโมเดล ANN
model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
+ lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
                        data = train_lags, hidden = c(9), linear.output = TRUE)

# สรุปโมเดล
#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล
plot(model_ann)

# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ
predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE
mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

# แสดงผลลัพธ์
```

```

cat("MAPE: ", mape, "%\n")

cat("RMSE: ", rmse, "\n")

cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม

denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
attr(train_scaled, "scaled:center")

print(denormalized_predictions)

#####

##### hidden = 10

# สร้างโมเดล ANN

model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
+ lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
                        data = train_lags, hidden = c(10), linear.output = TRUE)

# สรุปโมเดล

#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล

plot(model_ann)

```

```
# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ
predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE
mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

# แสดงผลลัพธ์
cat("MAPE: ", mape, "%\n")
cat("RMSE: ", rmse, "\n")
cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม
denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
attr(train_scaled, "scaled:center")
print(denormalized_predictions)
```

พหุ ประถมศึกษา ชีวะ

```
#####
##### hidden = 15
#####

# สร้างโมเดล ANN
model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
+ lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
                        data = train_lags, hidden = c(15), linear.output = TRUE)

# สรุปโมเดล
#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล
plot(model_ann)

# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ
predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE
mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))
```

```

# แสดงผลลัพธ์

cat("MAPE: ", mape, "%\n")

cat("RMSE: ", rmse, "\n")

cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม

denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
attr(train_scaled, "scaled:center")

print(denormalized_predictions)

#####
##### hidden = 20

# สร้างโมเดล ANN

model_ann <- neuralnet(train_scaled ~ lag_1 + lag_2 + lag_3 + lag_4 + lag_5 + lag_6
+ lag_7 + lag_8 + lag_9 + lag_10 + lag_11 + lag_12,
                        data = train_lags, hidden = c(20), linear.output = TRUE)

# สรุปโมเดล

#summary(model_ann)

# ดูโครงสร้างโมเดล

```

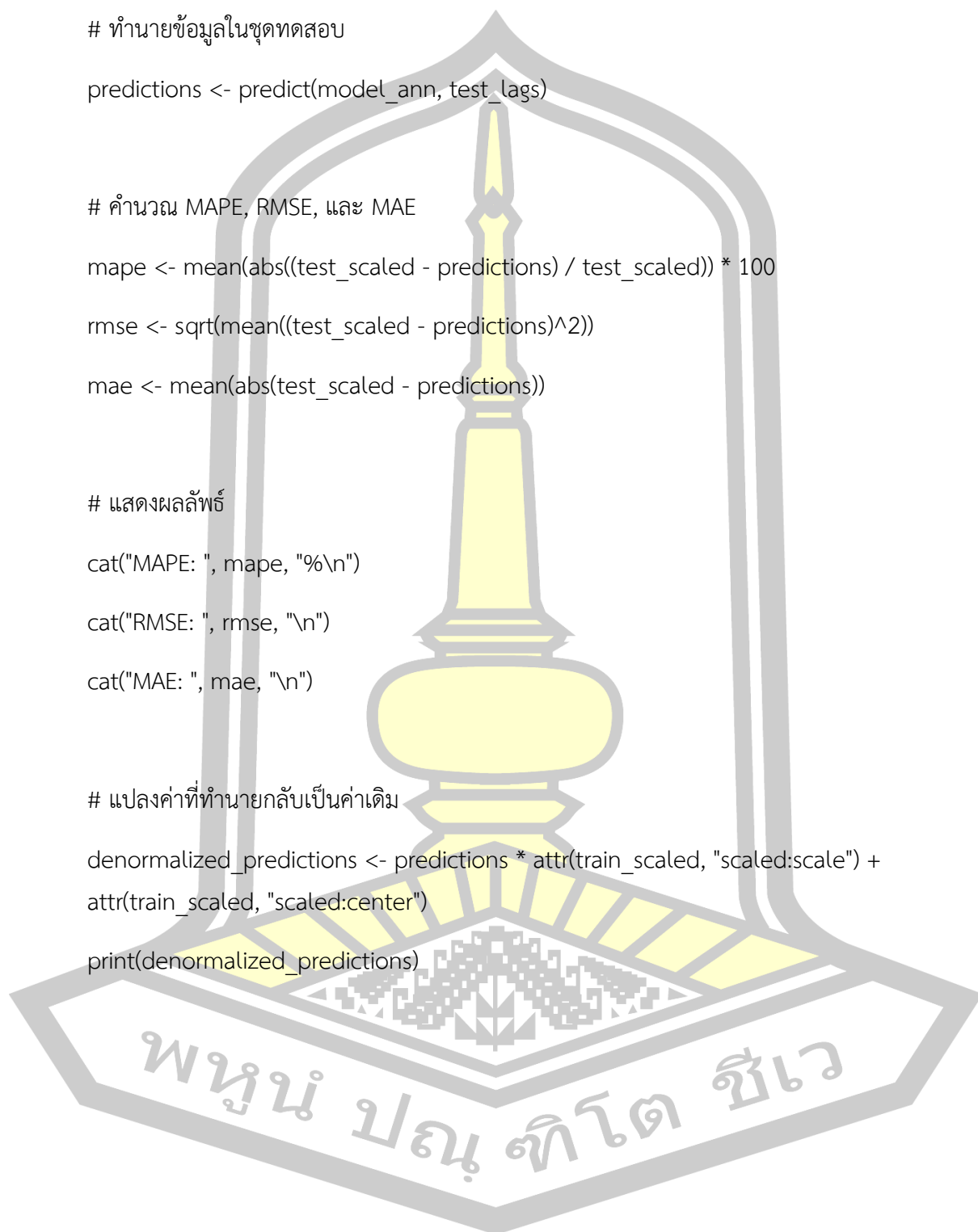
```
plot(model_ann)

# ทำนายข้อมูลในชุดทดสอบ
predictions <- predict(model_ann, test_lags)

# คำนวณ MAPE, RMSE, และ MAE
mape <- mean(abs((test_scaled - predictions) / test_scaled)) * 100
rmse <- sqrt(mean((test_scaled - predictions)^2))
mae <- mean(abs(test_scaled - predictions))

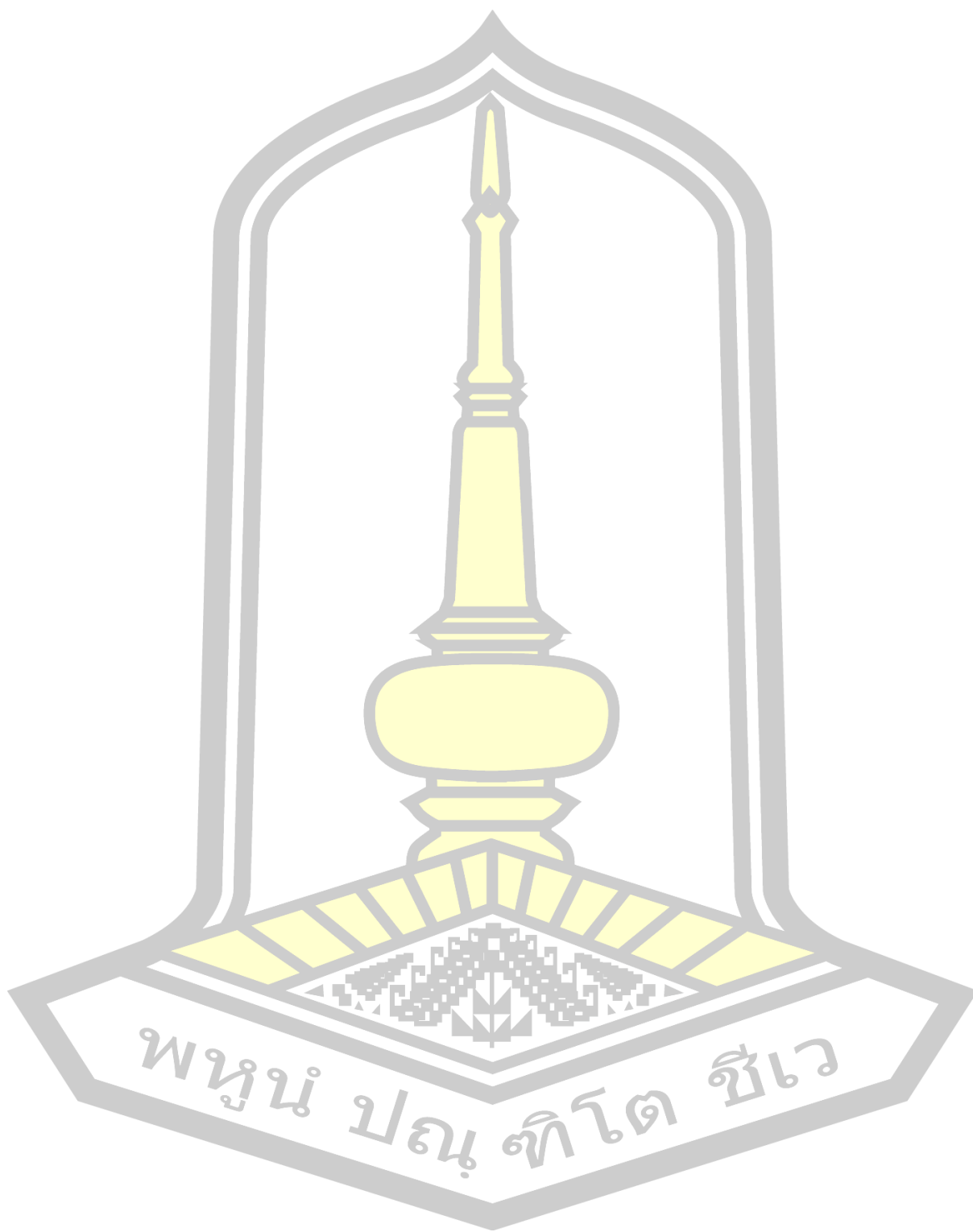
# แสดงผลลัพธ์
cat("MAPE: ", mape, "%\n")
cat("RMSE: ", rmse, "\n")
cat("MAE: ", mae, "\n")

# แปลงค่าที่ทำนายกลับเป็นค่าเดิม
denormalized_predictions <- predictions * attr(train_scaled, "scaled:scale") +
attr(train_scaled, "scaled:center")
print(denormalized_predictions)
```



บรรณานุกรม





พหุณฺ์ ปณฺุ ทิตฺ สวี

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นางสาววรรณณา เต็มทรัพย์
วันเกิด	6 สิงหาคม พ.ศ. 2540
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	19 หมู่ที่ 2 ต.บ้านแร่ อ.เขวาสินรินทร์ จ.สุรินทร์ 32000
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	เจ้าหน้าที่บริหารงานทั่วไป
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	คณะศิลปกรรมศาสตร์และวัฒนธรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ประวัติการศึกษา	-2563 วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาคณิตศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม - 2568 วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ทุนวิจัย	ได้รับทุน ประเภทส่งเสริมการตีพิมพ์สำหรับนิสิตระดับบัณฑิตศึกษา ประจำปี 2568
ผลงานวิจัย	-

พูน ปณ ทิโต ชีเว