

การเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง
โรคปอดอักเสบ โรคอีสุกอีใส และโรควัณโรคปอด
COMPARISON OF FORECASTING METHODS
IN PREDICTING INCIDENCE OF ACUTE DIARRHEA,
PNEUMONIA, CHICKENPOX, AND TUBERCULOSIS
PULMONARY



พิมพ์พนิต พวงกนก
รุจิรา ดอกรักษ์
อริตยา ไกรทอง
อิงอัชฌา บุงขุนทด

ปัญหาพิเศษนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)

ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ **ปีการศึกษา 2561** ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COMPARISON OF FORECASTING METHODS
IN PREDICTING INCIDENCE OF ACUTE DIARRHEA,
PNEUMONIA, CHICKENPOX, AND TUBERCULOSIS
PULMONARY



A SPECIAL PROBLEM SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF
THE REQUIREMENTS FOR
THE DEGREE OF BACHELOR OF SCIENCE (APPLIED STATISTICS)
DEPARTMENT OF STATISTICS, FACULTY OF SCIENCE
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABUNG

ACADEMIC YEAR 2018

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ภายในเท่านั้น อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

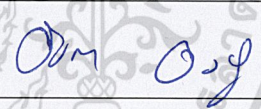
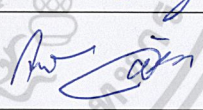

หัวข้อปัญหาพิเศษ การเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง โรคปอดอักเสบ โรคอหิวาต์ และโรควัณโรคปอด

Comparison of Forecasting Methods in Predicting Incidence of Acute diarrhea, Pneumonia, Chickenpox, and Tuberculosis Pulmonary

ชื่อนักศึกษา นางสาวพิมพ์พนิต พวงกนก รหัสนักศึกษา 58051282
นางสาวรุจิรา ดอกรักษ์ รหัสนักศึกษา 58051308
นางสาวอติธยา ไกรทอง รหัสนักศึกษา 58051346
นางสาวอิงอัชฌา บุงขุนทด รหัสนักศึกษา 58051354

ปริญญา วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชา สถิติ
ปีการศึกษา 2561
อาจารย์ที่ปรึกษา ดร.ยุวดี กล่อมวิเศษ

คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง อนุมัติให้ปัญหาพิเศษนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์) ประจำปีการศึกษา 2561

คณะกรรมการสอบ	ลายมือชื่อ
ผศ.ดร.อัชฌา อระวีพร ประธานกรรมการ	
ผศ.ดร.กนกวรรณ ลีโรจนาประภา กรรมการ	
ดร.ยุวดี กล่อมวิเศษ กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษา	

ลิขสิทธิ์ของคณะวิทยาศาสตร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ในเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อปัญหาพิเศษ	การเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง โรคปอดอักเสบ โรคอหิวาต์ และโรคฉี่หนู		
ชื่อนักศึกษา	นางสาวพิมพ์พนิต	พวงกนก	รหัสนักศึกษา 58051282
	นางสาวรุจิรา	ดอกรักษ์	รหัสนักศึกษา 58051308
	นางสาวอติธยา	ไกรทอง	รหัสนักศึกษา 58051346
	นางสาวอิงอัสมา	บุษขุนทด	รหัสนักศึกษา 58051354
ปริญญา	วิทยาศาสตรบัณฑิต (สถิติประยุกต์)		
ภาควิชา	สถิติ		
คณะ	วิทยาศาสตร์		
มหาวิทยาลัย	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.)		
ปีการศึกษา	2561		
อาจารย์ที่ปรึกษา	ดร.ยุวดี กล่อมวิเศษ		

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยา อันได้แก่ โรคอุจจาระร่วง โรคปอดอักเสบ โรคอหิวาต์ และโรคฉี่หนู ที่เก็บรวบรวมข้อมูลโดยสำนักระบาดวิทยา โดยใช้ข้อมูลหัตถ์ภูมิรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2551 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ.2561 โดยวิธีที่นำมาใช้พยากรณ์ได้แก่ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งใช้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) และ ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) เป็นเกณฑ์ในการเลือกวิธีที่เหมาะสม จากการสำรวจข้อมูลเบื้องต้นพบว่า จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคอุจจาระร่วง เป็นข้อมูลที่สแตชันนารี จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคปอดอักเสบ จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคอหิวาต์ และจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคปอดอักเสบ เป็นข้อมูลที่ไม่สแตชันนารี กล่าวคือ จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคปอดอักเสบ จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคอหิวาต์ มีแนวโน้มและฤดูกาล และจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคปอดอักเสบมีแนวโน้ม ผลจากการเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี พบว่า วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคอุจจาระร่วง ซึ่งได้ค่า RMSE = 14918.68 และ MAPE เท่ากับ 19.28% วิธีโครงข่ายประสาทเทียม เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคปอดอักเสบ ซึ่งได้ค่า RMSE เท่ากับ 1709.72 และ MAPE เท่ากับ 14.74% และ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคอหิวาต์และโรคฉี่หนู ซึ่งได้ค่า RMSE เท่ากับ 1093.20 MAPE เท่ากับ 21.39% และ RMSE เท่ากับ 2429.38 MAPE เท่ากับ 22.08% ตามลำดับ สุดท้ายนี้ ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่า การศึกษาครั้งนี้จะสามารถเป็นประโยชน์ สำหรับการวางแผนควบคุมและป้องกันโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยา

คำสำคัญ : วิธีโครงข่ายประสาทเทียม, วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์, โรคปอดอักเสบ, โรคฉี่หนู, โรคอหิวาต์, โรคอุจจาระร่วง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Comparison of Forecasting Methods in Predicting Incidence of Acute diarrhea, Pneumonia, Chickenpox, and Tuberculosis Pulmonary		
Students	Pimpanit	Puangkanok	ID 58051282
	Rujira	Dokrak	ID 58051308
	Atitaya	Kraithong	ID 58051346
	Ingatcha	Bungkhuntod	ID 58051354
Degree	Bachelor of Science (Applied Statistics)		
Department	Statistics		
Faculty	Science		
University	King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL)		
Advisor	Dr. Yuwadee Klomwises		

ABSTRACT

The objective of this study was to compare performance of forecasting methods which was applied to diseases under surveillance including incidence of acute diarrhea, pneumonia, chickenpox and tuberculosis. The secondary data were taken from the Bureau of Epidemiology, Thailand and consist of 128 series from January 2008 to August 2019. In addition, the forecasting methods were Box and Jenkins Method, Support Vector Machine, and Neural Network. The root mean square error (RMSE) and mean absolute percent error (MAPE) were applied to choose the most appropriated technique. Based on exploratory data analysis, we found that the number of patients having acute Diarrhea was stationary. On the other hand, the number of patients having Pneumonia, Chickenpox, and were non-stationary. Additionally, incidence of acute diarrhea and chickenpox shown trend and seasonal, while incidence of tuberculosis only included trend. From investigating efficient of three forecasting methods, we could conclude that the support vector machine was proper for incidence of acute diarrhea with RMSE = 14918.68 and MAPE = 19.28%. The neural network method was suitable for pneumonia with RMSE = 1709.72 and MAPE = 14.74%. The Box and Jenkins method were appropriate for incidence of chickenpox with RMSE = 1093.20 and MAPE = 21.39%. Also, the Box and Jenkins method were suitable for incidence of tuberculosis pulmonary with RMSE = 2429.38 and MAPE = 22.08%. Finally, we hope that the results in this research could be beneficial to plan, control, and prevent diseases under surveillance.

KEYWORDS : Neural network, Support vector machine, Box and Jenkins Method,

Acute diarrhea, Pneumonia, Chickenpox, Tuberculosis Pulmonary

เอกสารนี้เป็นเอกสารตัวอย่าง ใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ปัญหาพิเศษฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดีเนื่องมาจากคณะผู้จัดทำได้รับความอนุเคราะห์และความกรุณาเป็นอย่างยิ่งจาก ดร.ยุวดี กลุ่มวิเศษ อาจารย์ที่ปรึกษาปัญหาพิเศษ ที่ได้กรุณาสละเวลาให้คำปรึกษา ให้ข้อคิดเห็น และแนวทางต่างๆ อันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการทำปัญหาพิเศษ รวมไปถึงตรวจทาน และแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ด้วยความเอาใจใส่ทุกขั้นตอน เอื้อเฟื้อหนังสืออ้างอิงในการค้นคว้าข้อมูล และติดตามความก้าวหน้าในการดำเนินงาน อีกทั้งยังช่วยแก้ปัญหาต่างๆ ที่เกิดขึ้นระหว่างดำเนินงานอีกด้วย จนทำให้ปัญหาพิเศษฉบับนี้สมบูรณ์ คณะผู้จัดทำรู้สึกซาบซึ้งในความกรุณาและขอกราบขอบพระคุณด้วยความเคารพอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณ ผศ.ดร.อชฌา อระวีพร และ ผศ.ดร.กนกวรรณ ลีโรจนาประภา คณะกรรมการสอบปัญหาพิเศษ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา ข้อเสนอแนะ และแนวคิดต่างๆ ที่เป็นประโยชน์ รวมถึงตรวจสอบและแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ เพิ่มเติม ทำให้ปัญหาพิเศษฉบับนี้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

ขอกราบขอบคุณ คณาจารย์สาขาวิชาสถิติประยุกต์ทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทความรู้ และให้คำแนะนำต่างๆ จนกระทั่งสำเร็จการศึกษา รวมถึงเจ้าหน้าที่สาขาวิชาสถิติประยุกต์ทุกท่าน ที่ให้ความช่วยเหลือ ประสานงาน และอำนวยความสะดวกในการทำปัญหาพิเศษเป็นอย่างดี

ขอขอบคุณสำนักโรคเฝ้าระวังระบาดวิทยาที่ให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลในการทำปัญหาพิเศษในครั้งนี้อย่างสะดวกและครบถ้วน

ขอขอบคุณเพื่อนๆ สาขาวิชาสถิติประยุกต์สำหรับกำลังใจและความช่วยเหลือที่มีมาให้โดยตลอด

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

นางสาวพิมพ์พนิต พวงกนก
นางสาวรุจิรา ดอกรักษ์
นางสาวอติธยา ไกรทอง
นางสาวอิงอชฌา บุงขุนทด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญรูป.....	ฅ

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย.....	3
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
1.5 คำจำกัดความในการวิจัย.....	3

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1.1 ความหมายของการพยากรณ์.....	5
2.1.2 การทดสอบแมวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล.....	5
2.1.3 วิธีบ็อกซ์ และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method).....	7
2.1.4 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine).....	14
2.1.5 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network).....	18
2.1.6 เกณฑ์ที่ใช้ในการวัดความแม่นยำของตัวแบบ.....	21
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	22

บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย

3.1 ลักษณะข้อมูลและแหล่งที่มาของข้อมูล.....	27
---	----

3.1.1 ลักษณะข้อมูล.....	27
-------------------------	----

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามเผยแพร่ไปยังบุคคลอื่นโดยไม่ได้รับอนุญาตจากผู้จัดทำซ้ำที่มีหน้าที่

3.1.2 แหล่งที่มาของข้อมูล.....	27
--------------------------------	----

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน.....	27
บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล	
4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง.....	32
4.1.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	34
4.1.2 วิธีชีพพอร์ดเวกเตอร์แมชชีน.....	38
4.1.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	39
4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ.....	44
4.2.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	44
4.2.2 วิธีชีพพอร์ดเวกเตอร์แมชชีน.....	49
4.2.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	50
4.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอหิวาต์.....	56
4.3.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	57
4.3.2 วิธีชีพพอร์ดเวกเตอร์แมชชีน.....	62
4.3.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	63
4.4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนู.....	69
4.4.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	71
4.4.2 วิธีชีพพอร์ดเวกเตอร์แมชชีน.....	76
4.4.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	77
บทที่ 5 สรุปผลวิจัยและข้อเสนอแนะ	
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	83
5.1.1 จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง.....	83
5.1.2 จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ.....	84
5.1.3 จำนวนผู้ป่วยโรคอหิวาต์.....	84
5.1.4 จำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนู.....	85

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ 5.2 ข้อเสนอแนะในการใช้ระบบเพื่อลดการเสียชีวิตจากนั้น ไปลงสมุดบันทึกไปใช้ประโยชน์ได้บน 85 ถ้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง.....	86
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก.....	91
ภาคผนวก ข.....	95
ภาคผนวก ค.....	97



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ลักษณะของ $\rho_k(Y_t), \rho_k(Z_t), \rho_{kk}(Y_t), \rho_{kk}(Z_t)$ สำหรับรูปแบบ ARIMA(p,d,q).....	11
2.2 ลักษณะของ $\rho_k(Z_t), \rho_{kk}(Z_t)$ สำหรับรูปแบบ SARIMA(P,D,Q) ₁₂	11
3.1 ตารางแสดง Input เมื่อกำหนด p โดยที่ p =1,2,3,4,5,6.....	30
4.1 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ ARMA(2)	36
4.2 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ ARMA(2)	36
4.3 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2561.....	37
4.4 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561.....	38
4.5 ตารางแสดง Input เมื่อกำหนด p โดยที่ p =1,2,3,4,5,6.....	39
4.6 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 6 ตัวแบบของจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง....	42
4.7 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561...43	43
4.8 ตารางแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยวิธีบ็อกซ์และ เจนกินส์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561.....	43
4.9 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง.....	43
4.10 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ ARIMA(1,1,1) × SARIMA(0,1,1) ₁₂	47
4.11 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ ARIMA(1,1,1) × SARIMA(0,1,1) ₁₂	48
4.12 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2561.....	49
4.13 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561...50	50
4.14 ตารางแสดง Input เมื่อกำหนด p โดยที่ p =1,2,3,4,5,6	50
4.15 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 6 ตัวแบบ ของจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ.....	54
4.16 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปี 2561.....	54
4.17 ตารางแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยวิธีบ็อกซ์และ เจนกินส์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561.....	55
4.18 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ.....	55
4.19 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ ARIMA(1,1,1) × SARIMA(2,1,0) ₁₂	59
4.20 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ ARIMA(1,1,1) × SARIMA(2,1,0) ₁₂	60

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.21 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอสุกฮิสด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2561.....	61
4.22 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอสุกฮิส ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561.....	62
4.23 ตารางแสดง Input เมื่อกำหนด p โดยที่ $p = 1,2,3,4,5,6$	63
4.24 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 6 ตัวแบบ ของจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกฮิส.....	66
4.25 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอสุกฮิส ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปี 2561...	67
4.26 ตารางแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกฮิส และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561.....	67
4.27 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของอนุกรมเวลา จำนวนผู้ป่วยโรคอสุกฮิส.....	67
4.28 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ $ARIMA(3,1,2)$	73
4.29 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ $ARIMA(3,1,2)$	74
4.30 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอดด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2561.....	75
4.31 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรค ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561...	76
4.32 ตารางแสดง Input เมื่อกำหนด p โดยที่ $p = 1,2,3,4,5,6$	77
4.33 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 6 ตัวแบบ ของจำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอด.....	80
4.34 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปี 2561.....	81
4.35 ตารางแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอด และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยวิธีบ็อกซ์และ เจนกินส์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561.....	81
4.36 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของอนุกรมเวลา จำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอด.....	81

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 การจำแนกกลุ่มข้อมูลโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	14
2.2 ภาพหลักการทำงานของ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบถดถอย.....	14
2.3 ภาพแสดงการแบ่งกลุ่มของ Polynomial Function.....	16
2.4 ภาพแสดงการแบ่งกลุ่มของ Sigmoid Function.....	17
2.5 ภาพแสดงการแบ่งกลุ่มของ Radial Basis Function.....	17
2.6 แสดงการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม.....	18
2.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวสำหรับการจำแนกกลุ่ม	19
2.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวสำหรับการวิเคราะห์การถดถอย.....	20
2.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นสำหรับการจำแนกกลุ่ม.....	20
2.10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นสำหรับการวิเคราะห์การถดถอย.....	21
3.1 กระบวนการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	28
3.2 กระบวนการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	29
4.1 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง.....	32
4.2 การทดสอบการแจกแจงปกติโดยใช้ Q-Q plot.....	32
4.3 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง.....	34
4.4 คอเรลโรแกรมของ Autocorrelation Function (ACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง.....	35
4.5 คอเรลโรแกรมของ Partial - Autocorrelation Function (PACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง.....	36
4.6 กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วย ของโรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	37
4.7 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของ โรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	38
4.8 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 1$	39
4.9 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 2$	40
4.10 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 3$	40
4.11 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 4$	41

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.12 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 5$	41
4.13 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 6$	42
4.14 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ.....	44
4.15 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ.....	44
4.16 อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง.....	45
4.17 อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง.....	45
4.18 คอเรลโรแกรมของ Autocorrelation Function (ACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนโรคปอดอักเสบที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง.....	46
4.19 คอเรลโรแกรมของ Partial-Autocorrelation Function (PACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนโรคปอดอักเสบที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง.....	46
4.20 กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วย ของโรคปอดอักเสบด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	48
4.21 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์ จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	49
4.22 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 1$	51
4.23 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 2$	51
4.24 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 3$	52
4.25 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 4$	52
4.26 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 5$	53
4.27 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 6$	53
4.28 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคซิสติกอัส.....	56
4.29 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคซิสติกอัส.....	57
4.30 อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคซิสติกอัสที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง.....	57

เอกสารนี้เป็นทรัพย์สินของมหาวิทยาลัยราชภัฏวไลยอลงกรณ์
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.31 อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกัไอที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง.....	58
4.32 คอเรลโรแกรมของ Autocorrelation (ACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกัไอที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง.....	58
4.33 คอเรลโรแกรมของ Partial-Autocorrelation (PACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกัไอที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง.....	59
4.34 กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วย ของโรคอสุกัไอด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	61
4.35 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของ โรคอสุกัไอด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	62
4.36 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกัไอ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 1$	63
4.37 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกัไอ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 2$	64
4.38 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกัไอ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 3$	64
4.39 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกัไอ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 4$	65
4.40 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกัไอ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 5$	65
4.41 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกัไอ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 6$	66
4.42 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกัไอพร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	68
4.43 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกัไอพร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	68
4.44 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคฉับโรคปอด.....	69
4.45 การทดสอบการแจกแจงปกติโดยใช้การทดสอบ Anderson-Darling.....	70
4.46 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคฉับโรคปอด.....	71
4.47 อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคฉับโรคปอดที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง.....	72
4.48 คอเรลโรแกรมของ Autocorrelation Function (ACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนโรคฉับโรคปอดที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง.....	72
4.49 คอเรลโรแกรมของ Partial-Autocorrelation Function (PACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนโรคฉับโรคปอดที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง.....	73

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.50 กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วย ของโรคฉี่หนูโรคปอดด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	75
4.51 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของ โรคฉี่หนูโรคปอดด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	76
4.52 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคฉี่หนูโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 1$	77
4.53 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคฉี่หนูโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 2$	78
4.54 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคฉี่หนูโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 3$	78
4.55 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคฉี่หนูโรคปอด วิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 4$	79
4.56 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคฉี่หนูโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 5$	79
4.57 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคฉี่หนูโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 6$	80
4.58 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอด พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	82
4.59 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอด พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	82
5.1 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน.....	83
5.2 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	84
5.3 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	94
5.4 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอด พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์.....	95

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ประเทศไทยในปัจจุบันนั้นเป็นประเทศที่กำลังพัฒนาในหลายๆด้าน ทั้งด้านเทคโนโลยี ด้านคมนาคม ด้านอุตสาหกรรม ด้านสาธารณสุข รวมไปถึงทางด้านทางการแพทย์ ซึ่งในขณะนี้เทคโนโลยีทางการแพทย์มีความล้ำหน้าค่อนข้างสูงและมีแนวโน้มที่จะมีการพัฒนาเพิ่มขึ้นอย่างไม่หยุดยั้ง แต่อย่างไรก็ตาม อัตราและจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาของสำนักระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข ที่มีการเผยแพร่จำนวน 19 โรค ในจำนวนนี้มียังบางโรคที่มีแนวโน้มของจำนวนผู้ป่วยเพิ่มสูงขึ้นเรื่อยๆ จึงจำเป็นต้องมีการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยา เพื่อใช้เป็นข้อมูลประกอบการวางแผนในการป้องกันและควบคุมโรคเหล่านั้น เพื่อให้สามารถลดอัตราและจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยา และยังสามารถนำเอาข้อมูลนี้มาช่วยประกอบการวางแผนกำลังพลและเครื่องมือทางด้านทางการแพทย์และสาธารณสุข เพื่อที่จะสามารถให้บริการแก่ประชาชนได้อย่างทั่วถึงซึ่งในการอ่านงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโรคดังกล่าวพบว่า มีการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วย เช่น งานของดาว สวงวันรังศิริกุล เรื่องการศึกษาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร โดยใช้เทคนิคทางอนุกรมเวลา [1]

แม้ว่าในปัจจุบันนั้นจะมีการสาธารณสุข เทคโนโลยีทางการแพทย์ มาตรการป้องกันและรักษาโรคต่างๆ อย่างไรก็ตามก็ไม่ได้หมายความว่าจะสามารถรักษาหรือป้องกันได้ครอบคลุมทุกโรค โดยเฉพาะอย่างยิ่งการระบาดของโรคที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมของการทานอาหาร ฤดูกาล หรือสภาวะมลพิษ ที่ส่งผลกระทบต่ออย่างรุนแรงต่อมนุษย์มากขึ้นในทุกๆปี เหตุอันสืบเนื่องมาจากพฤติกรรมกรรมการทานอาหารของคนไทยในปัจจุบันเป็นปัจจัยหลักของการเกิดโรค ไม่ว่าจะเป็นการทานอาหารแบบกึ่งสุกกึ่งดิบ ทานอาหารที่ไม่สะอาด เช่น เนื้อสัตว์ ผักผลไม้ ที่มีการใช้สารเคมีและทำความสะอาดไม่ดีเท่าที่ควร ทานอาหารสดที่ไม่ผ่านการปรุงสุกทุกชนิด น้ำดื่มที่ไม่สะอาดเพียงพอ ความมั่งง่าย ไม่ล้างมืออย่างถูกสุขลักษณะแล้วหยิบจับอาหารเข้าปากด้วยมือเปล่า อีกทั้งอุณหภูมิที่สูงขึ้นในประเทศไทยส่งผลให้เชื้อโรคเจริญเติบโตในอาหารอย่างรวดเร็ว จึงทำให้อาหารบูดหรือเสียได้ง่าย เมื่อรับประทานเข้าไปก็มีความเสี่ยงต่อโรคที่เกี่ยวข้องระบบทางเดินอาหาร พฤติกรรมการทานอาหารเหล่านี้ล้วนเป็นปัจจัยสำคัญที่ก่อให้เกิดโรคอุจจาระร่วงทั้งสิ้น

เนื่องจากประเทศไทยมีภูมิประเทศอยู่ในเขตร้อนชื้น ในช่วงฤดูร้อนของทุกปีจะก่อให้เกิดเชื้อไวรัสต่างๆที่แพร่กระจายอยู่ไปทั่ว และทุกคนต่างก็มีโอกาสที่จะได้รับเชื้อไวรัสเข้าสู่ร่างกายได้ทั้งนั้น หากไม่มีการป้องกันเป็นที่ดีและถูกต้อง ปัจจัยที่ทำให้เกิดโรคคือ การสัมผัสกับการไอ จาม ของผู้ป่วย สัมผัสกับสิ่งของที่ผู้ป่วยใช้ สัมผัสกับร่างกายของผู้ป่วยโดยตรง และไม่สามารถทราบได้เลยว่าใครที่ป่วยเป็นโรคติดต่อแล้วสามารถแพร่เชื้อไวรัสให้กับผู้อื่นได้ ปัจจัยต่างๆ ที่กล่าวมาอาจทำให้เกิดโรคอสุกอีใสได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในช่วงปลายปี พ.ศ.2561 จนถึง ต้นปี พ.ศ.2562 ประเทศไทยประสบสภาวะมลพิษที่รุนแรงและน่ากลัวเป็นอย่างมาก และที่น่าเป็นห่วงมากยิ่งขึ้นก็คือ การมีค่าฝุ่นละออง PM2.5 เกินมาตรฐานที่กำหนด การหายใจเข้าออกโดยตรงเป็นการรับสารที่ก่อให้เกิดการระคายเคืองต่อระบบทางเดินหายใจ เช่น ฝุ่นควัน สารเคมีที่ระเหยได้ อาจทำให้เกิดภาวะปอดอักเสบและเลือดเป็นพิษ ซึ่งปัญหาสำคัญเกี่ยวกับเรื่องของระบบทางเดินหายใจที่สามารถก่อให้เกิดโรคได้เหล่านี้จึงเป็นปัจจัยที่อาจทำให้เกิดโรคปอดอักเสบและโรควัณโรคปอดได้

ปัจจุบันมีเทคนิคที่สามารถใช้ในการพยากรณ์โดยเฉพาะเทคนิคทาง Machine Learning มากขึ้น และมีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคทาง Machine Learning ที่ได้ศึกษา เช่น ระบบการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และ เพื่อทำการประเมินความพึงพอใจของระบบการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจ [2] และ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนถูกพัฒนาขึ้นเพื่อพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยารักษาโรครายเดือนของประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการส่งออกยารักษาโรคตั้งแต่เดือนมกราคม 2541 ถึงเดือนมกราคม 2557 ซึ่งตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่น่าเสนอถูกเปรียบเทียบกับประสิทธิภาพความแม่นยำกับตัวแบบอาร์มาที่มีประสิทธิภาพดีในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยารักษาโรค [3] จากการกล่าวข้างต้น ทำให้ผู้วิจัยมีความสนใจที่จะทำการศึกษาการเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยา โดยการนำเอาวิธีการทางอนุกรมเวลา และเทคนิค Machine Learning มาประยุกต์ใช้เพื่อการพยากรณ์กับข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลา เพื่อช่วยส่งเสริมทางด้านสาธารณสุขในด้านการวางแผน ควบคุมและป้องกันโรค เพื่อลดอัตราและจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในอนาคต จากข้อมูลทีกล่าวมาข้างต้นนั้น ผู้วิจัยได้เลือกโรคที่จะนำมาศึกษาวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมจำนวนทั้งหมด 4 โรค ได้แก่ โรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคอีสุกอีใส (Chickenpox) และโรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary) และได้เลือกใช้วิธีพยากรณ์ทั้งหมด 3 วิธี ดังนี้ วิธีบ็อกซ์ และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method) วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) นำมาเปรียบเทียบหาวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด โดยใช้ข้อมูลชุดนี้ในการพยากรณ์ เพื่อให้ทราบถึงวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูล ซึ่งการพยากรณ์และวิเคราะห์ข้อมูลทำได้โดยใช้โปรแกรม R

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. ทาวิธีเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังระบาดวิทยาอันได้แก่ โรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคอีสุกอีใส (Chickenpox) และโรควัณโรคปอด(Tuberculosis Pulmonary)
2. เพื่อพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังระบาดวิทยา อันได้แก่ โรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคอีสุกอีใส (Chickenpox) และโรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary) ในเดือนมกราคม- เดือนสิงหาคม พ.ศ. 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

ในการทำปัญหาพิเศษครั้งนี้ ใช้ข้อมูลจากสำนักโรคเฝ้าระวังระบาดวิทยาแบบรายเดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2551 – 2560 ของโรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคอีสุกอีใส (Chickenpox) และ โรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary) ศึกษาการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์ และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method) วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) และใช้โปรแกรม R ในการวิเคราะห์ข้อมูล

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เพื่อให้ทราบว่าวิธีที่เหมาะสมในการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังระบาดวิทยา โรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคอีสุกอีใส (Chickenpox) และ โรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary)

2. ได้ค่าพยากรณ์ของจำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังระบาดวิทยาคือ โรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคอีสุกอีใส (Chickenpox) และ โรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary) เพื่อให้ได้ข้อมูลเพื่อใช้ในการประกอบการวางแผนดำเนินงานสาธารณสุขต่างๆ ทั้งในด้านการวางแผน ควบคุม ป้องกัน และการรักษาพยาบาล

1.5 คำจำกัดความในการวิจัย

1. การเฝ้าระวัง คือ การติดตาม สังเกต พิสูจน์พิจารณา ลักษณะการเปลี่ยนแปลง ของการเกิดการกระจายของโรค หรือปัญหาสาธารณสุข รวมทั้ง ปัจจัยที่มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงนั้น ๆ อย่างต่อเนื่อง ด้วยกระบวนการที่เป็นระบบ ประกอบด้วย การรวบรวม เรียบเรียง วิเคราะห์แปลผล และกระจายข้อมูล ข่าวสารสู่ผู้ใช้ ประโยชน์ เพื่อการวางแผน การกำหนดนโยบาย การปฏิบัติงาน และการประเมินมาตรการ ควบคุมป้องกันโรค อย่างรวดเร็ว และมีประสิทธิภาพ [4]

2. โรคอุจจาระร่วง (Acute Diarrhea) คือ การถ่ายอุจจาระที่มีปริมาณน้ำเพิ่มขึ้นหรือเนื้ออุจจาระลดลง หรือถ่ายอุจจาระ 3 ครั้งต่อวันหรือมากกว่า ถ่ายอุจจาระเป็นน้ำจำนวนเกิน 1 ครั้งภายใน 24 ชั่วโมง หรืออุจจาระเหลวมีน้ำมากกว่าปกติ 3 ครั้งในจำนวน 12 ครั้ง หรือถ่ายเหลวมีมูกเลือดปนเพียงครั้งเดียว สำหรับทารกที่กินนมแม่อาจถ่ายอุจจาระเหลวบ่อยครั้ง แต่ไม่ถือว่าเป็นอาการท้องเดิน แต่ถ้าถ่ายเป็นน้ำจำนวนมากและบ่อยครั้งกว่าที่เคยเป็นจะถือว่าเป็นภาวะผิดปกติ ส่วนใหญ่อาการจะไม่รุนแรงหายได้เอง แต่ถ้ามีอาการรุนแรงจะเกิดภาวะขาดน้ำและเกลือแร่ ผู้ป่วยอาจเสียชีวิตได้ โดยเฉพาะในเด็กเล็กและผู้สูงอายุ [5]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) คือ โรคที่พบได้ประมาณร้อยละ 8-10 ของผู้ป่วยที่มีการติดเชื้อเฉียบพลันในระบบทางเดินหายใจ นับเป็นสาเหตุการตายอันดับหนึ่งของโรคติดเชื้อในเด็กอายุต่ำกว่า 5 ปี เกิดจากสาเหตุหลัก 2 ประการ ได้แก่ ปอดอักเสบที่เกิดจากการติดเชื้อและปอดอักเสบที่ไม่ได้เกิดจากการติดเชื้อ โดยทั่วไปนั้นจะพบปอดอักเสบที่เกิดจากการติดเชื้อมากกว่า ชนิดของปอดอักเสบจำแนกได้หลายแบบ ปัจจุบันนิยมจำแนกตามสภาพแวดล้อมที่เกิดปอดอักเสบ อันได้แก่ ปอดอักเสบในชุมชน (community-acquired pneumonia : CAP) และปอดอักเสบในโรงพยาบาล (nosocomial pneumonia หรือ hospital-acquired pneumonia : HAP) เพื่อประโยชน์ในการวินิจฉัยและดูแลรักษา ตั้งแต่แรก ปอดอักเสบในชุมชน หมายถึงปอดอักเสบที่เกิดจากการติดเชื้อที่เกิดขึ้นนอกโรงพยาบาลโดยไม่รวมปอดอักเสบที่เกิดขึ้นหลังจำหน่ายผู้ป่วยออกจากโรงพยาบาลภายในเวลาไม่เกิน 2 สัปดาห์ ปอดอักเสบในโรงพยาบาล หมายถึงปอดอักเสบจากการติดเชื้อที่เกิดขึ้นหลังจากผู้ป่วยนอนรักษาในโรงพยาบาลแล้วอย่างน้อย 48-72 ชั่วโมง [6]

4. โรคอีสุกอีใส (Chickenpox) คือ โรคที่เกิดจากเชื้อไวรัสที่มีชื่อว่า “ไวรัสวาริเซลลา ซอสเตอร์ (Varicella zoster virus : VZV) ” หรือ Human herpesvirus type 3 (HHV-3) โดยเชื่อนี้จะก่อให้เกิดโรคอีสุกอีใสในผู้ที่เพิ่งติดเชื้อเป็นครั้งแรก หลังจากนั้นเชื้อจะหลบซ่อนอยู่ในปมประสาท เมื่ออายุมากขึ้นหรือภูมิคุ้มกันต่ำ เชื้อที่หลบซ่อนอยู่ก็จะเจริญเติบโตขึ้นใหม่ก่อให้เกิดโรคงูสวัด อาการจะเริ่มจากมีไข้ต่ำๆ ปวดเมื่อยกล้ามเนื้อ และมีผื่นขึ้นเริ่มจากลำตัว ใบหน้า และลามไปแขนขา ผื่นจะขึ้นบริเวณลำตัวมากกว่า แขนขา อาจพบตุ่มในช่องปากและเยื่อต่างๆ ลักษณะผื่นตอนแรกจะเป็นผื่นแดง มักมีอาการคันร่วมด้วย ต่อมาจะกลายเป็นตุ่มน้ำอย่างรวดเร็ว และตกสะเก็ดในที่สุด สะเก็ดจะหลุดหายไปใช้เวลา 5 - 20 วัน [7]

5. โรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary) คือ โรคที่เกิดจากการติดเชื้อวัณโรค (Mycobacterium tuberculosis) ที่ปอด โดยการหายใจเอาเชื้อวัณโรคที่ผู้ป่วยวัณโรคไอ จามออกมาเป็นละอองเล็กๆ แขนวลอยอยู่ในอากาศเข้าไปยังหลอดลมฝอยส่วนปลายหรือถุงลมปอด เกิดการแบ่งตัวเพิ่มจำนวนมากขึ้นของเชื้อโรคจนเป็นอันตรายต่อร่างกาย พบบ่อยในผู้สูงอายุ ผู้ป่วยโรคเอดส์ โรคเบาหวาน โรคไต และผู้ป่วยที่มีร่างกายอ่อนแอพักผ่อนไม่เพียงพอ [8]

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

สำหรับในบทนี้ผู้วิจัยจะทำการนำเสนอเนื้อหาที่เน้นเกี่ยวกับทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องโดยมีรายละเอียดของเนื้อหาประกอบไปด้วยหัวข้อดังต่อไปนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ความหมายของการพยากรณ์

2.1.2 การทดสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล

2.1.3 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)

2.1.4 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine)

2.1.5 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)

2.1.6 เกณฑ์ที่ใช้ในการวัดความแม่นยำของตัวแบบ

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ความหมายของการพยากรณ์

การพยากรณ์ หมายถึง การคาดคะเนหรือทำนายการเกิดของเหตุการณ์หรือสภาพการณ์ต่างๆ ในอนาคต โดยการพยากรณ์จะทำจากการศึกษาแนวโน้มและรูปแบบการเกิดของเหตุการณ์หรือสภาพการณ์ จากข้อมูลในอดีต หรือใช้ความรู้ ความสามารถ ประสบการณ์ และวิจารณญาณของผู้พยากรณ์ การพยากรณ์มีความจำเป็นอย่างยิ่งต่อการวางแผน วิจัยพยากรณ์ที่มีผู้พัฒนาขึ้นจนถึงปัจจุบันมีหลายวิธี การเลือกใช้วิธีพยากรณ์แบบใดนั้นควรพิจารณาจำนวนและลักษณะของข้อมูล ระยะเวลาของการพยากรณ์ ค่าใช้จ่ายในการพยากรณ์และความถูกต้องและเทคนิคพยากรณ์

2.1.2 การทดสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล

ก่อนการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์ค่าในอนาคต ผู้พยากรณ์ควรทราบว่าอนุกรมเวลา มีการเคลื่อนไหวเนื่องมาจากส่วนประกอบใดบ้าง เพื่อกำหนดรูปแบบอนุกรมเวลาจากส่วนประกอบที่เป็นไปได้ ได้แก่ แนวโน้ม ฤดูกาล วัฏจักร และเหตุการณ์ที่ผิดปกติ การพิจารณาการเคลื่อนไหวขั้นต้น ดังนั้นเราจึงต้องทำการทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับรูปแบบที่เหมาะสมของอนุกรมเวลา ซึ่งการทดสอบสมมติฐานจะมีทั้งการทดสอบแบบใช้พารามิเตอร์ (Parametric Test) และแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Nonparametric Test) การทดสอบแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ให้อำนาจการทดสอบที่ต่ำกว่าการทดสอบแบบใช้พารามิเตอร์ แต่การทดสอบแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ทำได้ง่ายและรวดเร็ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทดสอบแนวโน้มแบบไม่ใช่พารามิเตอร์

การทดสอบ Daniel เป็นการทดสอบแนวโน้มที่ใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ Spearman (r_s) ซึ่งเป็นค่าวัดสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัวแปร แต่ละตัวแปรมีค่าแทนลำดับ (Rank) ของค่าสังเกต หรือแปลงค่าสังเกตเป็นลำดับแล้ว กรณีที่อนุกรมเวลามีแนวโน้มขึ้นหรือลง ค่า r_s จะมีค่าเข้าใกล้ 1 หรือ -1 การทดสอบมีขั้นตอนดังนี้

กำหนด H_0 และ H_1

H_0 : อนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้ม

H_1 : อนุกรมเวลามีแนวโน้ม

1. สถิติทดสอบ

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

ซึ่ง $d_i = t -$ ลำดับที่ของ $Y_i = t - R(Y_i)$

2. เกณฑ์การตัดสินใจ

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

ซึ่ง $r_{\frac{\alpha}{2}}$ ที่ n และ α เป็นค่าวิกฤตที่ได้จากตารางสถิติที่ 2

2.2 สำหรับอนุกรมเวลามีขนาดใหญ่ $n > 30$ ใช้ตัวสถิติทดสอบ

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

เมื่อ $\mu_{r_s} = 0$ และ $\sigma_{r_s} = \frac{1}{\sqrt{n-1}}$ มีบริเวณวิกฤต คือ $Z \leq -Z_{\frac{\alpha}{2}}$ และ $Z \geq Z_{\frac{\alpha}{2}}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทดสอบอิทธิพลฤดูกาลแบบไม่ใช้พารามิเตอร์

การทดสอบอิทธิพลของฤดูกาลแบบไม่ใช้พารามิเตอร์จะใช้การทดสอบแบบ Kruskal และ Wallis ซึ่งเป็นการทดสอบแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ที่ใช้เพื่อทดสอบความแตกต่างระหว่างกลุ่ม จะประยุกต์การทดสอบนี้กับการทดสอบว่าอนุกรมเวลาที่กำจัดแนวโน้มแล้วมีอิทธิพลฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องหรือไม่ การทดสอบใช้ลำดับของค่าสังเกตที่กำจัดแนวโน้มแทนค่าสังเกตในการพิจารณา การทดสอบมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. กำหนด H_0 และ H_1

H_0 : อนุกรมเวลาไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

หรือ $S_1 = S_2 = \dots = S_L = 0$

H_1 : อนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

หรือ $S_i \neq 0$ สำหรับบางฤดูกาล

2. สถิติทดสอบ

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

ซึ่ง n_i = จำนวนค่าสังเกตในฤดูกาลที่ i

$$n = \sum n_i$$

Y_t' = ค่าสังเกตที่ปรับแนวโน้มแล้ว ณ เวลาที่ t

$$R_i = \sum_{\text{ฤดูกาลที่ } i} \text{ลำดับที่ของ } Y_t'$$

ตัวสถิติ H มีการแจกแจงประมาณแบบไคสแควร์ที่ขึ้นแห่งความเป็นอิสระเท่ากับ $L-1$

3. เกณฑ์การตัดสินใจ

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

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

2.1.3 วิธีบ็อกซ์ และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)

วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นวิธีพยากรณ์ที่ใช้กันมาก เมื่อมีข้อมูลเชิงปริมาณมีการเก็บรวบรวมอย่างต่อเนื่อง เป็นการศึกษาแผนแบบการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาที่กำหนดด้วยรูปแบบอนุกรมเวลา (Time Series Model) จากแบบที่ได้จะนำไปใช้ประโยชน์ในการพยากรณ์ โดยมีข้อสมมติว่าแบบแผนอนุกรมเวลาในอนาคตจะไม่ต่างไปจากแผนแบบการเคลื่อนไหวในอดีต ความถูกต้องของการพยากรณ์ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของตัวแบบอนุกรมเวลาที่ใช้[9]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิธี Box และ Jenkins (Box-Jenkins Method)

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจินกินส์ (Box and Jenkins method) จะเลือกตัวแบบจากการพิจารณาลักษณะของสหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation) และสหสัมพันธ์ในตนเองส่วนย่อย (Partial autocorrelation) ของอนุกรมเวลาที่สแตชันนารี [9]

วิธีบ็อกซ์และเจินกินส์ เหมาะกับการพยากรณ์ระยะสั้น (Short Term Forecasting) และใช้ได้กับอนุกรมเวลาทุกรูปแบบ โดยสามารถแบ่งอนุกรมเวลาออกเป็น 2 ประเภทดังนี้

1. อนุกรมเวลาที่สแตชันนารี (Stationary Series)

เป็นอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ ที่มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ นั่นคือค่าเฉลี่ย $E(Y_t)$ และค่าความแปรปรวน $V(Y_t)$ มีค่าคงที่สำหรับแต่ละช่วงเวลา t ซึ่งอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและหรืออิทธิพลฤดูกาลจะมีค่าเฉลี่ย $E(Y_t)$ ไม่คงที่ และอนุกรมเวลาที่มีความผันแปร Y_t สูง จะเป็นลักษณะของอนุกรมเวลาที่มีค่าความแปรปรวน $V(Y_t)$ ไม่คงที่ จะเรียกว่าอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นสแตชันนารี

นอกจากจะเป็นอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่แล้ว อนุกรมเวลาที่เป็นสแตชันนารีจะต้องมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองที่ lag k ขึ้นอยู่กับค่า k อย่างเดียว อนุกรมเวลาที่กำหนดรูปแบบ $ARMA(p, q)$ จะต้องเป็นอนุกรมเวลาที่สแตชันนารีเท่านั้น [10]

2. อนุกรมเวลาที่ไม่สแตชันนารี (Nonstationary Series)

เป็นอนุกรมเวลาที่ไม่มีความสัมพันธ์สแตชันนารีจะหารูปแบบ $ARMA(p, q)$ ให้กับอนุกรมเวลาดังกล่าวไม่ได้ จะต้องแปลงเป็นอนุกรมเวลาใหม่ให้มีคุณสมบัติสแตชันนารีก่อน จึงจะหารูปแบบ $ARMA(p, q)$ ให้กับอนุกรมเวลาใหม่ได้ การแปลงอนุกรมเวลาเดิมให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่เป็นสแตชันนารีจะทำได้โดยวิธีการต่างๆดังนี้

2.1 หาผลต่าง (Regular Differencing) ของอนุกรมเวลา นั่นคือ ถ้าอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ มีแนวโน้ม จะแปลงให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีแนวโน้ม $\{Z_t\}$ โดย $\nabla^d Y_t$ และ d เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่าง เช่น $d=1, Z_t = \nabla Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ เมื่อ $d=2, Z_t = \nabla^2 Y_t = \nabla(Y_t - Y_{t-1}) = \nabla Y_t - \nabla Y_{t-1} = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-1} + Y_{t-2} = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$ เป็นต้น จำนวนครั้งที่หาผลต่างจะขึ้นอยู่กับว่าเมื่อหาผลต่าง แล้วอนุกรมเวลาใหม่เป็นสแตชันนารีหรือไม่ ถ้ายังไม่เป็นสแตชันนารีต้องหาผลต่างต่อไป

2.2 หาผลต่างฤดูกาล (Seasonal Differencing) ของอนุกรมเวลา ถ้าอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง จะแปลงอนุกรมเวลาเดิม $\{Y_t\}$ ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่มีอิทธิพลของฤดูกาล $\{Z_t\}$ โดย $Z_t = \nabla_L^D Y_t$ โดย D เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างของฤดูกาล และ L เป็นจำนวนฤดูกาลต่อปี เช่น สำหรับอนุกรมเวลารายเดือน $L = 12$ เมื่อ $D = 1, Z_t = \nabla_{12} Y_t = Y_t - Y_{t-12}$ เมื่อ $D = 2, Z_t = \nabla_{12}^2 Y_t = \nabla_{12}(Y_t - Y_{t-12}) = \nabla_{12} Y_t - \nabla_{12} Y_{t-12} = Y_t - Y_{t-12} - Y_{t-12} + Y_{t-24} = Y_t - 2Y_{t-12} + Y_{t-24}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เป็นต้น การหาผลต่างของฤดูกาลนี้จะทำก็ครั้งขึ้นอยู่กับว่าเมื่อหาผลต่างของฤดูกาลแล้วอนุกรมเวลาใหม่เป็นสเตชันนารีแล้วหรือไม่ ถ้ายังไม่เป็นก็ต้องหาผลต่างของการต่อไป

2.3 หาผลต่างและผลต่างฤดูกาล กรณีที่อนุกรมเวลามีทั้งแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล การปรับให้อนุกรมเวลาเป็น สเตชันนารีนั้นจะทำได้โดยหาผลต่างและผลต่างร่วมการควบคุมกันไป d และ D จะมีค่าเป็นเท่าไรนั้นขึ้นอยู่กับว่าอนุกรมเวลาใหม่เป็นสเตชันนารีแล้วหรือยัง เช่น อนุกรมเวลารายเดือนที่มีทั้งแนวโน้มและฤดูกาล เมื่อ $d=1$ และ $D=1$ จะแปลงอนุกรมเวลาเดิม $\{Y_t\}$ ให้เป็นอนุกรมใหม่ Z_t ซึ่ง $Z_t = \nabla \nabla_{12} Y_t = \nabla(Y_t - Y_{t-12}) = \nabla Y_t - \nabla Y_{t-12} = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-12} + Y_{t-13}$ เป็นต้น

อนุกรมเวลาที่ไม่สเตชันนารีสามารถกำหนดรูปแบบ $ARIMA(p, d, q)$ และ $SARIMA(P, D, Q)$ ได้ดังนี้

ตัวอย่างรูปแบบ $ARIMA(p, d, q)$

$ARIMA(0,1,0)$		$Z_t = \theta_0 + \varepsilon_t$
	หรือ	$Y_t = \theta_0 + Y_{t-1} + \varepsilon_t$
$ARI(1,1)$		$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t$
	หรือ	$Y_t = \theta_0 + (1 + \phi_1) Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \varepsilon_t$
$ARI(2,1)$		$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \varepsilon_t$
	หรือ	$Y_t = \theta_0 + (1 + \phi_1) Y_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1) Y_{t-2} - \phi_2 Y_{t-3} + \varepsilon_t$
$IMA(1,1)$		$Z_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$
	หรือ	$Y_t = \theta_0 + Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$
$IMA(1,2)$		$Z_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2}$
	หรือ	$Y_t = \theta_0 + Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2}$
$ARIMA(1,1,1)$		$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$
	หรือ	$Y_t = \theta_0 + (1 + \phi_1) Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$

ตัวอย่างรูปแบบ $SARIMA(P, D, Q)$

$SAR(1)_L$	$(1 - \phi_L B^L) Y_t$	$= \theta_0 + \varepsilon_t$
	Y_t	$= \theta_0 + \phi_L Y_{t-L} + \varepsilon_t$
$SAR(2)_L$	$(1 - \phi_L B^L - \phi_{2L} B^{2L}) Y_t$	$= \theta_0 + \varepsilon_t$
	หรือ	$Y_t = \theta_0 + \phi_L Y_{t-L} + \phi_{2L} Y_{t-2L} + \varepsilon_t$
$SMR(1)_L$	Y_t	$= \theta_0 + (1 - \theta_L B^L) \varepsilon_t$
	หรือ	$Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_L \varepsilon_{t-L}$
$SMR(2)_L$	Y_t	$= \theta_0 + (1 - \theta_L B^L - \theta_{2L} B^{2L}) \varepsilon_t$
	หรือ	$Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_L \varepsilon_{t-L} - \theta_{2L} \varepsilon_{t-2L}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\begin{aligned}
 SARMR(1,1)_L \quad (1-\phi_L B^L)Y_t &= \theta_0 + (1-\theta_L B^L)\varepsilon_t \\
 \text{หรือ} \quad Y_t &= \theta_0 + \phi_L Y_{t-L} + \varepsilon_t - \theta_L \varepsilon_{t-L}
 \end{aligned}$$

ขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ แบ่งเป็น 4 ขั้นตอน ได้แก่

ขั้นตอนที่ 1 การกำหนดตัวแบบ (Identification)

รูปแบบที่จะกำหนดให้กับอนุกรมเวลาจะเป็นรูปแบบในกลุ่มของรูปแบบ ARMA(p,q) (Autoregressive and Moving Average Order p and q Model) ซึ่งเป็นการรวมส่วนของรูปแบบ AR(p)และรูปแบบ MA(q) เข้าด้วยกัน รูปแบบAR(p) หมายถึงรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต Y_t จะขึ้นอยู่กับค่าของ Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p} หรือค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่า ส่วนรูปแบบMA(q) หมายถึง รูปแบบที่แสดงค่าสังเกต Y_t จะขึ้นอยู่กับค่าของความคลาดเคลื่อน $\varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ หรือความคลาดเคลื่อนที่อยู่ก่อนหน้า q ค่า เช่น รูปแบบ

$$\begin{aligned}
 AR(1) \quad Y_t &= \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \\
 MA(1) \quad Y_t &= \theta_0 + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \\
 ARMA(1,1) \quad Y_t &= \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}
 \end{aligned}$$

รูปแบบ ARMA(p,q) มี p เป็นอันดับของ AR และ q เป็นลำดับของ MA จำนวนพารามิเตอร์ในรูปแบบจะเท่ากับ p+q+1 รูปแบบที่กำหนดให้กับอนุกรมเวลามักจะเป็นรูปแบบที่มีจำนวนพารามิเตอร์น้อย ในทางปฏิบัติมักจะไม่เกิน 3 พารามิเตอร์

การหารูปแบบ ARIMA(p,d,q)×SARIMA(P,D,Q)_L ที่คาดว่าจะเหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา โดยพิจารณาเปรียบเทียบค่า r_k และ r_{kk} ของอนุกรมเวลากับค่า ρ_k และ ρ_{kk} ของแต่ละรูปแบบ เนื่องจากต้องพิจารณา r_k , r_{kk} , ρ_k และ ρ_{kk} พร้อมกับหลายๆ ค่า จึงมักจะพิจารณาจากกราฟที่เรียกว่า คอเรลโรแกรม (Correlogram) ที่ได้จากการพลอตกราฟ r_k , r_{kk} , ρ_k และ ρ_{kk} กับ k ดังนั้น การพิจารณาเปรียบเทียบคอเรลโรแกรม r_k และ ρ_k คอเรลโรแกรม r_{kk} และ ρ_{kk} สำหรับแต่ละรูปแบบ มีคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ต่างกัน อนุกรมเวลาที่จะนำมากำหนดรูปแบบจะต้องเป็นอนุกรมเวลาที่สเตรชันนารีเท่านั้น หากไม่เป็นสเตรชันนารีจะต้องแปลงให้เป็นสเตรชันนารีเสียก่อน

ตารางที่ 2.1 ลักษณะของ $\rho_k(Y_t), \rho_k(Z_t), \rho_{kk}(Y_t), \rho_{kk}(Z_t)$ สำหรับรูปแบบ ARIMA(p,d,q)

รูปแบบของ	ลักษณะของ $\rho_k(Y_t)$	ลักษณะของ $\rho_k(Z_t)$	ลักษณะของ $\rho_{kk}(Z_t)$
Random Walk	ลดลงอย่างช้าๆ	$\rho_k = 0$ ทุกค่า k	$\rho_{kk} = 0$ ทุกค่า k
ARI(1,1)	ลดลงอย่างช้าๆ	ρ_k ลดลงเร็วใกล้ 0	$\rho_{kk} = 0$ สำหรับ k = 2, ...
ARI(2,1)	ลดลงอย่างช้าๆ	ρ_k ลดลงเร็วใกล้ 0	$\rho_{kk} = 0$ สำหรับ k = 3, ...
IMA(1,1)	ลดลงอย่างช้าๆ	$\rho_k = 0$ สำหรับ k = 2, ...	ρ_{kk} ลดลงเร็วใกล้ 0
IMA(2,1)	ลดลงอย่างช้าๆ	$\rho_k = 0$ สำหรับ k = 3, ...	ρ_{kk} ลดลงเร็วใกล้ 0
ARIMA(1,1,1)	ลดลงอย่างช้าๆ	ρ_k ลดลงเร็วใกล้ 0	ρ_{kk} ลดลงเร็วใกล้ 0

ตารางที่ 2.2 ลักษณะของ $\rho_k(Z_t), \rho_{kk}(Z_t)$ สำหรับรูปแบบ SARIMA(P,D,Q)₁₂

รูปแบบของ	ลักษณะของ $\rho_k(Z_t)$	ลักษณะของ $\rho_{kk}(Z_t)$
SAR(1) ₁₂	$\rho_{12}, \rho_{24}, \dots$ มีค่าลดลงเร็ว	$\rho_{kk} = 0$ สำหรับ k = 24, 36, ...
SAR(2) ₁₂	$\rho_{12}, \rho_{24}, \dots$ มีค่าลดลงเร็ว	$\rho_{kk} = 0$ สำหรับ k = 36, 48, ...
SMA(1) ₁₂	$\rho_k = 0$ สำหรับ k = 24, 36, ...	$\rho_{12,12}, \rho_{24,24}, \dots$ มีค่าลดลงเร็ว
SMA(2) ₁₂	$\rho_k = 0$ สำหรับ k = 36, 48, ...	$\rho_{12,12}, \rho_{24,24}, \dots$ มีค่าลดลงเร็ว

ขั้นตอนที่ 2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ (Estimation)

เป็นการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการวิเคราะห์เชิงตัวเลข (Numerical Analysis) ซึ่งจะทำให้การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ซึ่งค่าประมาณที่ได้คือค่าผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อน $\left(\sum_{i=1}^n e_i^2 \right)$ มีค่าต่ำสุด จะเป็นค่าประมาณที่ใช้ในสมการพยากรณ์

ขั้นตอนที่ 3 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ (Diagnostic Checking)

วิธีการตรวจสอบส่วนใหญ่จะใช้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ที่เป็นผลต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ มาเป็นหลักในการพิจารณาความเหมาะสมของตัวแบบ การตรวจสอบความเหมาะสมตัวแบบจะทำได้ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.1 พิจารณาว่าพารามิเตอร์ในตัวแบบมีค่าเป็น 0 หรือไม่ นั่นคือ เมื่อ θ , $\hat{\theta}$ และ \hat{S}_θ เป็นพารามิเตอร์ ค่าประมาณ และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของค่าประมาณ θ ตามลำดับ โดยใช้การทดสอบสมมติฐาน

$$H_0 : \theta = 0$$

$$H_1 : \theta \neq 0$$

ตัวสถิติทดสอบคือ

$$Z = \frac{\hat{\theta}}{\hat{S}_\theta}$$

กรณีที่ปฏิเสธแสดงว่าพารามิเตอร์ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0

บริเวณวิกฤติ คือ $|Z| \geq Z_{\frac{\alpha}{2}}$ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 หรือ p-value $< \alpha$

3.2 พิจารณาว่า $\rho_k(e_t) = 0$ สำหรับ $k = 1, 2, 3, \dots, m$ นั่นคือการพิจารณาว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่อยู่ห่างกัน $1, 2, 3, \dots, m$ ช่วงเวลาเป็นอิสระกันหรือไม่ โดยใช้การทดสอบ Modified Box-Pierce

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

$$H_1 : \rho_k(e_t) \text{ อย่างน้อย 1 ค่าไม่เท่ากับ 0 สำหรับ } k = 1, 2, 3, \dots, m$$

ตัวสถิติทดสอบ

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2(e_t)}{n-k} \quad \text{สำหรับ } k = 1, 2, 3, \dots, m$$

เมื่อ n คือ จำนวนข้อมูลที่จะใช้ในการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา

m คือ lag สูงสุดที่ต้องการทดสอบ

$r_k(e_t)$ คือ ค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลาตัวสถิติทดสอบ Q มีการแจกแจงแบบไคสแควร์ที่องศาความเป็นอิสระเท่ากับ $m - n_p$ ซึ่ง n_p คือ จำนวนพารามิเตอร์ในตัวแบบ

บริเวณวิกฤติ คือ $Q > \chi_{\alpha, m-n_p}^2$

กรณีที่ปฏิเสธ H_0 แสดงว่า ค่าความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระกัน ดังนั้นตัวแบบที่กำหนดยังไม่เป็นตัวแบบที่เหมาะสม

ขั้นที่ 4 การพยากรณ์ (Forecasting)

เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมแล้ว จะสามารถทำการพยากรณ์แบบจุด (Point Forecast) การพยากรณ์จะใช้สมการพยากรณ์ที่สร้างจากตัวแบบการพยากรณ์ที่กำหนด และผ่านการตรวจสอบในขั้นที่ผ่านมาแล้วซึ่งมีรายละเอียดดังนี้ [10]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การพยากรณ์แบบจุด ค่าพยากรณ์ในอนาคตจะได้จากการแทนค่าสังเกตในอดีตหรือค่าคลาดเคลื่อนในอดีตในสมการพยากรณ์ ในสมการพยากรณ์จะแทนค่าประมาณของพารามิเตอร์ที่ได้ประมาณขึ้นในขั้นตอนที่สอง การใช้สมการพยากรณ์จะทำได้โดยการแทนค่าประมาณของพารามิเตอร์ในรูปแบบ $ARMA(p, q)$ ซึ่ง $p+q \leq 2$ เมื่อกำหนด

$\hat{Y}_t(1)$ เป็นค่าพยากรณ์ ณ เวลา $t+1$ ใช้ค่าสังเกต t ค่า มี

$$\hat{Y}_t(l) = \begin{cases} Y_t & \text{เมื่อ } l \leq 0 \\ \hat{Y}_t(l) & \text{เมื่อ } l \geq 1 \end{cases}$$

และ $\hat{e}_t(1)$ เป็นค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ณ เวลา $t+1$ ใช้ค่าสังเกต t ค่า มี

$$\hat{e}_t(l) = \begin{cases} e_t & \text{เมื่อ } l \leq 0 \\ 0 & \text{เมื่อ } l \geq 1 \end{cases}$$

สำหรับรูปแบบ $ARMA(p, q)$ เมื่อ $p+q \leq 2$ มีสมการพยากรณ์ดังนี้

1. รูปแบบ $AR(1)$ $Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$ เมื่อ $\mu = \theta_0 / (1 - \phi_1)$ มีสมการพยากรณ์

$$\hat{Y}_t(l) = \begin{cases} \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 Y_t & \text{เมื่อ } l = 1 \\ \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 \hat{Y}_t(l-1) & \text{เมื่อ } l \geq 1 \end{cases}$$

หรือ

$$\hat{Y}_t(l) = \begin{cases} \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (Y_t - \hat{\mu}) & \text{เมื่อ } l = 1 \\ \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (\hat{Y}_t(l-1) - \hat{\mu}) & \text{เมื่อ } l \geq 1 \end{cases}$$

2. รูปแบบ $AR(2)$ $Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t$ เมื่อ $\mu = \theta_0 / (1 - \phi_1 - \phi_2)$ มีสมการพยากรณ์

$$\hat{Y}_t(l) = \begin{cases} \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 Y_t + \hat{\phi}_2 Y_{t-1} & \text{เมื่อ } l = 1 \\ \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 \hat{Y}_t(l-1) + \hat{\phi}_2 Y_t & \text{เมื่อ } l = 2 \\ \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 \hat{Y}_t(l-1) + \hat{\phi}_2 \hat{Y}_t(l-2) & \text{เมื่อ } l \geq 3 \end{cases}$$

หรือ

$$\hat{Y}_t(l) = \begin{cases} \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (Y_t - \hat{\mu}) + \hat{\phi}_2 (Y_{t-1} - \hat{\mu}) & \text{เมื่อ } l = 1 \\ \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (\hat{Y}_t(l-1) - \hat{\mu}) + \hat{\phi}_2 (Y_t - \hat{\mu}) & \text{เมื่อ } l = 2 \\ \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (\hat{Y}_t(l-1) - \hat{\mu}) + \hat{\phi}_2 (\hat{Y}_t(l-2) - \hat{\mu}) & \text{เมื่อ } l \geq 3 \end{cases}$$

3. รูปแบบ $MA(1)$ $Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$ เมื่อ $\mu = \theta_0$ มีสมการพยากรณ์

$$\hat{Y}_t(l) = \begin{cases} \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 e_t & \text{เมื่อ } l = 1 \\ \hat{\theta}_0 & \text{เมื่อ } l \geq 2 \end{cases}$$

ซึ่ง $e_t = Y_t - \hat{Y}_{t-1}(1)$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. รูปแบบ $MA(2)$ $Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2}$ เมื่อ $\mu = \theta_0$ มีสมการพยากรณ์

$$\hat{Y}_t(l) = \begin{cases} \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 e_t - \hat{\theta}_2 e_{t-1} & \text{เมื่อ } l=1 \\ \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_2 e_t & \text{เมื่อ } l=2 \\ \hat{\theta}_0 & \text{เมื่อ } l \geq 3 \end{cases}$$

ซึ่ง $e_t = Y_t - \hat{Y}_{t-1}(1)$ และ $e_{t-1} = Y_{t-1} - \hat{Y}_{t-2}(1)$

5. รูปแบบ $ARMA(1,1)$ $Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$ เมื่อ $\mu = \theta_0 / (1 - \phi_1)$ มีสมการพยากรณ์

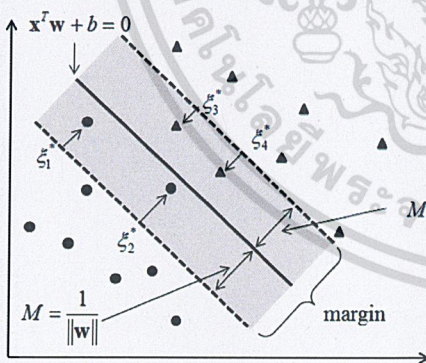
$$\hat{Y}_t(l) = \begin{cases} \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 Y_t - \hat{\theta}_1 e_t & \text{เมื่อ } l=1 \\ \hat{\theta}_0 + \hat{\phi}_1 \hat{Y}_t(l-1) & \text{เมื่อ } l \geq 2 \end{cases}$$

หรือ

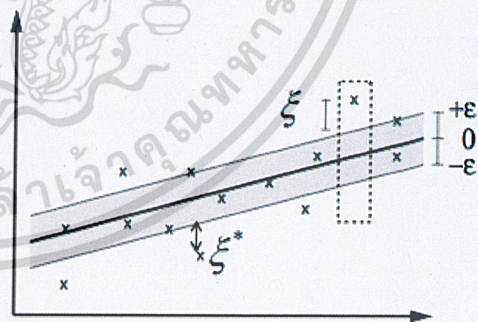
$$\hat{Y}_t(l) = \begin{cases} \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (Y_t - \hat{\mu}) - \hat{\theta}_1 e_t & \text{เมื่อ } l=1 \\ \hat{\mu} + \hat{\phi}_1 (\hat{Y}_t(l-1) - \hat{\mu}) & \text{เมื่อ } l \geq 2 \end{cases}$$

2.1.4 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบถดถอย (Support Vector Machines Regression : SVR)

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบถดถอย หรือ SVR เป็นอัลกอริทึมที่สามารถใช้ในการจำแนกกลุ่ม และการสร้างตัวแบบถดถอย โดยอาศัยระนาบการตัดสินใจที่เรียกว่า ระนาบหลายมิติหรือไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) [11] ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 การจำแนกกลุ่มข้อมูลโดยวิธี ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน



รูปที่ 2.2 ภาพหลักการทำงานของวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบถดถอย

โดยที่ เส้นประ คือ เส้นขอบของระนาบหลายมิติ มีความกว้างเป็น $2M = 2 / \|\mathbf{w}\|$ และ ξ_t^* คือจุดข้อมูลที่ถูกต้องผิดกลุ่ม [12]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กำหนดให้ ชุดข้อมูลของอนุกรมเวลา คือ $D = \{(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_m, Y_m)\}$ ชุดข้อมูลฝึก คือ $D' = \{(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_m, Y_m)\}$ โดยที่ $t = 1, 2, \dots, m$ $X_t \in I$ และ $Y_t \in \mathbb{R}$ โดยการสร้างระนาบหลายมิติสำหรับสร้างสมการถดถอย แทนด้วยสมการ

$$f(x) = \mathbf{x}^T \mathbf{w} + b = 0$$

เมื่อ \mathbf{w} คือ ค่าน้ำหนักซึ่งเป็นเวกเตอร์หนึ่งหน่วย (Unit Vector) กล่าวคือ $\|\mathbf{w}\| = 1$

b คือ ค่าคงที่ (ค่าตัดแกน y)

$f(x)$ คือ ค่าระยะทางที่มีเครื่องหมาย (Signed Distance) วัดระหว่างจุดแต่ละจุดไประนาบหลายมิติ

จะได้จากการหาค่าต่ำสุดโดยเทคนิคปัญหาการโปรแกรมเชิงกำลังสอง (Quadratic Programming Problem) [13]

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*)$$

โดยที่

$$Y_i - \langle \mathbf{w}, x_i \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i$$

$$\langle \mathbf{w}, x_i \rangle + b - Y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0$$

และ

$$|\xi_i| := \begin{cases} 0 & ; |\varepsilon| \leq \varepsilon \\ |\xi_i| - \varepsilon & ; \text{อื่นๆ} \end{cases}$$

เมื่อ \mathbf{w} คือ ค่าน้ำหนักซึ่งเป็นเวกเตอร์หนึ่งหน่วย (Unit Vector) กล่าวคือ $\|\mathbf{w}\| = 1$

C คือ ค่าคงที่ใช้กำหนดระยะขอบของระนาบหลายมิติ

ξ_i, ξ_i^* คือ ค่าคลาดเคลื่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. เคอร์เนลฟังก์ชัน

ในกรณีที่สมการเส้นตรงไม่เหมาะสมในการสร้างสมการถดถอย จะใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลมาช่วยในการจำแนก ซึ่งเป็นการแปลงกลุ่มข้อมูลตัวอย่างไปสู่มิติที่สูงขึ้น (Higher Dimensional Space) ซึ่งถูกเรียกว่า Feature Space โดยการแปลงดังกล่าวจะกระทำผ่านฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้นและสร้างฟังก์ชันวัดระยะห่างที่เรียกว่า เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) บน Feature Space โดยระนาบหลายมิติแทนด้วยสมการ

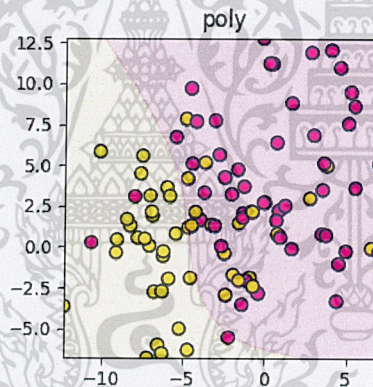
$$f(x) = h(\mathbf{x})^T \mathbf{w} + b = 0$$

เมื่อ $h(\mathbf{x})^T$ คือ ฟังก์ชันที่ใช้ในการแปลง \mathbf{x}

และจะได้ เคอร์เนลฟังก์ชัน ในรูปของ $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}^T)$

ตัวอย่างของฟังก์ชันเคอร์เนล [14]

1. Polynomial function

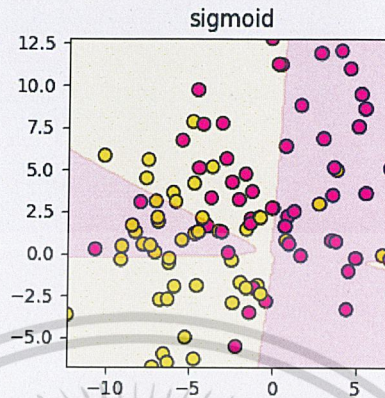


รูปที่ 2.3 ภาพแสดงการแบ่งกลุ่มของ Polynomial Function

$$\text{สูตร } K(\mathbf{x}, \mathbf{x}^T) = (1 + \langle \mathbf{x}, \mathbf{x}^T \rangle)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

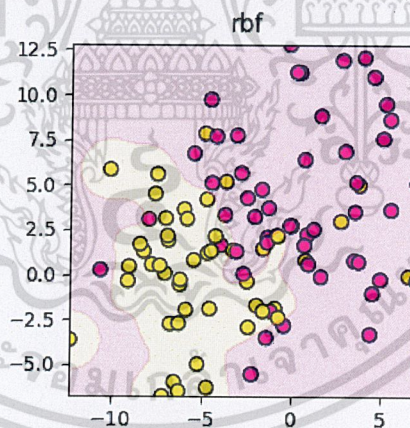
2. Sigmoid function



รูปที่ 2.4 ภาพแสดงการแบ่งกลุ่มของ Sigmoid Function

$$\text{สูตร } K(\mathbf{x}, \mathbf{x}^T) = \tanh(\alpha \langle \mathbf{x}, \mathbf{x}^T \rangle + \beta)$$

3. Radial Basis Function-RBF



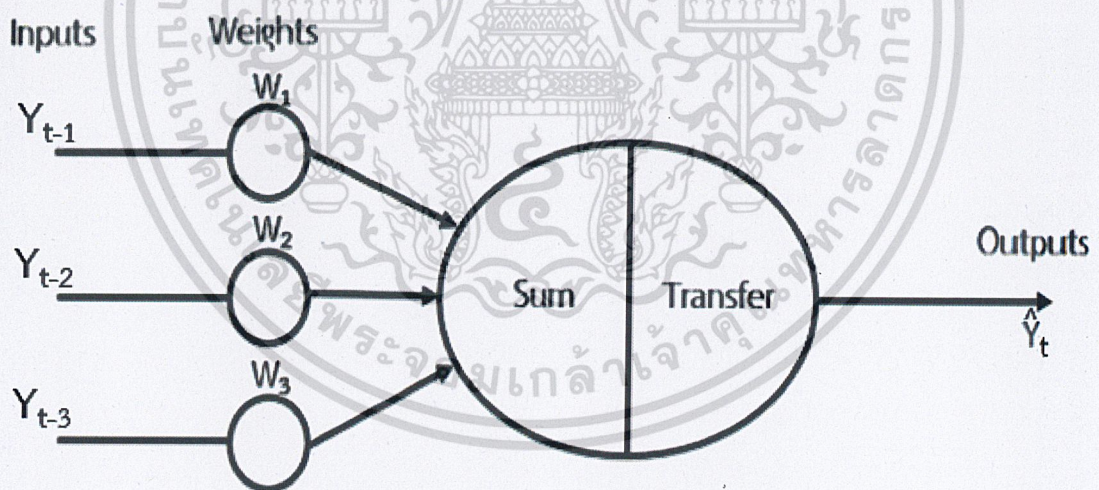
รูปที่ 2.5 ภาพแสดงการแบ่งกลุ่มของ Radial Basis Function

$$\text{สูตร } K(\mathbf{x}, \mathbf{x}^T) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^T\|^2)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.5 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)

โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำเสนอในปี พ.ศ. 2486 โดยวอแรน แมคคูลลอคและวอลเตอร์ พิตซ์ (Warren McCulloch and Walter Pitts) ได้นำเสนอแบบจำลองของเซลล์ประสาทและได้แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งในด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) ที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้สำหรับการจำแนกกลุ่มข้อมูลและตัวแบบการถดถอยได้ โดยโครงข่ายประสาทของมนุษย์จะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทหรือนิวรอน (Neuron) ที่ทำหน้าที่หลักๆ อยู่ 2 อย่างคือ การคำนวณและการส่งผลที่ได้จากการคำนวณไปยังอีกปลายหนึ่งของเซลล์การเรียนรู้และความทรงจำเป็นคุณสมบัติที่สำคัญที่สุดในการนำมาใช้งานการเรียนรู้ของ มนุษย์ เพื่อก่อให้เกิดรูปแบบของความทรงจำสำหรับเรื่องใดเรื่องหนึ่งขึ้นในสมอง หมายความว่าความจำ ในเรื่องหนึ่งๆ มักเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของนิวรอนหลายๆตัว และจะเกิดในส่วนใดส่วนหนึ่งของสมองโดยแต่ละส่วนของสมองจะแบ่งหน้าที่และความถนัดในเรื่องที่ต่างกันออกไป โดยโครงข่ายประสาทเทียมมีหลักการทำงานคือโครงข่ายประสาทเทียมจะมีอินพุตหลายค่าเข้ามาในโครงข่าย โดยจะถูกแทนด้วย สัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ X_n และแต่ละอินพุตจะถูกนำมาคูณด้วยค่าน้ำหนัก (weight) ซึ่งแทนด้วย W_n โดยที่ผลคูณของค่าน้ำหนักจะถูกนำมารวมกันและส่งเข้าไปในฟังก์ชัน (transfer function) เพื่อนำไปหาผลลัพธ์หรือเอาต์พุตซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ Y_i เมื่อ $i = 1, 2, \dots, k$ ดังรูปที่ 2.6 [15]



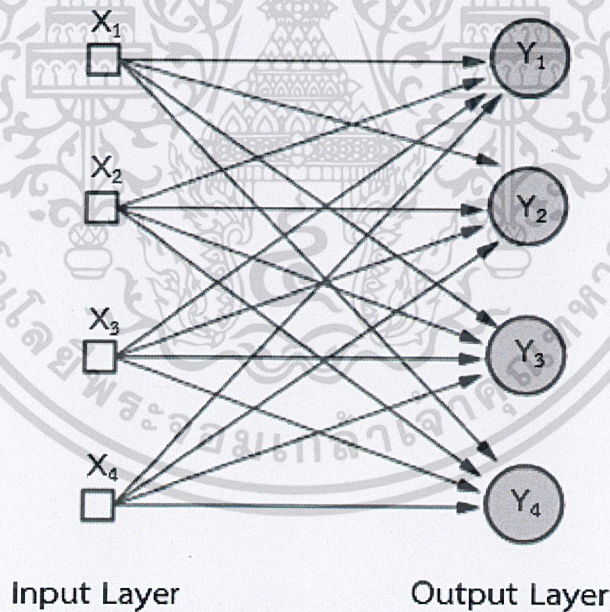
รูปที่ 2.6 แสดงการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม [16]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

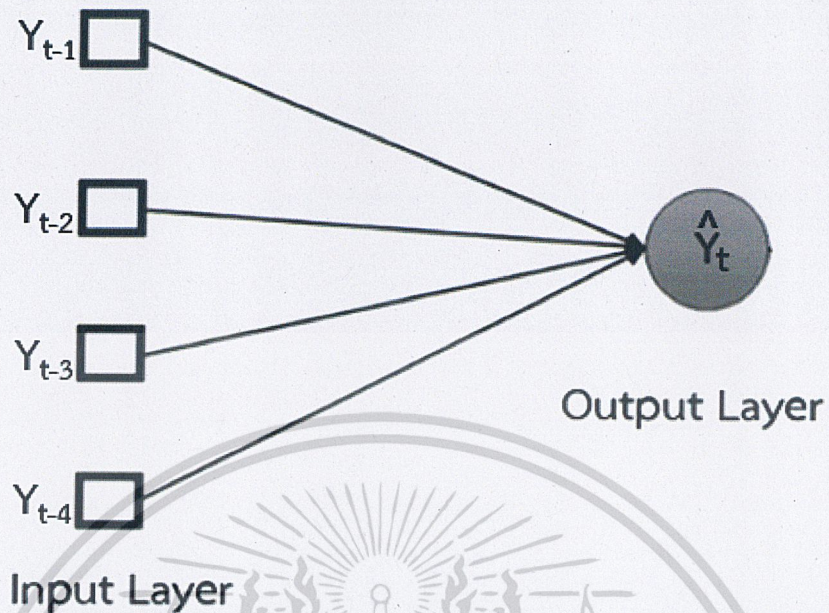
โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียมหรือโหนดจำนวนมากที่เชื่อมต่อกัน ซึ่งการเชื่อมต่อจะแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อยเรียกว่า ชั้น (Layer) ในชั้นแรกจะเป็นชั้นนำ ข้อมูลเข้าเรียกว่าชั้นอินพุต (Input Layer) ส่วนชั้นสุดท้ายเรียกว่าชั้นเอาต์พุต (Output Layer) และ ชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งชั้นซ่อนจะมีมากกว่า 1 ชั้นก็ได้ จึงสามารถแบ่งประเภทโครงข่ายประสาทเทียมตามจำนวนชั้นของโครงข่ายแบบกว้างๆได้ 2 แบบคือ โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single Layer) และโครงข่ายแบบหลายชั้น (Multi -Layer) การนับชั้นของโครงข่ายจะนับเฉพาะชั้นที่มีการประมวลผลเท่านั้น หรืออาจกล่าวได้ว่าจำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม คือ จำนวนชั้นซ่อนรวมกับจำนวนชั้นเอาต์พุต ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียมจึงสามารถจำแนกตามโครงสร้างของโครงข่ายได้ 2 ประเภท ดังนี้ [17]

1. โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Artificial Neural Network)
โครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้จะมี ค่าน้ำหนักและแต่ละค่าจะเป็นอิสระต่อกันไม่ส่งผลกระทบต่อค่าปรับค่าน้ำหนักตัวอื่น จึงมักใช้กับการประมวลผลที่ไม่ซับซ้อนมากนัก โดยลักษณะโครงข่ายแสดงได้ดังรูปที่ 2.7



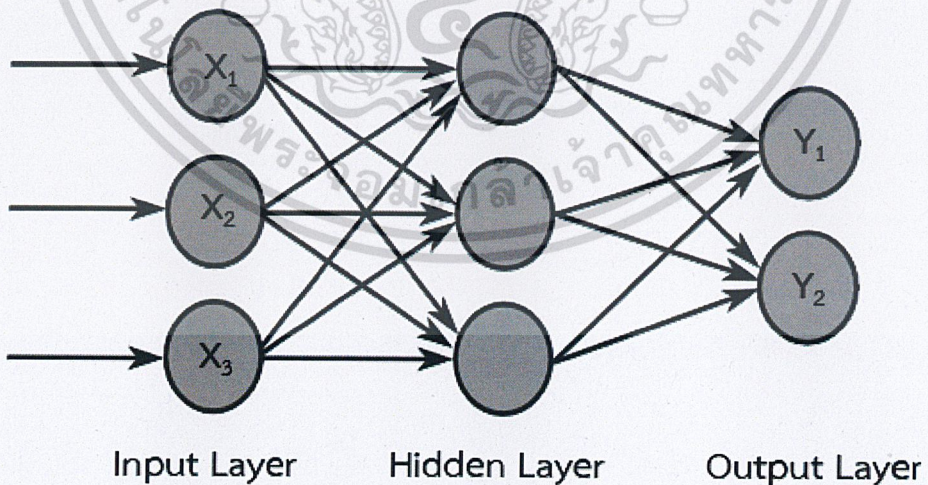
รูปที่ 2.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวสำหรับการจำแนกกลุ่ม [18]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



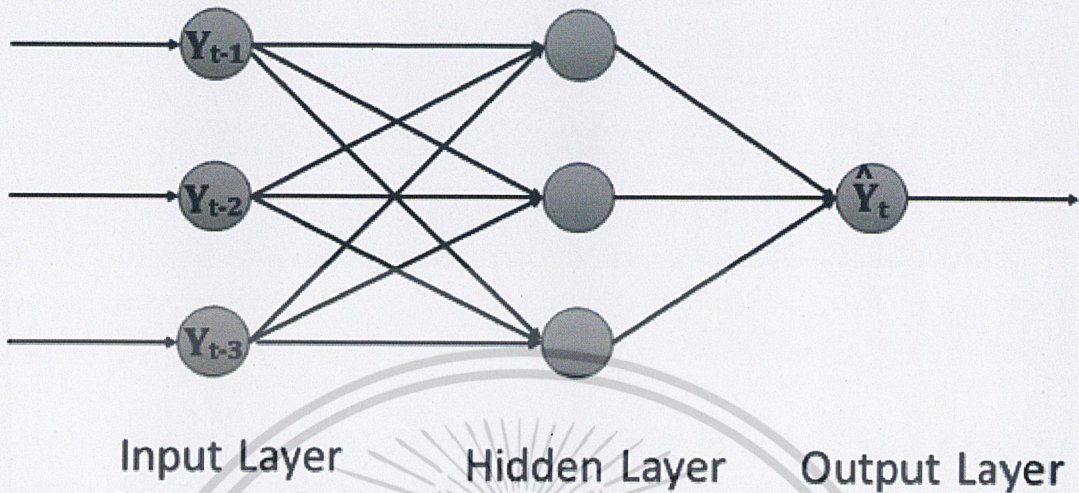
รูปที่ 2.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวสำหรับการวิเคราะห์การถดถอย [19]

2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Artificial Neural Network) สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้จะมีชั้นคั่นอยู่ระหว่างอินพุตและชั้นเอาต์พุตซึ่งชั้นคั่นนี้อาจจะมีหนึ่งหรือหลายชั้นก็ได้ ชั้นที่คั่นอยู่เรียกว่าชั้นซ่อน (Hidden layer) ดังนั้นจำนวนของค่าน้ำหนักก็จะมีมากขึ้นตามจำนวนชั้นซ่อนที่เพิ่มเข้าไป โดยทั่วไปโครงข่ายแบบหลายชั้นสามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ดีกว่าโครงข่ายแบบชั้นเดียว ลักษณะโครงข่ายแสดงได้ดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นสำหรับการจำแนกกลุ่ม [20]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สวทช. ให้อำนาจการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นสำหรับการวิเคราะห์การถดถอย [21]

2.1.6 เกณฑ์ที่ใช้ในการวัดความแม่นยำของตัวแบบ

การศึกษาครั้งนี้ได้ทำการเปรียบเทียบความแม่นยำของวิธีการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากเกณฑ์ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percent Error – MAPE) และเกณฑ์ของรากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error – RMSE) โดยเลือกค่าของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์หรือค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองมีค่าน้อยที่สุด

1. รากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error – RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m e_t^2}{m}} ; t = 1, 2, 3, \dots, m$$

โดยที่ $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$

e_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ณ เวลา t

Y_t คือ ข้อมูลหรือค่าสังเกต ณ เวลา t

\hat{Y}_t คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

m คือ จำนวนค่าสังเกต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. วิธีเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percent Error – MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=m+1}^n \left| \frac{e_t}{Y_t} \right|}{n} \times 100$$

โดยที่ $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$

e_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ณ เวลา t

Y_t คือ ข้อมูลหรือค่าสังเกต ณ เวลา t

\hat{Y}_t คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

n คือ จำนวนค่าสังเกต

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ดาว สงวนรังศิริกุล (2558) ศึกษาหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ ประชากรที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร ในการศึกษาครั้งนี้ได้นำเทคนิคการพยากรณ์มาช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งประกอบด้วย วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย (Simple Moving Average method) วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบง่าย (Simple Exponential Smoothing method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) วิธีสัดส่วนกับแนวโน้ม (Ratio-To-Trend method) และวิธีการปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Exponential Smoothing Holt-Winter method) ทั้งนี้พิจารณาวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมจากค่าเฉลี่ยร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ที่ต่ำที่สุด ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลทุติยภูมิที่รวบรวมจากสำนักระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข กรุงเทพมหานคร ลักษณะข้อมูลจำแนกเป็นรายเดือนระหว่างเดือนมกราคม พ.ศ. 2551 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2555 จำนวน 9 โรคและระหว่างเดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2555 จำนวน 1 โรค จากการศึกษาเปรียบเทียบข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาวิเคราะห์โดยทั้ง 5 วิธี พบว่าสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มีแนวโน้มและฤดูกาลวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดกับข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนใหญ่ คือ วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย ส่วนข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและฤดูกาลวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดกับข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนใหญ่ คือ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ [1]

ชนิกานุญจน์ สีสามหามานนท์ (2556) ศึกษาเพื่อหาตัวแบบทางสถิติที่เหมาะสมสำหรับพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยและผู้เสียชีวิตด้วยโรคฉี่หนูและโรคปอดอักเสบของประเทศไทย ที่เก็บรวบรวมข้อมูลโดยสำนักระบาดวิทยาโดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2546 ถึงเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2556 รวมทั้งสิ้น 126 เดือน ซึ่งวิธีการพยากรณ์ที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ได้แก่ วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบคลาสสิก วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบเส้นตรง วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฤดูกาล วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์และวินเทอร์ และวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ จากการเปรียบเทียบเทคนิคการวิเคราะห์ทั้ง 5 วิธี โดยทำการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) พบว่าวิธีที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยและผู้เสียชีวิต ด้วยโรคฉี่หนู และโรคปอดอักเสบ คือ วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคฉี่หนูมีรูปแบบอนุกรมเวลาเป็น $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(0,1,1)_{12}$ อนุกรมเวลาจำนวนผู้เสียชีวิตด้วยโรคฉี่หนูมีรูปแบบอนุกรมเวลาเป็น $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(0,1,1)_{12}$ อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคปอดอักเสบมีรูปแบบอนุกรมเวลาเป็น $ARIMA(1,1,2) \times SARIMA(0,1,1)_{12}$ และอนุกรมเวลาจำนวนผู้เสียชีวิตด้วยโรคปอดอักเสบมีรูปแบบอนุกรมเวลาเป็น $ARIMA(0,1,1) \times SARIMA(1,1,1)_{12}$ [22]

นัท กุลวานิช (2560) ศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ ARIMA ตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA กับเครือข่ายประสาทเทียม และตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในการพยากรณ์ราคาปิดหุ้น SCB ของธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน) โดยใช้ชุดข้อมูลจริงและชุดข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำลองด้วยตัวแบบ $ARIMA(0,1,1)$ ตัวแบบ $ARIMA(0,1,2)$ ตัวแบบ $ARIMA(1,1,0)$ ตัวแบบ $ARIMA(1,1,1)$ ตัวแบบ $ARIMA(1,1,2)$ ตัวแบบ $ARIMA(2,1,0)$ ตัวแบบ $ARIMA(2,1,1)$ และตัวแบบ $ARIMA(2,1,2)$ เมื่อใช้เกณฑ์รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error, RMSE) เป็นเครื่องมือในการเปรียบเทียบตัวแบบ โดยตัวแบบใดที่มีค่า RMSE ต่ำสุดจะเป็นตัวแบบที่ดีที่สุด จากการศึกษาพบว่าตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุดสำหรับการพยากรณ์ในชุดข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำลองด้วยตัวแบบ $ARIMA(0,1,2)$ ตัวแบบ $ARIMA(1,1,1)$ และตัวแบบ $ARIMA(2,1,2)$ ส่วนตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และเครือข่ายประสาทเทียมนั้นให้ความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุดสำหรับการพยากรณ์ในชุดข้อมูลอนุกรมเวลาในกรณีที่จำลองด้วยตัวแบบ $ARIMA(0,1,1)$ ตัวแบบ $ARIMA(1,1,0)$ ตัวแบบ $ARIMA(1,1,2)$ ตัวแบบ $ARIMA(2,1,0)$ และตัวแบบ $ARIMA(2,1,1)$ และสำหรับการพยากรณ์ในชุดข้อมูลจริงของราคาปิดหุ้นรายสัปดาห์ของ SCB ที่มีลักษณะอนุกรมเวลาสอดคล้องกับตัวแบบ $ARIMA(1,1,1)$ ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งสอดคล้องกับผลจากชุดข้อมูลจำลอง [23]

เพชรนรินทร์ แก้วหล้า (2554) ระบบการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยมีวัตถุประสงค์ 2 ข้อคือ เพื่อพัฒนาระบบการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจ เพื่อการวางแผนการบริหารจัดการและวางนโยบายทางด้านต่าง ๆ ให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นและ เพื่อทำการประเมินความพึงพอใจของระบบการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจ การพัฒนาครั้งนี้ เริ่มต้นจากการศึกษาและเก็บรวบรวมข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจ เพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์ สร้างและทดสอบโมเดลเพื่อคำนวณหาค่าการพยากรณ์ จากนั้นจึงทำการออกแบบและพัฒนาระบบ การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม การทดลองครั้งนี้ได้นำข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจ ตั้งแต่เดือนมกราคม 2550 ถึงเดือนธันวาคม 2552 มาใช้ในการเรียนรู้ในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อได้โครงข่ายที่ผ่านการเรียนรู้จากจำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจ และเปรียบเทียบความพึงพอใจเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของโมเดลที่พัฒนาขึ้น จากการทดสอบโมเดลการ พยากรณ์พบว่า การพยากรณ์สามารถพยากรณ์ค่า ล่วงหน้าได้ 1 ปี สรุปผลจากการประเมินคุณภาพ โดยพิจารณาความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่า พยากรณ์ ไม่มีความแตกต่าง หลังจากนั้นให้ ผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบโดยใช้แบบสอบถาม เพื่อวัด สัมประสิทธิ์แอลฟาเพื่อหาความแม่นยำจากการประเมินประสิทธิภาพดังกล่าวนี้อยู่ในระดับดี ดังนั้น สามารถสรุปได้ว่าระบบที่พัฒนาขึ้นมี คุณภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับดี [2]

พรรณิภา บุตรเอกและสุรเดช บุญลือ (2557) การพยากรณ์โอกาสสำเร็จการศึกษาของนักศึกษา โดยใช้ซอฟต์แวร์แมชชีน ชุดข้อมูลกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ทดสอบเป็นข้อมูลของนักศึกษาระดับปริญญาตรีหลักสูตร 4 ปี สาขาวิชา วิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยนอร์ ทกรุงเทพ ระหว่างปีการศึกษา 2547-2551 จำนวนทั้งสิ้น 138 ระเบียบ 18 คุณลักษณะ ชุดข้อมูลที่ได้จะ นำส่งเข้าตัวแบบพยากรณ์โอกาสสำเร็จการศึกษาของนักศึกษา ซึ่งจะใช้เทคนิคซอฟต์แวร์แมชชีน (SVM) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) และ เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (BP-ANN) มาท การสร้างตัวแบบพยากรณ์และเปรียบเทียบเพื่อ คัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพ สูงสุด โดยการทดสอบประสิทธิภาพตัวแบบจะใช้วิธีไขว้ทบ 15 ส่วน ผลการทดสอบ พบว่า ตัวแบบการ พยากรณ์ที่ใช้เทคนิค SVM-PK ให้ความแม่นยำ ในการพยากรณ์สูงที่สุดที่ร้อยละ 89.13 โดยมีผลการ ประเมินค่าความแม่นยำตรงเท่ากับ 0.878 ค่าความระลึเท่ากับ 0.891 และค่า ประสิทธิภาพโดยรวม เท่ากับ 0.860 นอกจากนี้ยังให้ค่า RMSE น้อยที่สุดเท่ากับ 0.3297 โดยที่ตัวแบบพยากรณ์ซอฟต์แวร์ แมชชีนที่ใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบ SVM-NP SVM-RBF และ SVM-PUK ให้ค่าความแม่นยำใน การพยากรณ์เท่ากันที่ร้อยละ 87.68 ส่วนตัวแบบพยากรณ์ C4.5 และ BP-ANN ให้ค่าความแม่นยำร้อย ละ 83.33 และ 84.36 ตามลำดับ สรุปได้ว่าตัวแบบพยากรณ์ SVM-PK เป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด สำหรับการ พยากรณ์โอกาสสำเร็จการศึกษาของนักศึกษา [24]

สายชล สันสมบุรณ์ทอง (2561) ศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายการติดเกม ของเด็กและวัยรุ่นในกรุงเทพมหานคร ด้วยวิธีการจำแนกกลุ่ม 7 วิธี ได้แก่ วิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว โดยใช้อัลกอริทึมชนิด IBk วิธีต้นไม้การตัดสินใจโดยใช้อัลกอริทึมชนิด J48 วิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ อัลกอริทึมชนิดเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น วิธีซอฟต์แวร์แมชชีนโดยใช้อัลกอริทึม SMO ชนิดโพลี โนเมียลเคอร์เนล วิธีฐานกฎโดยใช้อัลกอริทึมชนิด ตารางการตัดสินใจวิธีการถดถอยลอจิสติกทวิภาค และวิธีนาอิวเบสโดยข้อมูลที่นำมาศึกษาได้จากการเก็บรวบรวมด้วยแบบสอบถาม เภณท์ในการ เปรียบเทียบพิจารณาจากค่าความแม่นยำ ความเที่ยง ความระลึ ค่าวัดเอฟ ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย และค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย โดยวิธีการจำแนกกลุ่มที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดจะให้ค่าความแม่นยำ ความเที่ยง ความระลึ และค่าวัดเอฟที่มีค่ามากที่สุด แต่จะให้ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและค่า คลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด ผลการศึกษาพบว่าวิธีต้นไม้การตัดสินใจมีค่าความแม่นยำ ความระลึ ของชั้นไม่ได้ติดเกม ค่าวัดเอฟของชั้นไม่ได้ติดเกม ความเที่ยงของชั้นติดเกมและค่าวัดเอฟของชั้นติดเกม มากที่สุดเท่ากับ 92.17 %, 0.976, 0.948, 0.923 และ 0.842 ตามลำดับ วิธีซอฟต์แวร์แมชชีนมี ค่าความระลึของชั้นไม่ได้ติดเกมมากที่สุดเท่ากับ 0.976 และค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยน้อยที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เท่ากับ 0.0870 วิธีฐานกฎมีค่าความเที่ยงของขั้นไม่ได้ติดเกมและความระลึกของขั้นติดเกมมากที่สุดเท่ากับ 0.930 และ 0.806 ตามลำดับ ส่วนวิธีการถดถอยลอจิสติกทวิภาคมีค่าความระลึกของขั้นไม่ได้ติดเกมมากที่สุดเท่ากับ 0.976 และค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดเท่ากับ 0.0612 แต่เนื่องจากวิธีต้นไม้อการตัดสินใจมีประสิทธิภาพในการทำนายดีที่สุดที่ 5 ใน 9 ค่าดังนั้นวิธีต้นไม้อการตัดสินใจเป็นวิธีที่สามารถทำนายการติดเกมของเด็กและวัยรุ่นในกรุงเทพมหานครที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด [25]

สุรเดช บุญลือ, จักรกริช เคล้าละมอม และแสงนภา วันเพ็ญ (2554) ออกแบบและพัฒนาโปรแกรมทำนายโรคพาร์กินสันโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ข้อมูลกลุ่มตัวอย่างที่นำมาใช้ทดสอบเป็นข้อมูลที่ได้จากการวัดเสียงทางชีวการแพทย์รวม 32 คน ซึ่งเป็นผู้ป่วยโรคพาร์กินสันจำนวน 24 คน รวมทั้งสิ้น 192 ระเบียบ 23 คุณลักษณะ ข้อมูลที่ได้จะนำส่งเข้าตัวแบบทำนายโรคพาร์กินสัน ซึ่งจะใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โครงข่ายประสาทเทียมแพร่กลับ และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมาเปรียบเทียบสร้างตัวแบบทำนายที่มีประสิทธิภาพสูงสุด ผลการทดสอบพบว่าตัวแบบทำนายที่ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีความแม่นยำ 92.19% ขณะที่ตัวแบบทำนายที่มีใช้โครงข่ายประสาทเทียมแพร่กลับ และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ มีความแม่นยำ 90.10% และ 88.02% ตามลำดับ [26]

ธรณินทร์ สัจจวิทย์ (2559) แบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนถูกพัฒนาขึ้นเพื่อพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมพาวด์รายเดือนของประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการส่งออกยางคอมพาวด์ตั้งแต่เดือนมกราคม 2541 ถึงเดือนมกราคม 2557 ซึ่งตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่นำเสนอถูกเปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำกับตัวแบบอาร์มาที่มีประสิทธิภาพดีในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมพาวด์ โดยใช้เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบต่างๆ 3 เกณฑ์ คือ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ จากผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่อาศัยข้อมูลในอดีตย้อนหลัง 3 ค่า และฟังก์ชันเรเดียลเบสิกเพื่อแปลงข้อมูลไม่เป็นเชิงเส้นตรงไปสู่ข้อมูลเชิงเส้นตรง เพื่อให้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเรียนรู้และสร้างฟังก์ชันการทำนายมีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบอาร์มา ซึ่งแสดงให้เห็นว่าตัวแบบอาร์มาที่สร้างตัวแบบจากสมมติฐานความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงไม่เหมาะสมกับลักษณะข้อมูลแบบไม่เชิงเส้นตรงสำหรับอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกยางคอมพาวด์รายเดือนของประเทศไทย ดังนั้น ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจึงมีความเหมาะสมที่จะเป็นตัวแบบในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมพาวด์ของประเทศไทย เพื่อให้ได้สารสนเทศที่เป็นประโยชน์และสนับสนุนการตัดสินใจในการวางแผนการผลิตได้ [3]

พรรณนิภา คุ่มสิน (2560) งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาหาตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณยอดขายเครื่องปรับอากาศ รุ่น A-1 A-2 และ A-3 โดยใช้ข้อมูลปริมาณยอดขายเครื่องปรับอากาศจำนวน 132 ค่า ตั้งแต่เดือนเมษายน พ.ศ. 2548 ถึง เดือนมีนาคม พ.ศ. 2559 ซึ่งผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนเมษายน พ.ศ. 2548 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2558 สำหรับการสร้างและคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโพลท์และวินเทอร์วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนชุดที่ 2 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนเมษายน พ.ศ. 2558 ถึงเดือน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มีนาคม พ.ศ. 2559 สำหรับท การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ โดยใช้เกณฑ์ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE) เป็นเครื่องมือวัดประสิทธิภาพในการคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ ส่วนค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ใช้เพื่อแสดงเปอร์เซ็นต์ของค่าความคลาดเคลื่อนจากค่าจริง ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ให้ความถูกต้องของการพยากรณ์ ยอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-1 และ A-2 มากที่สุด ซึ่งมีค่า RMSE ของข้อมูลชุดที่ 1 เท่ากับ 7,027.8376 และ 5,481.5986 ตามลำดับ และมีค่า MAPE ของข้อมูลชุดที่ 2 เท่ากับ 27.07% และ 8.94% ตามลำดับ สำหรับการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3พบว่าตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์และวินเทอร์ให้ความถูกต้องของการพยากรณ์มากที่สุด ซึ่งมีค่า RMSE ของข้อมูลชุดที่ 1 เท่ากับ 4,252.7092 และมีค่า MAPE ของข้อมูลชุดที่ 2 เท่ากับ 14.26%จากนั้นผู้วิจัยนำตัวแบบที่เหมาะสมของเครื่องปรับอากาศทั้ง 3 รุ่นไปประยุกต์ใช้โดยนำไปพยากรณ์ล่วงหน้าจำนวน 12 เดือน (เดือนเมษายน พ.ศ. 2559 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2560) ซึ่งแบ่งเป็น 2 ช่วงตามการวางแผนการผลิตของบริษัท (ช่วงที่ 1 คือ เดือนเมษายน พ.ศ. 2559 ถึงเดือนกันยายน พ.ศ. 2559 และ ช่วงที่ 2 คือ เดือนตุลาคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2560) พบว่าการพยากรณ์ปริมาณยอดขายของเครื่องปรับอากาศ รุ่น A-1 A-2 ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และรุ่น A-3ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์และวินเทอร์มีค่าความถูกต้องสูงกว่าวิธีเดิมของบริษัท [27]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงาน

3.1 ลักษณะข้อมูลและแหล่งที่มาของข้อมูล

3.1.1 ลักษณะข้อมูล

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นข้อมูลทุติยภูมิ โดยเป็นข้อมูลปริมาณผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังระบาดวิทยา ที่รวบรวมข้อมูลในภาพรวมระดับประเทศ อันได้แก่ โรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคอีสุกอีใส (Chickenpox) และโรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary)

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการทำปัญหาพิเศษเป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2550 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2561 รวมทั้งสิ้น 128 เดือน ซึ่งข้อมูลรวบรวมโดยสำนักระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข นำข้อมูลมาใช้เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์ ทั้งสิ้น 120 เดือน และใช้สำหรับตรวจสอบการพยากรณ์ ทั้งสิ้น 8 เดือน สำหรับข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาประกอบไปด้วย

1. โรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea)
2. โรคปอดอักเสบ (Pneumonia)
3. โรคอีสุกอีใส (Chickenpox)
4. โรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary)

3.1.2 แหล่งที่มาของข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์นี้คือ ปริมาณผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคอีสุกอีใส (Chickenpox) โรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary) รวบรวมจากข้อมูลรายงานโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาจากบัตรรายงาน 506 สำนักระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

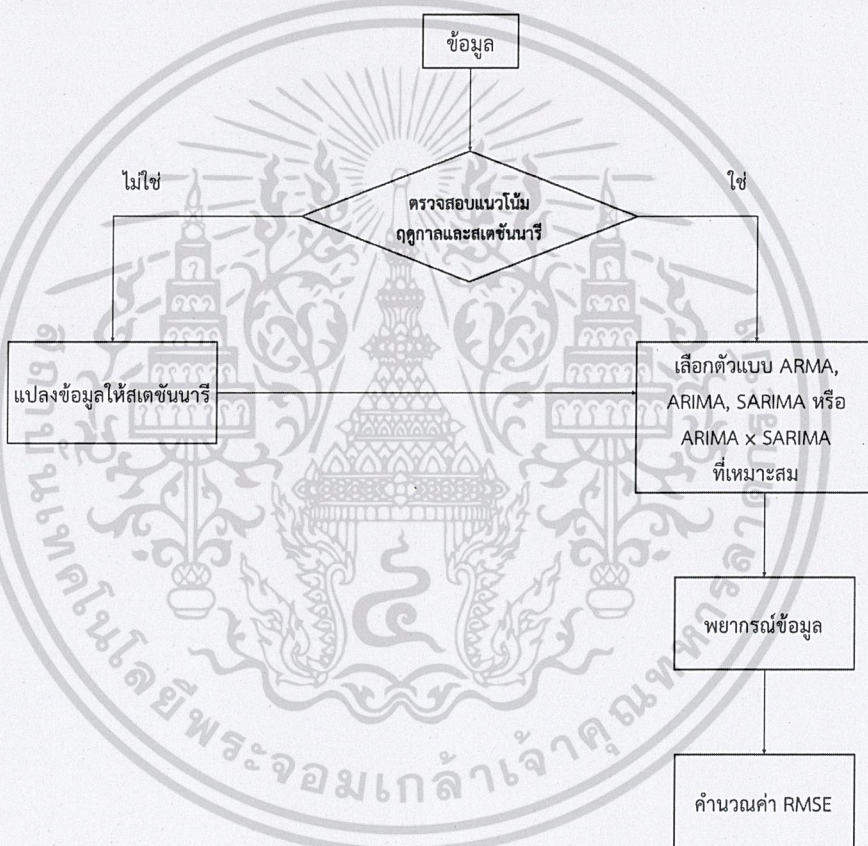
1. เก็บรวบรวมข้อมูลจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคในรายงานเฝ้าระวังตั้งแต่โรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) โรคอีสุกอีใส (Chickenpox) และโรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary) เดือนมกราคม พ.ศ.2551 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จากข้อมูลของสำนักระบาดวิทยา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นโดยใช้ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคในข่ายงานเฝ้าระวังได้แก่
 1. โรคอุจจาระร่วง(Acute diarrhea) 2. โรคปอดอักเสบ(Pneumonia) 3. โรคอีสุกอีใส(Chickenpox)
 4. โรควัณโรคปอด(Tuberculosis Pulmonary) สืบเนื่องมาจากลักษณะของข้อมูลเป็นแบบอนุกรมเวลา
 จึงนำข้อมูลมาทำการวิเคราะห์ จำนวน 120 เดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2551 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.
 2560

3. จากข้อ 2 นำข้อมูลทีวิเคราะห์เบื้องต้นมาพยากรณ์ด้วยวิธีดังนี้

1. วิธีบ็อกซ์ และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)



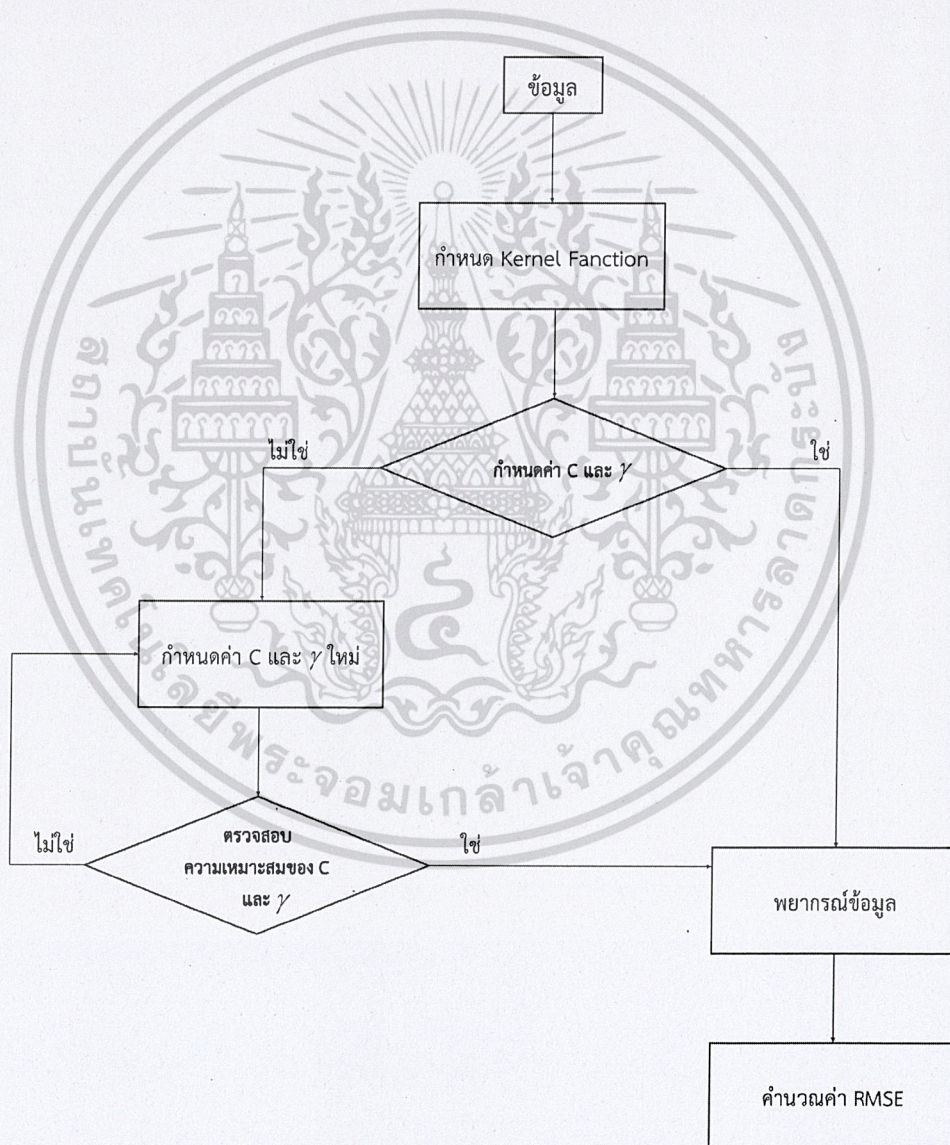
รูปที่ 3.1 กระบวนการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

จากรูปที่ 3.1 แสดงให้เห็นกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ สามารถอธิบายพอสังเขปดังนี้ เริ่มจากการนำข้อมูลแต่ละโรคมาทำการตรวจสอบหาแนวโน้มและฤดูกาล เพื่อพิสูจน์ว่า ข้อมูลเป็นอนุกรมเวลาที่สแตชันนารีหรือไม่ หากข้อมูลยังไม่เป็นอนุกรมเวลาที่สแตชันนารี ต้องทำการแปลงข้อมูลให้เป็นอนุกรมเวลาที่สแตชันนารีโดยการหาผลต่าง หากข้อมูลมีแนวโน้ม หรือ หาผลต่างฤดูกาล หากข้อมูลมีฤดูกาล หรือ หาทั้งผลต่างและผลต่างของฤดูกาล หากข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อได้ข้อมูลที่มีอนุกรมเวลาที่เสถียรแล้ว จึงนำข้อมูลนั้นไปทำการเลือกตัวแบบ ARMA, ARIMA, SARIMA หรือ ARIMA x SARIMA ที่เหมาะสม จากนั้นทำการพยากรณ์ข้อมูลตั้งแต่ 1-120 ค่าและพยากรณ์ข้อมูลตั้งแต่ 121-128 ค่า แล้วคำนวณค่า RMSE ใหม่จนได้ค่า RMSE ที่ต่ำที่สุด

2. วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine)

ตัวแบบ SVM ใช้คำสั่ง svm ที่ได้จาก e1701 package [28] ในโปรแกรม R [29] โดยเริ่มจากการใช้คำสั่ง tuneResult เพื่อให้ได้ค่าพารามิเตอร์ C, γ ที่ดีที่สุด แล้วนำค่าพารามิเตอร์ไปใส่ในคำสั่ง svm เพื่อให้ได้ตัวแบบ แล้วจึงนำตัวแบบไปหาค่าพยากรณ์ทั้ง 128 ค่าของโรคต่าง ๆ



รูปที่ 3.2 กระบวนการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 3.2 แสดงให้เห็นกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน อธิบายพอสังเขปดังนี้ เริ่มจากการนำข้อมูลแต่ละโรคมารกำหนด Kernel Function และเนื่องจากงานวิจัยนี้กำหนดเป็น Radial Basis Function-RBF ซึ่งจะมีค่า C, γ จึงต้องมีการตรวจสอบความเหมาะสมของค่า C, γ หากไม่เป็นค่าที่เหมาะสม จะต้องหาจนได้ค่าที่เหมาะสม ทำการพยากรณ์ข้อมูลตั้งแต่ 1-120 ค่าและพยากรณ์ข้อมูลตั้งแต่ 121-128 ค่า แล้วคำนวณหาค่า RMSE ใหม่จนได้ค่า RMSE ที่ต่ำที่สุด

3. วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)

สำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ในการทำวิจัยครั้งนี้ใช้ตัวแบบ NNAR(p, k) เป็นตัวแบบที่ได้จากคำสั่ง nnetar ของ caret package [30] ในโปรแกรม R [29] โดยที่ NNAR(p, k) คือ ตัว p นั้นหมายถึงตัวที่ระบุถึงโหนดอินพุต และ k หมายถึงตัวที่ระบุถึงชั้นซ่อน ตัวอย่างเช่น NNAR(6 , 4) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มี p เป็นอินพุต 6 โหนดคือ $(Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, \dots, Y_{t-6})$ เป็นโหนดอินพุตสำหรับพยากรณ์เอาต์พุต Y_t และมี k คือชั้นซ่อนทั้งหมด 4 ชั้น [31]

กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เริ่มจากการนำข้อมูลแต่ละโรคมารทำการกำหนดตัวแบบและกำหนดค่า $p= 1, 2, 3, 4, 5, 6$ ซึ่งค่า p คือจำนวนอินพุต ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ตารางแสดง Input เมื่อกำหนด p โดยที่ $p = 1,2,3,4,5,6$

1	Y_{t-1}
2	Y_{t-1}, Y_{t-2}
3	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}$
4	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}$
5	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$
6	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$

จากนั้นทำการพยากรณ์ข้อมูลตั้งแต่ 1-120 ค่าและคำนวณหาค่า RMSE แล้วทำการตรวจสอบว่าเป็นค่า RMSE ที่ต่ำที่สุดหรือไม่ หากยังไม่เป็นค่าที่ต่ำที่สุด จะต้องทำการหาค่า p และ k ที่เหมาะสม ทำการพยากรณ์ข้อมูลตั้งแต่ 1-120 ค่าและพยากรณ์ข้อมูลตั้งแต่ 121-128 ค่า แล้วคำนวณหาค่า RMSE ใหม่จนได้ค่า RMSE ที่ต่ำที่สุด

4. เลือกวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสม โดยใช้การเลือกวิธีที่ให้ค่า RMSE ที่มีค่าต่ำที่สุด แล้วนำไปทำการคำนวณหาค่า MAPE และเลือกค่า MAPE ที่ต่ำที่สุด

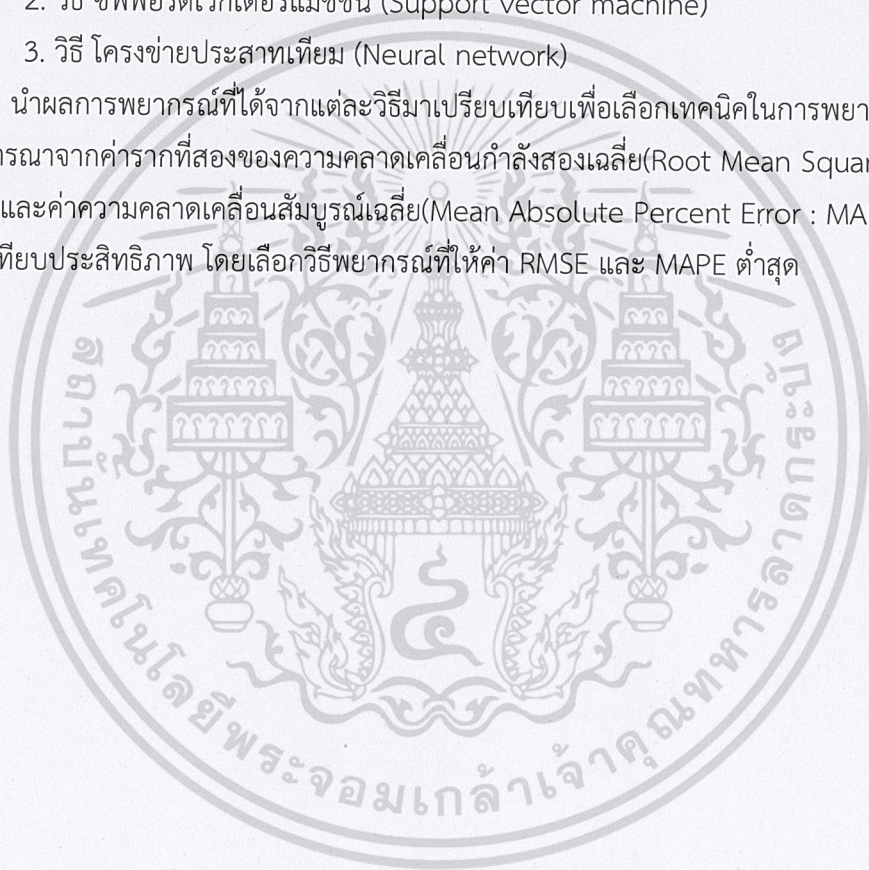
บทที่ 4

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

จากการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยา โรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea) โรคปอดอักเสบ(Pneumonia) โรคอีสุกอีใส(Chickenpox) โรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary) เดือนมกราคม พ.ศ. 2551 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2560 โดยใช้วิธีการพยากรณ์ดังนี้

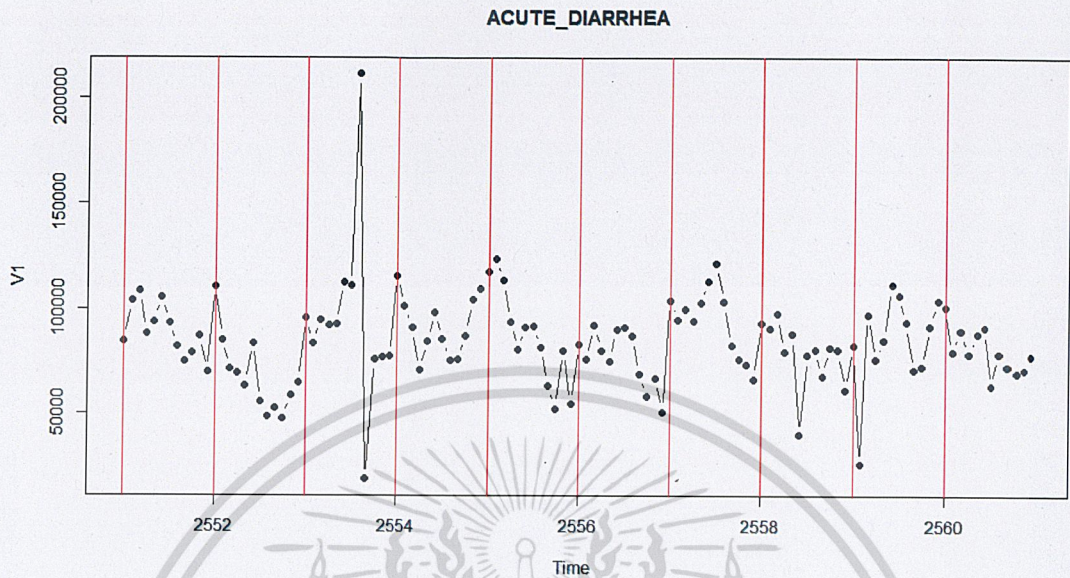
1. วิธี บ็อกซ์ และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)
2. วิธี ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine)
3. วิธี โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)

นำผลการพยากรณ์ที่ได้จากแต่ละวิธีมาเปรียบเทียบเพื่อเลือกเทคนิคในการพยากรณ์ที่ดีที่สุด โดยพิจารณาจากค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย(Root Mean Square Error : RMSE) และค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย(Mean Absolute Percent Error : MAPE)ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ โดยเลือกวิธีพยากรณ์ที่ให้ค่า RMSE และ MAPE ต่ำสุด



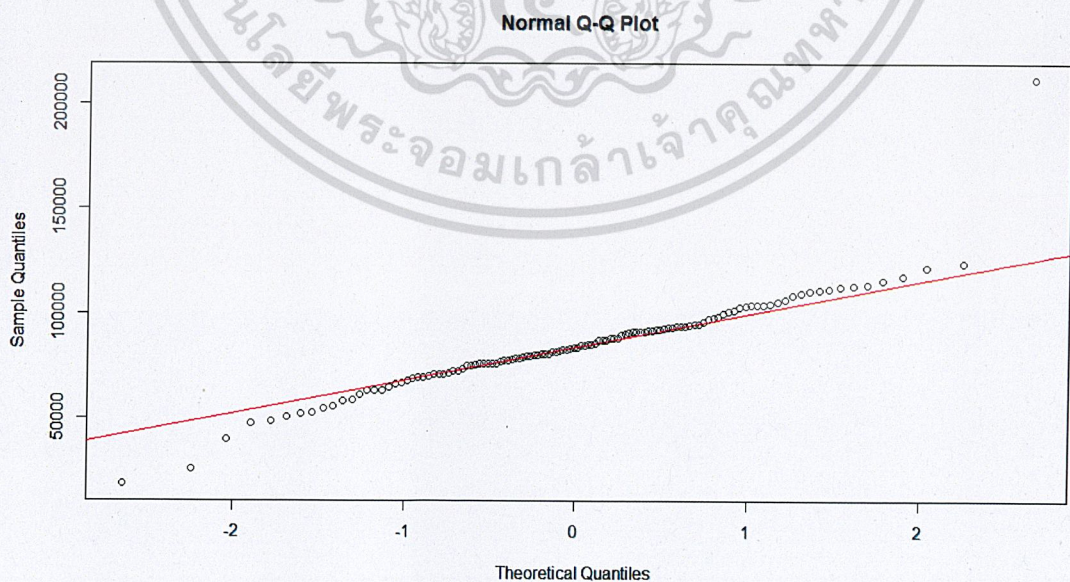
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง (Acute diarrhea)



รูปที่ 4.1 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง

จากรูปที่ 4.1 จะพบว่า อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง จะมีปริมาณขึ้นๆ ลงๆ จึงเห็นแนวโน้มไม่ชัดเจน และเมื่อพิจารณาทุกๆ 12 ช่วงเวลาพบว่า อิทธิพลของฤดูกาลก็มีลักษณะไม่ชัดเจน จึงนำอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงไปทดสอบการแจกแจงปกติ เพื่อเลือกแบบทดสอบแนวโน้มและฤดูกาล



รูปที่ 4.2 การทดสอบการแจกแจงปกติโดยใช้ Q-Q plot

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยการตั้งสมมติฐานการทดสอบ คือ

H_0 : อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงมีการแจกแจงปรกติ

H_1 : อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงไม่มีการแจกแจงปรกติ

ค่าสถิติทดสอบ $A = 1.4057$ และ $p\text{-value} = 0.0012$

จะได้ $p\text{-value} = 0.0012 < 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

นั่นคือ อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงไม่มีการแจกแจงปรกติ

เนื่องจาก จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงไม่มีการแจกแจงปรกติ ใช้การทดสอบแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ คือการทดสอบของ Daniel ในการทดสอบแนวโน้ม และการทดสอบของ Kruskal And Wallis ในการทดสอบฤดูกาล

การทดสอบของ Daniel

H_0 : อนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้ม

H_1 : อนุกรมเวลามีแนวโน้ม

r_s = ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ Spearman

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

$$r_s = 1 - \frac{(6 \times 309004)}{120(120^2 - 1)} = -0.0730$$

เนื่องจาก $n = 120 > 30$

สำหรับอนุกรมเวลาที่มีขนาดใหญ่ $n > 30$ ใช้ตัวสถิติทดสอบ

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

เมื่อ $\mu_{r_s} = 0$ และ $\sigma_{r_s} = \frac{1}{\sqrt{n-1}}$

$$Z = \frac{(-0.0730 - 0)}{0.0917} = -0.7961$$

สำหรับ $\alpha = 0.05$ มีบริเวณวิกฤตเป็น $Z \leq -Z_{\frac{\alpha}{2}} = -1.96$ และ $Z \geq Z_{\frac{\alpha}{2}} = 1.96$

เนื่องจาก $Z = -0.7961$ ดังนั้นจึงยอมรับ H_0

สรุปว่า อนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้ม ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05

การทดสอบของ Kruskal And Wallis

การทดสอบฤดูกาลโดย Kruskal and Wallis

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

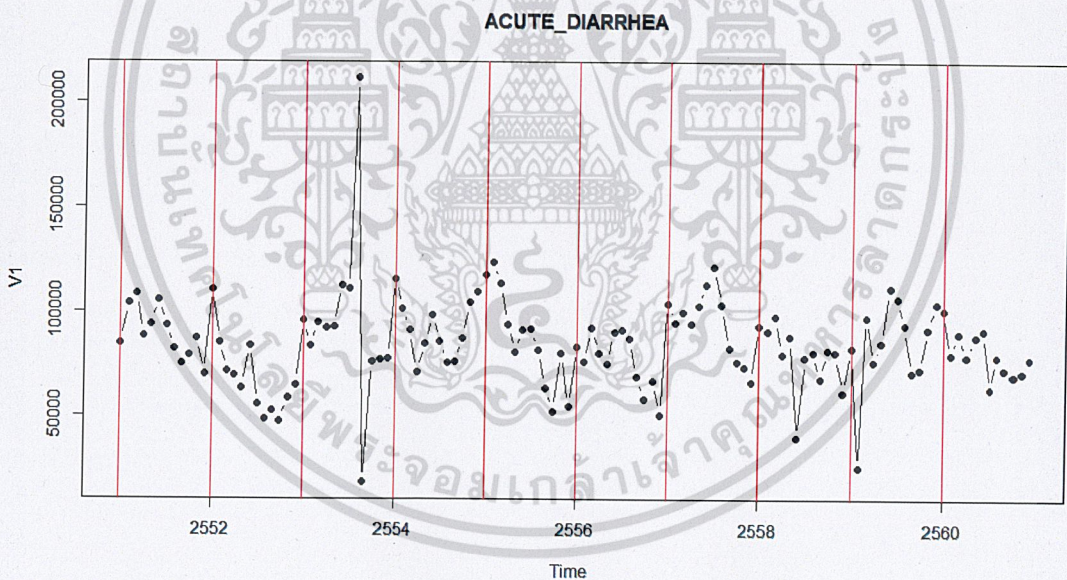
$$H_1 : S_i \neq 0 \text{ สำหรับบางฤดูกาล เมื่อ } i=1,2,3,\dots,12$$

$$\text{จะได้ } H = \frac{12}{120(120+1)} [407842.5] - 3(120+1) = -25.9401 < \chi^2_{0.05,11} = 19.675$$

จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 นั่นคืออนุกรมจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

สรุปว่า จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงไม่มีแนวโน้มและไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล

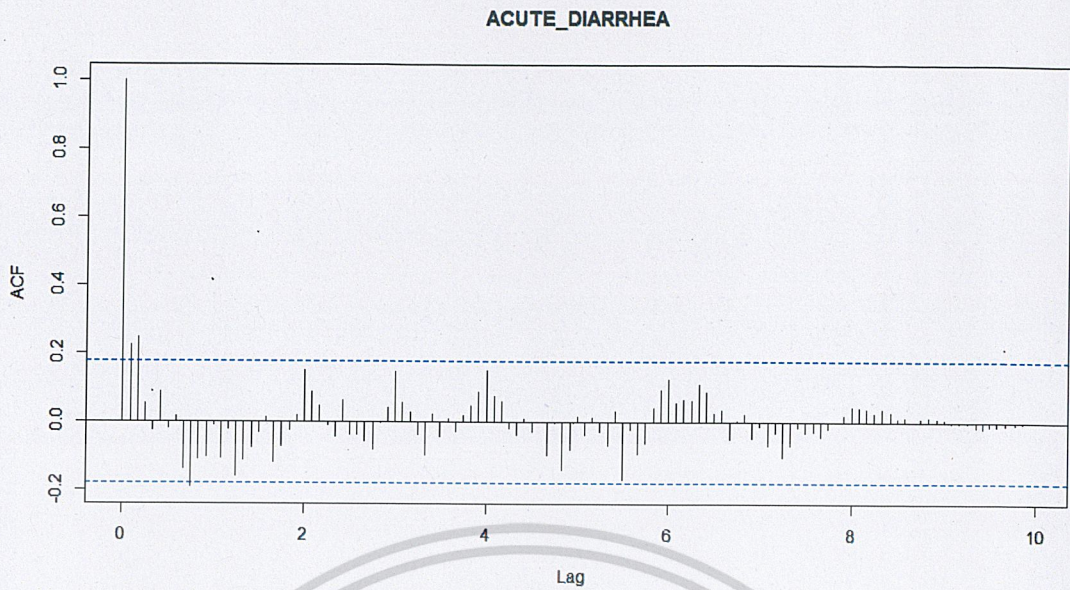
4.1.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)



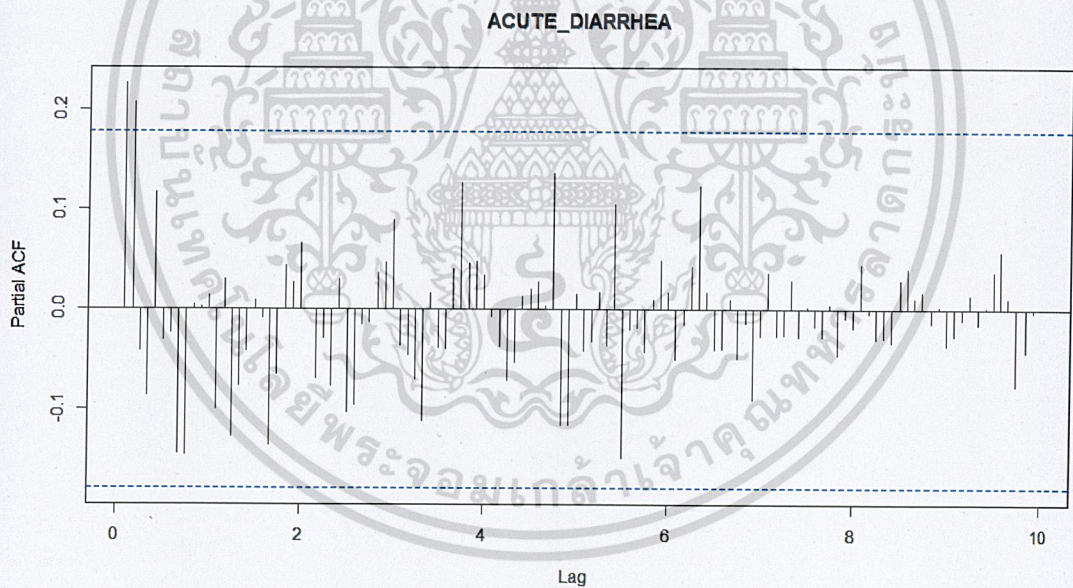
รูปที่ 4.3 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง

จากรูปที่ 4.3 พบว่าอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงเป็นสเตชันนารีแล้ว จากการทดสอบสมมติฐานพบว่า อนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล จึงนำอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีแล้วไปพล็อตคอเรลโรแกรมของ Autocorrelation Function (ACF) และ Partial - Autocorrelation Function (PACF) เพื่อหาตัวแบบ ดังรูปที่ 4.4 และรูปที่ 4.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.4 คอเรลโรแกรมของ Autocorrelation Function (ACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง



รูปที่ 4.5 คอเรลโรแกรมของ Partial - Autocorrelation Function (PACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง

จากรูปที่ 4.4 จะเห็นได้ว่า ACF มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว และรูปที่ 4.5 PACF ก็มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็วเช่นกัน จึงได้ตัวแบบ $ARMA(2)$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ $ARMA(2)$

Statistic	Coef	SE Coef	T	p-value
$\hat{\phi}_1$	0.4763	0.0796	5.99	0.0000
$\hat{\phi}_2$	0.5127	0.0795	6.45	0.0000

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \phi_1 = 0$$

$$H_1 : \phi_1 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.1 พบว่า $p\text{-value} = 0.00 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_1 ในตัวแบบมีไม่ค่าเท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_1 ควรมีในตัวแบบ

$$H_0 : \phi_2 = 0$$

$$H_1 : \phi_2 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.1 พบว่า $p\text{-value} = 0.00 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_2 ในตัวแบบมีไม่ค่าเท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_2 ควรมีในตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบ $ARMA(2)$ เป็นตัวแบบที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.2 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ $ARMA(2)$

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	18.20	31.40	42.46	50.07
DF	10	22	34	46
P-Value	0.0520	0.0880	0.1510	0.3150

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \rho_1(e_t) = \rho_2(e_t) = \rho_3(e_t) = \dots = \rho_{12}(e_t) = 0$$

$$H_1 : \rho_k(e_t) \text{ อย่างน้อย 1 ค่า ไม่เท่ากับ 0 สำหรับ } k = 1, 2, 3, \dots, 12$$

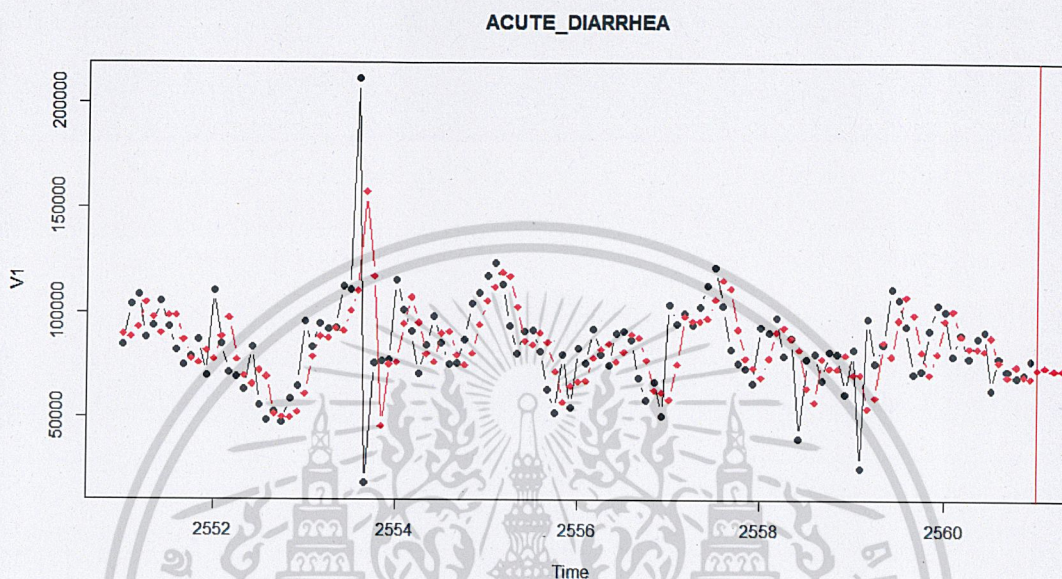
จากตารางที่ 4.2 พบว่า $p\text{-value} = 0.0520 > \alpha = 0.05$ จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ในทำนองเดียวกับ lag ที่ 24, 36 และ 48

แสดงว่าตัวแบบ $ARMA(2)$ เป็นตัวแบบที่เหมาะสม ดังรูปที่ 4.6 แสดงกราฟอนุกรมเวลาจำนวน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่หรือใช้
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยมีค่า
RMSE = 20,888.13

ดังนั้นสมการจากวิธี Box and Jenkins คือ $\hat{Y}_t = 0.1777Y_{t-1} + 0.2069Y_{t-2}$



รูปที่ 4.6 กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วย
ของโรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

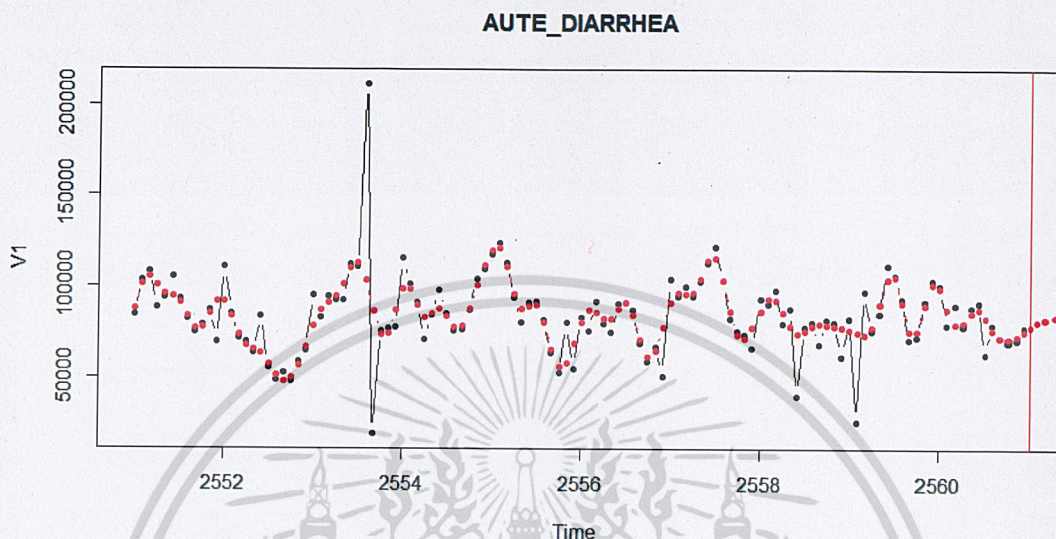
ตารางที่ 4.3 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ปี 2561			
มกราคม	73,265.58	พฤษภาคม	72,301.72
กุมภาพันธ์	74,626.18	มิถุนายน	71,914.68
มีนาคม	73,112.46	กรกฎาคม	71,326.66
เมษายน	73,089.01	สิงหาคม	70,848.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.2 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine)

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ ค่าแกมมา = 128 , $C = 4$ ที่ได้จากรูปภาคผนวก ข ที่ 1 (รายละเอียดแสดงในภาคผนวก ข) และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงทั้ง 128 ค่า ดังรูปที่ 4.7



รูปที่ 4.7 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จากรูปที่ 4.7 พบว่าลักษณะจุดของค่าพยากรณ์มีลักษณะเกาะกันใกล้เคียงกับลักษณะข้อมูลของผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง จากนั้นทำการคำนวณหาค่า RMSE ซึ่งจะได้ $RMSE = 14,918.68$ และได้ผลพยากรณ์ทั้ง 8 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.4 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561			
มกราคม	78,385.43	พฤษภาคม	84,047.55
กุมภาพันธ์	80,908.08	มิถุนายน	84,185.23
มีนาคม	82,675.13	กรกฎาคม	84,221.94
เมษายน	83,637.58	สิงหาคม	84,229.76

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)

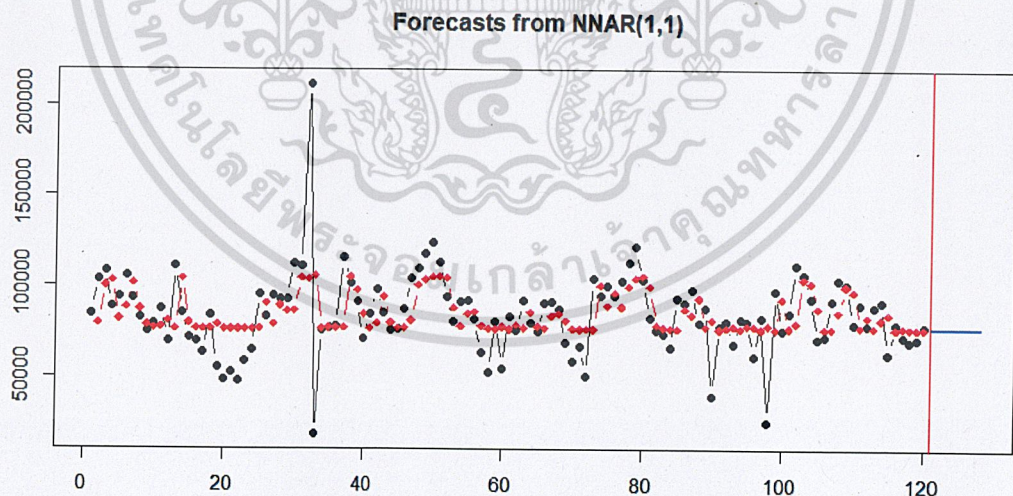
การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยแต่ละครั้งจะกำหนดค่า $p = 1, p = 2, p = 3, p = 4, p = 5, p = 6$ และในส่วนของค่า k ได้มาจากการกำหนดค่าของโปรแกรม R ที่พิจารณาจาก p ที่กำหนดไปก่อนหน้านี้ โดยเมื่อกำหนด p แล้วนั้น Input จะเป็นดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 ตารางแสดง Input เมื่อกำหนด p โดยที่ $p = 1, 2, 3, 4, 5, 6$

p	Input
1	Y_{t-1}
2	Y_{t-1}, Y_{t-2}
3	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}$
4	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}$
5	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$
6	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$

จากนั้นจะเลือกตัวแบบที่ทำการพยากรณ์แล้ว และนำมาคำนวณค่า RMSE แล้วได้ค่าน้อยที่สุด

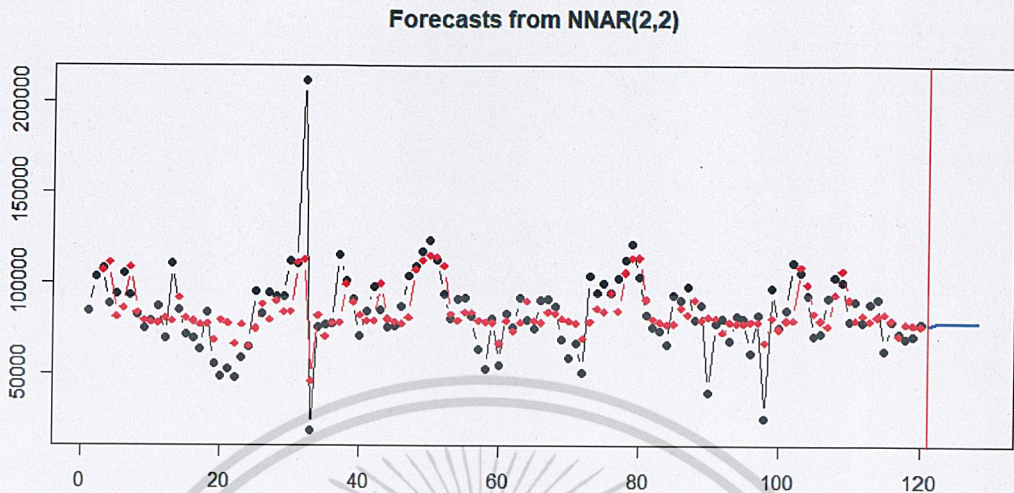
1. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 1$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงทั้ง 119 ค่า ดังรูปที่ 4.8



รูปที่ 4.8 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 1$

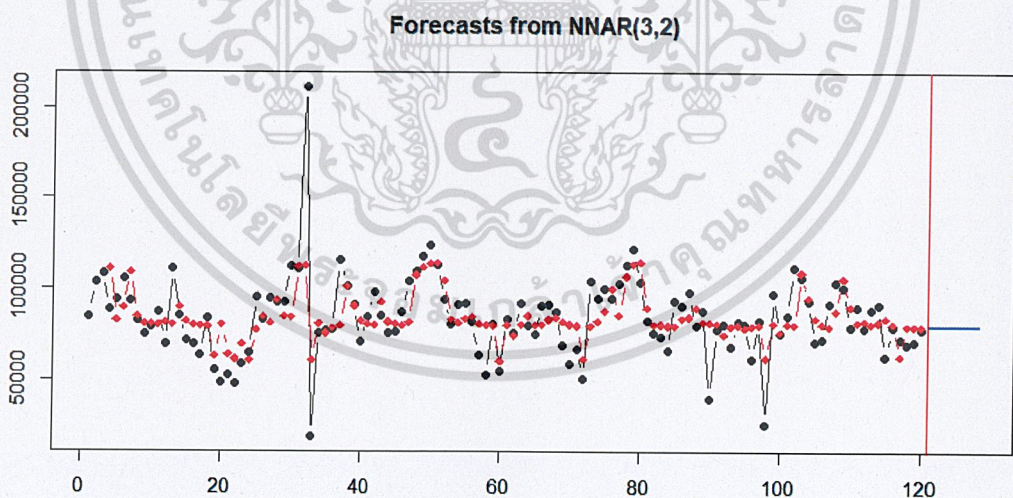
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 2$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงทั้ง 118 ค่า ดังรูปที่ 4.9



รูปที่ 4.9 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 2$

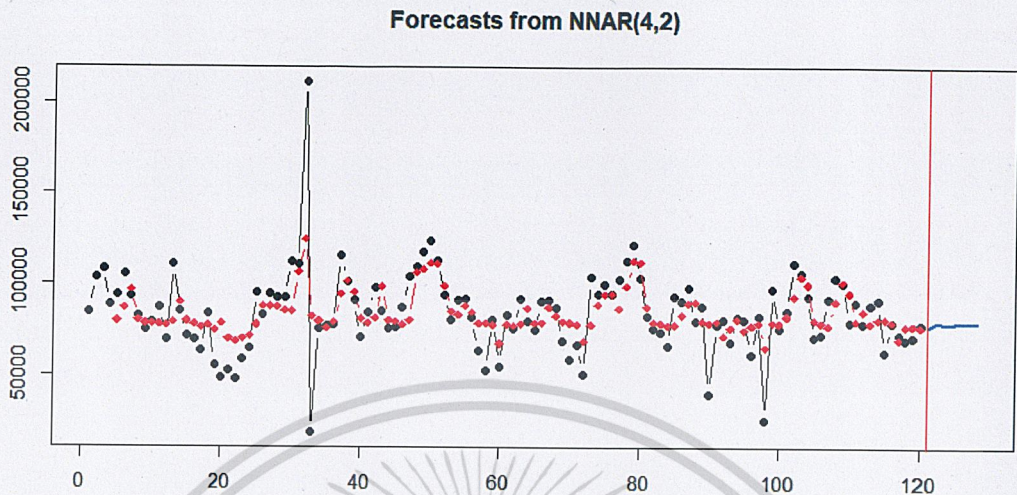
3. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 3$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงทั้ง 117 ค่า ดังรูปที่ 4.10



รูปที่ 4.10 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 3$

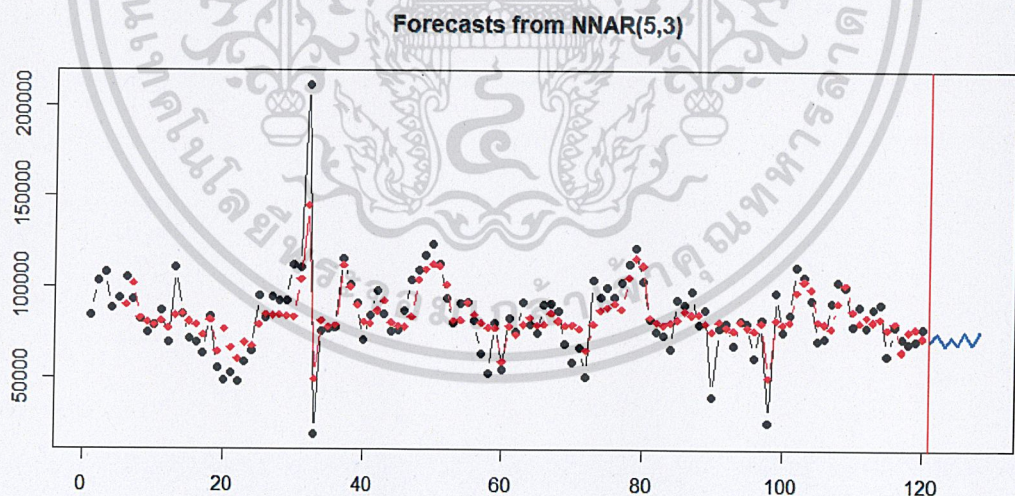
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 4$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงทั้ง 116 ค่า ดังรูปที่ 4.11



รูปที่ 4.11 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 4$

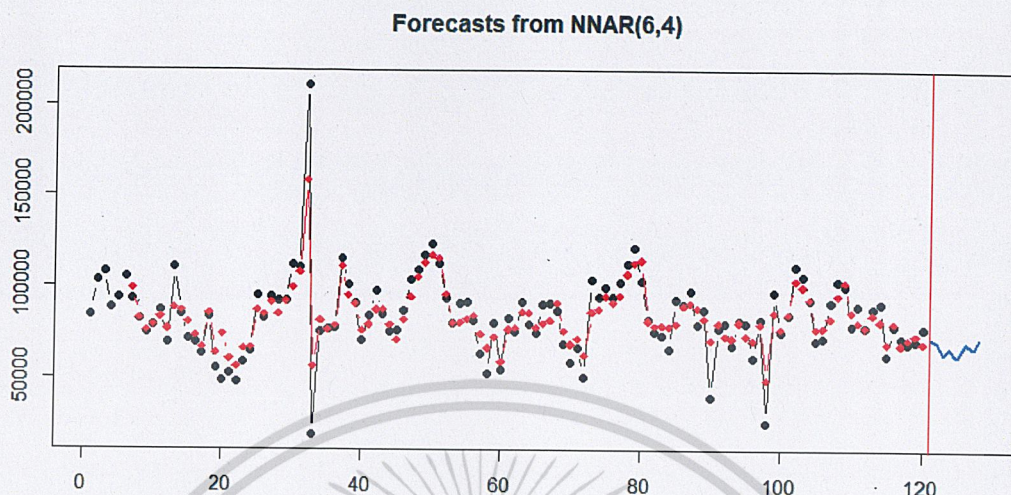
5. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 5$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงทั้ง 115 ค่าดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 5$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 6$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงทั้ง 114 ค่า ดังรูปที่ 4.13



รูปที่ 4.13 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอุจจาระร่วงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 6$

จากการวิเคราะห์ทั้ง 6 โมเดลจะได้ค่า $RMSE_1$ $RMSE_2$ และ MAPE ทั้ง 6 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.6 การเปรียบเทียบค่า RMSE และ MAPE ของการพยากรณ์ทั้ง 6 ตัวแบบของจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง

ตัวแบบ	RMSE	$RMSE_1$	MAPE
NNAR(1,1)	19,678.16	37,386.48	23.01%
NNAR(2,2)	16,653.80	36,952.61	22.32%
NNAR(3,2)	16,399.99	35,563.34	21.19%
NNAR(4,2)	15,969.66	36,538.33	21.99%
NNAR(5,3)	12,717.26	41,463.46	27.30%
NNAR(6,4)	10,092.63	43,652.80	31.62%

หมายเหตุ : RMSE คือ ค่าที่คำนวณตั้งแต่เดือนมกราคม 2551 – เดือนธันวาคม 2560

$RMSE_1$ คือ ค่าที่คำนวณตั้งแต่เดือนมกราคม 2561 - เดือนสิงหาคม 2561

จากตารางที่ 4.6 พบว่าตัวแบบที่ดีที่สุดสำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง คือตัวแบบ NNAR(3,2) เมื่อกำหนด $p=3$ เนื่องจากมีค่า $RMSE_1 = 35,563.34$ และ $MAPE = 21.19\%$ ต่ำที่สุด จาก 2 ใน 3 เกณฑ์ ดังนั้นจึงเลือกตัวแบบ NNAR(3,2) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นจะนำค่า RMSE และ MAPE ของตัวแบบที่ได้ไปเปรียบเทียบกับวิธีพยากรณ์วิธีอื่นต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.7 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561			
มกราคม	79,534.35	พฤษภาคม	79,971.91
กุมภาพันธ์	79,470.16	มิถุนายน	79,862.12
มีนาคม	80,034.97	กรกฎาคม	79,929.97
เมษายน	79,779.06	สิงหาคม	79,890.04

ดังนั้นจากการเลือกตัวแบบ NNAR(3,2) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะได้ค่าพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงทั้ง 8 ค่า ดังตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.8 ตารางแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561

เดือน	จำนวนผู้ป่วย	จำนวนผู้ป่วยที่ได้จากการพยากรณ์		
		วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม
มกราคม	158574	73,265.58	78,385.43	79,534.35
กุมภาพันธ์	126132	74,626.18	80,908.08	79,470.16
มีนาคม	113069	73,112.46	82,675.13	80,034.97
เมษายน	90846	73,089.01	83,637.58	79,779.06
พฤษภาคม	96728	72,301.72	84,047.55	79,971.91
มิถุนายน	92081	71,914.68	84,185.23	79,862.12
กรกฎาคม	86578	71,326.66	84,221.94	79,929.97
สิงหาคม	77560	70,848.11	84,229.76	79,890.04

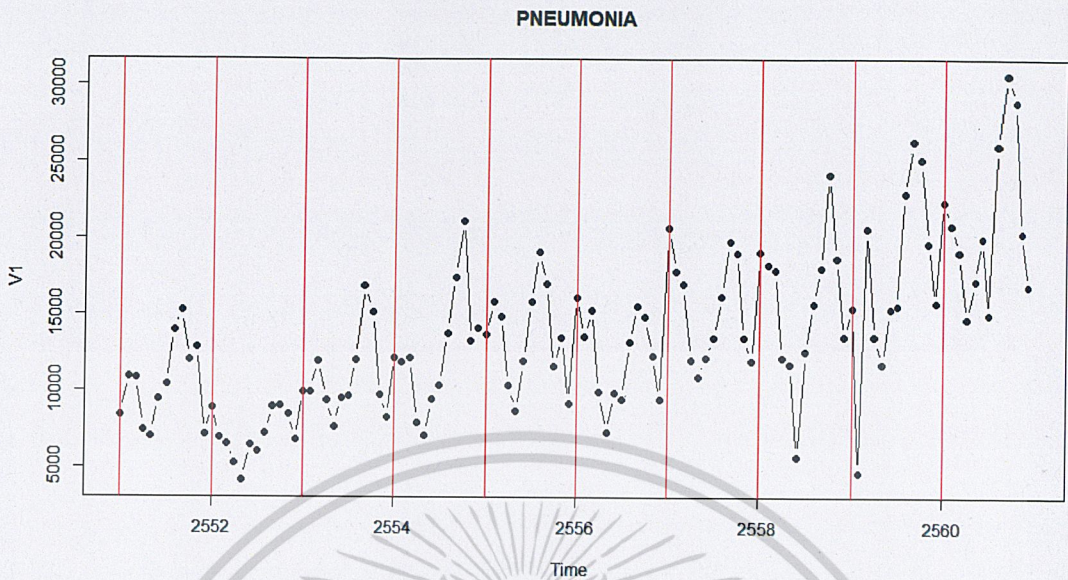
ตารางที่ 4.9 การเปรียบเทียบค่า RMSE และ MAPE ที่ดีที่สุด ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง

วิธีพยากรณ์	RMSE	MAPE
วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	20,888.13	21.77%
วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	14,918.68	19.28%
วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	16,399.99	21.19%

จากตารางที่ 4.9 พบว่า วิธีการพยากรณ์ที่ดีที่สุดที่ใช้สำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง คือ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เนื่องจากมีค่า RMSE = 14,918.68 และ MAPE = 19.28%

เป็นค่าที่ดีที่สุด สอนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ(Pneumonia)

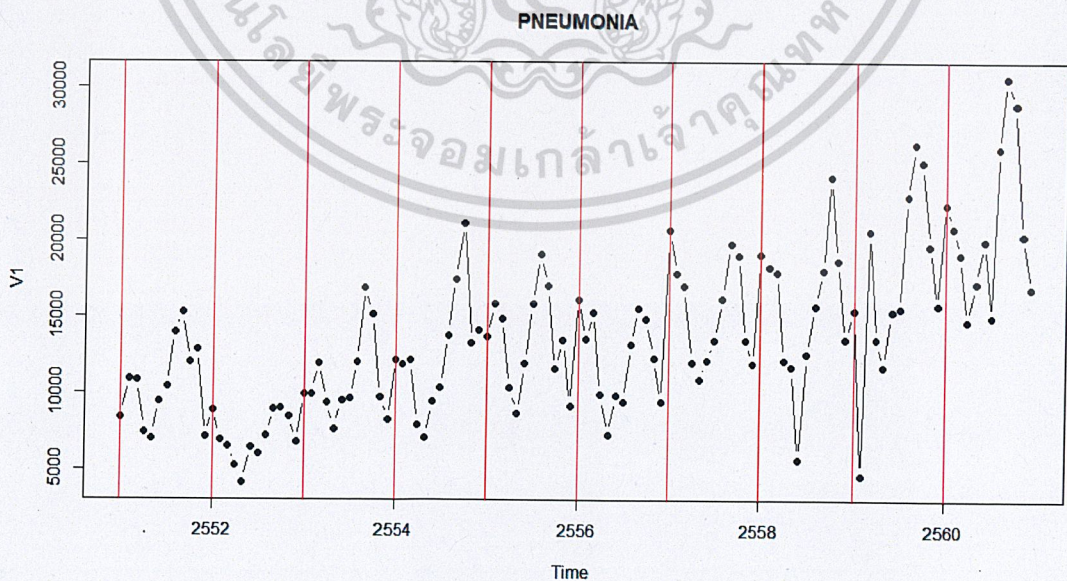


รูปที่ 4.14 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ

จากรูปที่ 4.14 จะพบว่า อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ จะเห็นว่ามีแนวโน้ม และเมื่อพิจารณาทุกๆ 12 ช่วงเวลาพบว่าอิทธิพลของฤดูกาลในช่วงสิ้นปีจะมีลักษณะเพิ่มขึ้นมากกว่าในช่วงต้นปีของทุกๆปี จึงเห็นได้ว่าอนุกรมเวลานี้มีอิทธิพลของฤดูกาล

สรุปว่า จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบมีแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาล

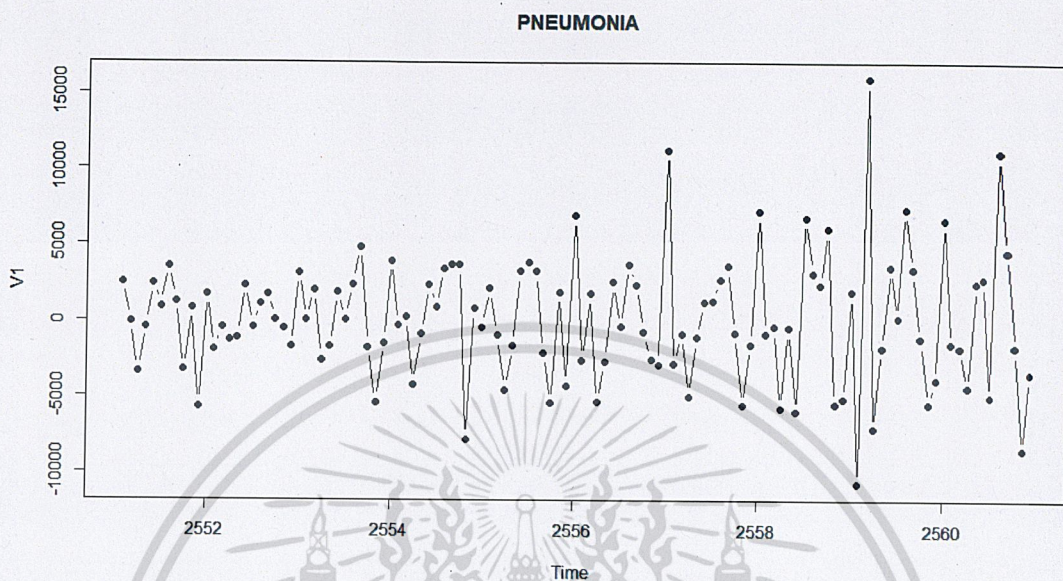
4.2.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)



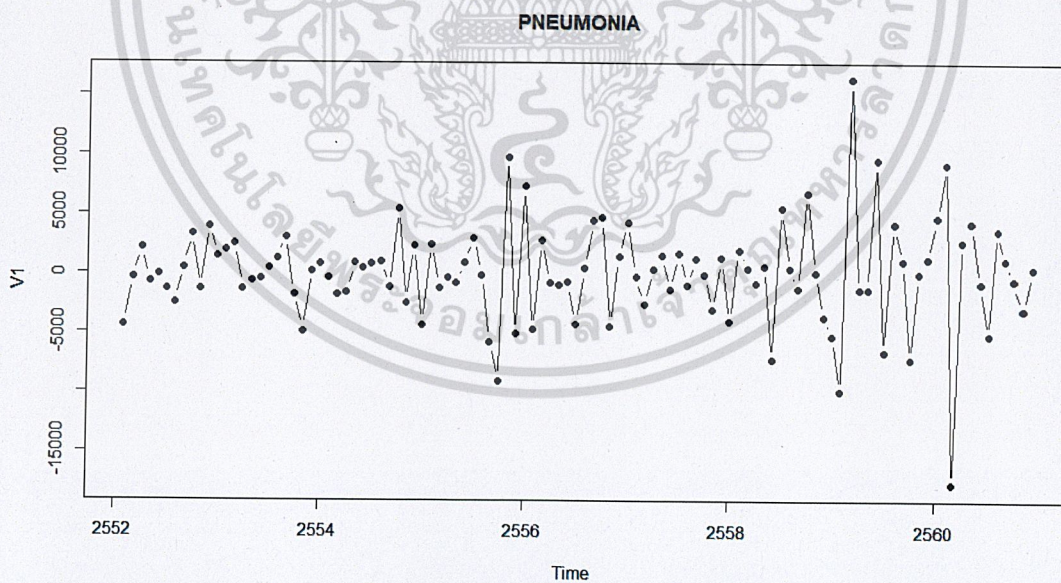
รูปที่ 4.15 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการเรียนการสอนเท่านั้น ไม่ควรนำเอกสารนี้ไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตจากเจ้าของเอกสาร
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4.15 พบว่าอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบไม่เป็นสเตชันนารี เนื่องจากอนุกรมเวลามีแนวโน้ม และมีอิทธิพลของฤดูกาลจากการทดสอบสมมติฐาน ดังนั้นจึงต้องนำไปหาผลต่าง 1 ครั้ง และผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง ดังรูปที่ 4.16 และรูปที่ 4.17



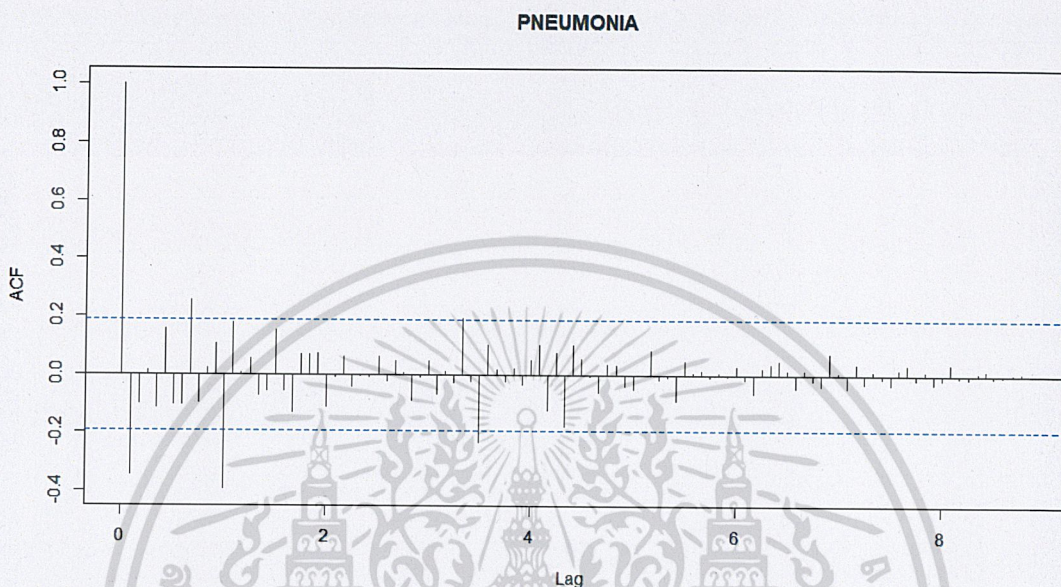
รูปที่ 4.16 อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง



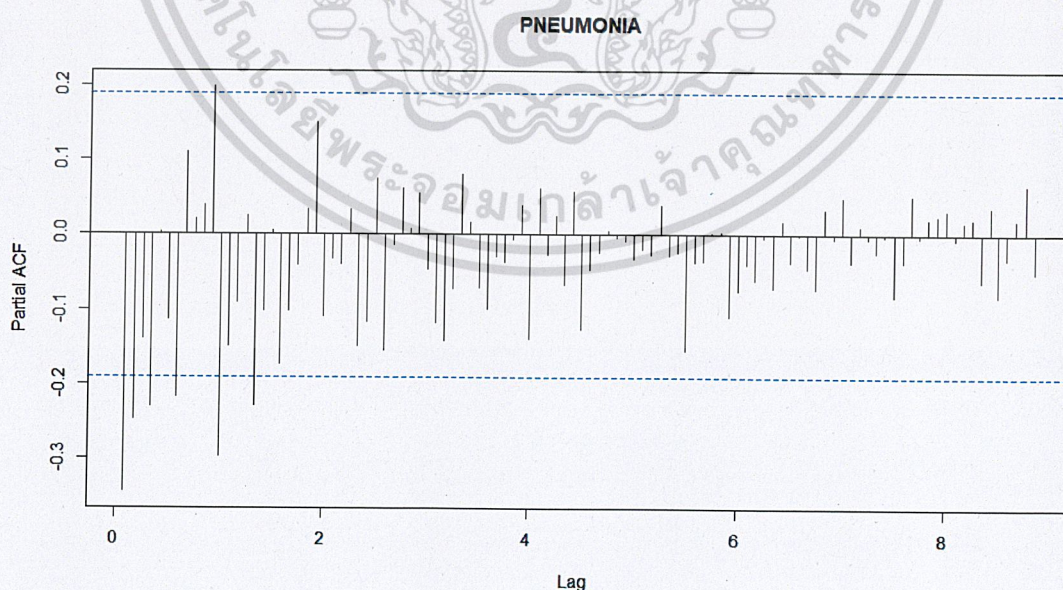
รูปที่ 4.17 อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง
และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4.17 พบว่าอนุกรมเวลาชุดใหม่ที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง และหาผลต่างฤดูกาล 1 ครั้งของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบมีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ ดังนั้นอนุกรมเวลาชุดใหม่เป็นอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีแล้ว จึงนำอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีไปพล็อตคอเรลโรแกรมของ Autocorrelation (ACF) และ Partial-Autocorrelation (PACF) เพื่อหาตัวแบบ ดังรูปที่ 4.18 และรูปที่ 4.19



รูปที่ 4.18 คอเรลโรแกรมของ Autocorrelation Function (ACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนโรคปอดอักเสบที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้งและการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง



รูปที่ 4.19 คอเรลโรแกรมของ Partial-Autocorrelation Function (PACF) ของอนุกรมเวลาเอกสารนี้เป็น จำนวนโรคปอดอักเสบที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้งและการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4.18 จะเห็นได้ว่า ACF มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว และรูปที่ 4.19 PACF มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็วเช่นกัน และมีการหาผลต่าง 1 ครั้ง จึงได้ตัวแบบ $ARIMA(1,1,1)$ ในส่วนของอิทธิพลฤดูกาล พบว่า ACF มีลักษณะ cut off ที่ lag 12 และ PACF มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็วที่ lag 12 , 24 , 36 , ... และมีการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง จึงได้ตัวแบบ $SARIMA(0,1,1)_{12}$ ดังนั้นจะได้ตัวแบบเป็น $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(0,1,1)_{12}$

ตารางที่ 4.10 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(0,1,1)_{12}$

Statistic	Coef	SE Coef	T	p-value
$\hat{\phi}_1$	0.4000	0.1070	3.72	0.0000
$\hat{\theta}_1$	0.9398	0.0441	21.32	0.0000
$\hat{\theta}_{12}$	0.8081	0.0948	8.52	0.0000

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \phi_1 = 0$$

$$H_1 : \phi_1 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.10 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_1 ในตัวแบบมีไม่ค่าเท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_1 ควรจะมีในตัวแบบ

$$H_0 : \theta_1 = 0$$

$$H_1 : \theta_1 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.10 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_1 ในตัวแบบมีไม่ค่าเท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ θ_1 ควรจะมีในตัวแบบ

$$H_0 : \theta_{12} = 0$$

$$H_1 : \theta_{12} \neq 0$$

จากตารางที่ 4.10 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_{12} ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ θ_{12} ควรจะมีในตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบ $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(0,1,1)_{12}$ เป็นตัวแบบที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.11 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ
 $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(0,1,1)_{12}$

Modified Box-Pierce (Box-Ljung) Chi-Square Statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-square	7.18	18.87	23.97	36.01
DF	9	21	33	45
p-value	0.6180	0.5940	0.8800	0.8280

สมมติฐานการทดสอบ

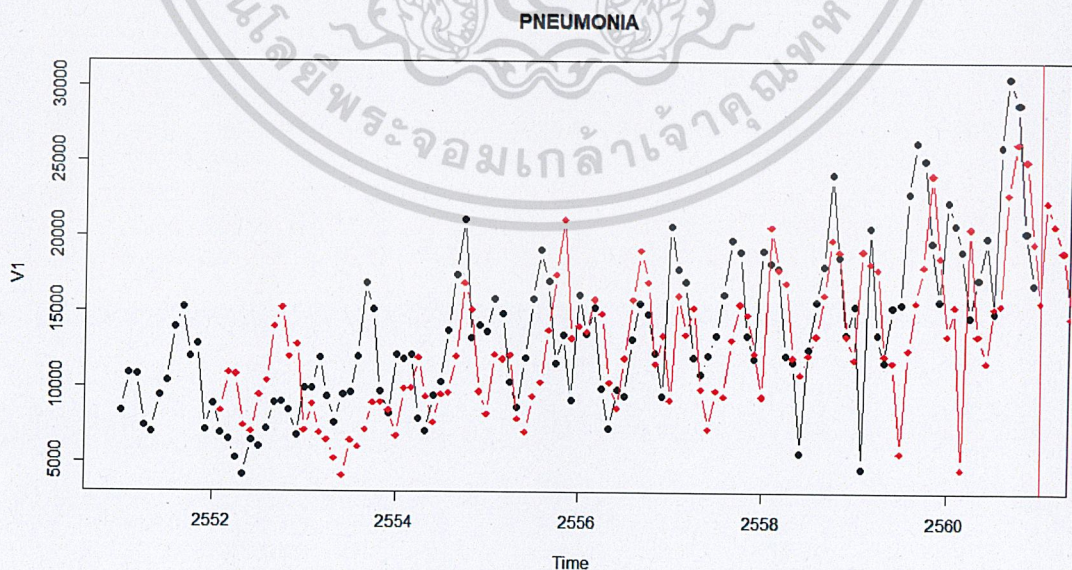
$$H_0 : \rho_1(e_t) = \rho_2(e_t) = \rho_3(e_t) = \dots = \rho_{12}(e_t) = 0$$

$$H_1 : \rho_k(e_t) \text{ อย่างน้อย 1 ค่า ไม่เท่ากับ } 0 \text{ สำหรับ } k = 1, 2, 3, \dots, 12$$

จากตารางที่ 4.11 พบว่า $p\text{-value} = 0.6180 > \alpha = 0.05$ จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ในทำนองเดียวกับ lag ที่ 24, 36 และ 48 แสดงว่าตัวแบบ $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(0,1,1)_{12}$ เป็นตัวแบบที่เหมาะสม ดังรูปที่ 4.20 กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยมีค่า RMSE = 2698.144

ดังนั้นสมการจากวิธี Box and Jenkins คือ

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1}(0.3599 + 1) - 0.3599Y_{t-2} + Y_{t-12} - (0.1404)Y_{t-13} - 0.8956Y_{t-14} - 0.3599 + 0.7895 - 0.2841$$



รูปที่ 4.20 กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วย

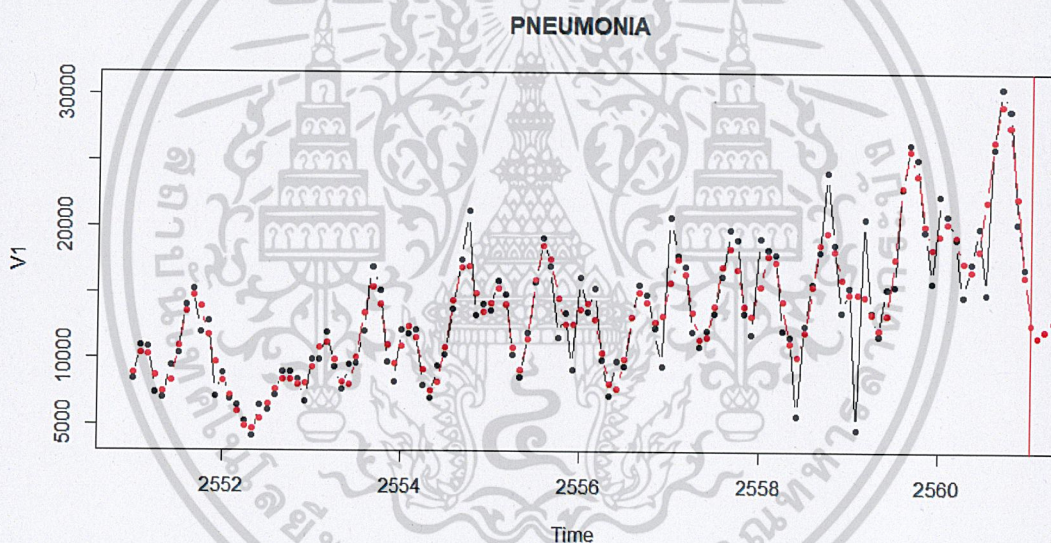
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เฉพาะในเพื่อการวิจัยเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่ไปยังประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามซื้อของโรคปอดอักเสบด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ เอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.12 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ปี 2561			
มกราคม	22,250.44	พฤษภาคม	16,883.70
กุมภาพันธ์	19,732.36	มิถุนายน	18,386.33
มีนาคม	22,319.09	กรกฎาคม	18,839.06
เมษายน	17,477.21	สิงหาคม	24,146.48

4.2.2 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine)

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ ค่าแกมมา = 128 , C = 4 ที่ได้จากรูปภาคผนวก ข ที่ 2 (รายละเอียดแสดงในภาคผนวก ข) และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคปอดอักเสบทั้ง 128 ค่า ดังรูปที่ 4.21



รูปที่ 4.21 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จากรูปที่ 4.21 พบว่าลักษณะจุดของค่าพยากรณ์มีลักษณะเกาะกันใกล้เคียงกับลักษณะข้อมูลของผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ จากนั้นทำการคำนวณหาค่า RMSE ซึ่งจะได้ RMSE = 1,950.02 และได้ผลพยากรณ์ทั้ง 8 ค่า ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.13 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561			
มกราคม	12,743.64	พฤษภาคม	13,304.22
กุมภาพันธ์	11,831.30	มิถุนายน	13,441.55
มีนาคม	12,302.77	กรกฎาคม	13,478.41
เมษายน	12,939.17	สิงหาคม	13,485.60

4.2.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)

การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยแต่ละครั้งจะกำหนดค่า $p = 1, p = 2, p = 3, p = 4, p = 5, p = 6$ และในส่วนของค่า k ได้มาจากการกำหนดค่าของโปรแกรม R ที่พิจารณาจาก p ที่กำหนดไปก่อนหน้านี้ โดยเมื่อกำหนด p แล้วนั้น Input จะเป็นดังตารางที่ 4.14

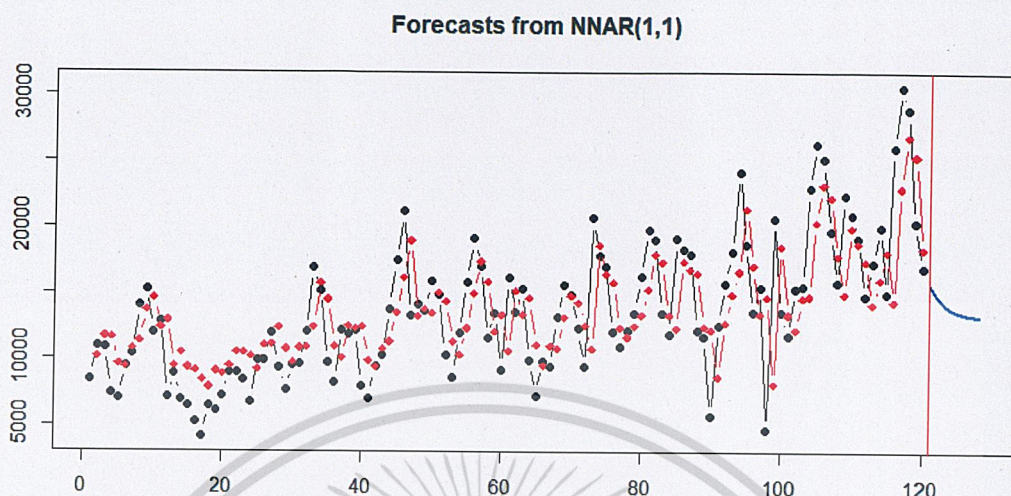
ตารางที่ 4.14 ตารางแสดง Input เมื่อกำหนด p โดยที่ $p = 1, 2, 3, 4, 5, 6$

p	Input
1	Y_{t-1}
2	Y_{t-1}, Y_{t-2}
3	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}$
4	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}$
5	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$
6	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$

จากนั้นจะเลือกตัวแบบที่ทำการพยากรณ์แล้ว และนำมาคำนวณค่า RMSE แล้วได้ค่าน้อยที่สุด

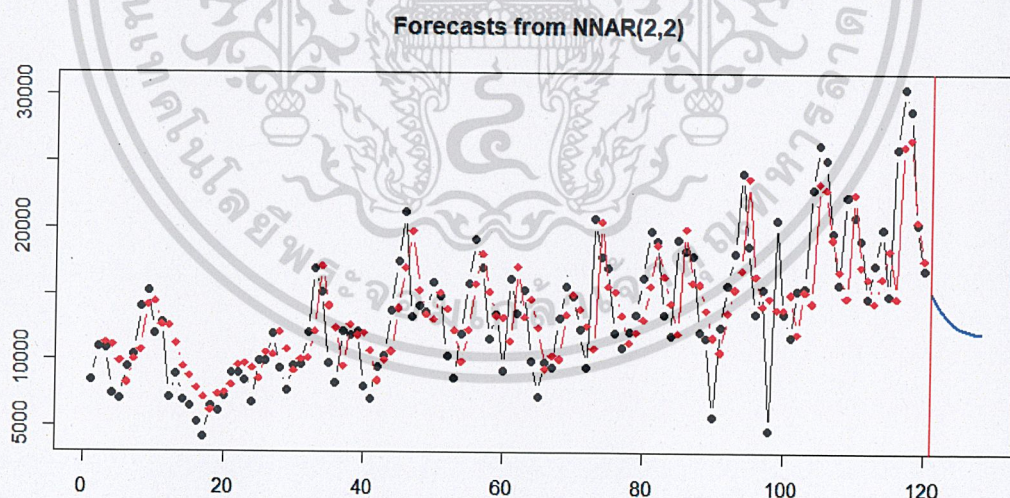
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 1$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ทั้ง 119 ค่าดังรูปที่ 4.22



รูปที่ 4.22 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 1$

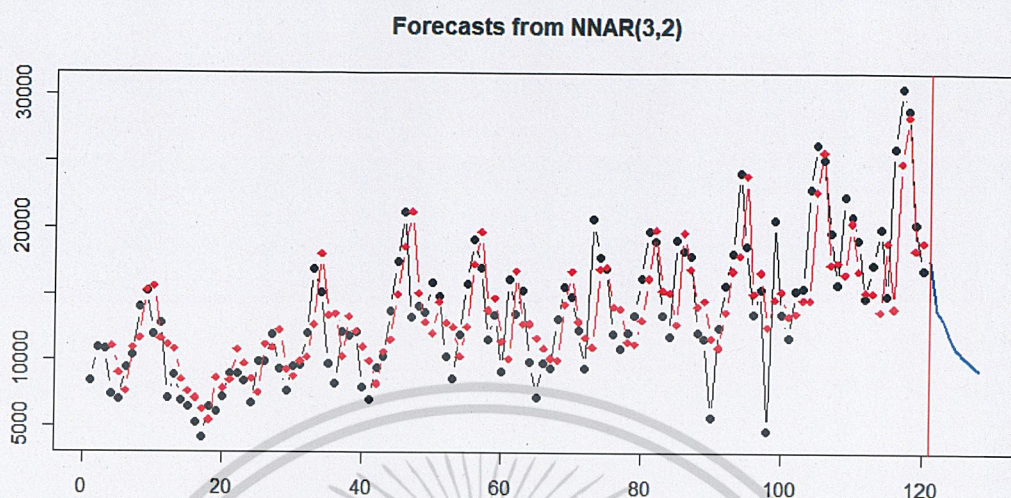
2. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 2$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ทั้ง 118 ค่าดังรูปที่ 4.23



รูปที่ 4.23 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 2$

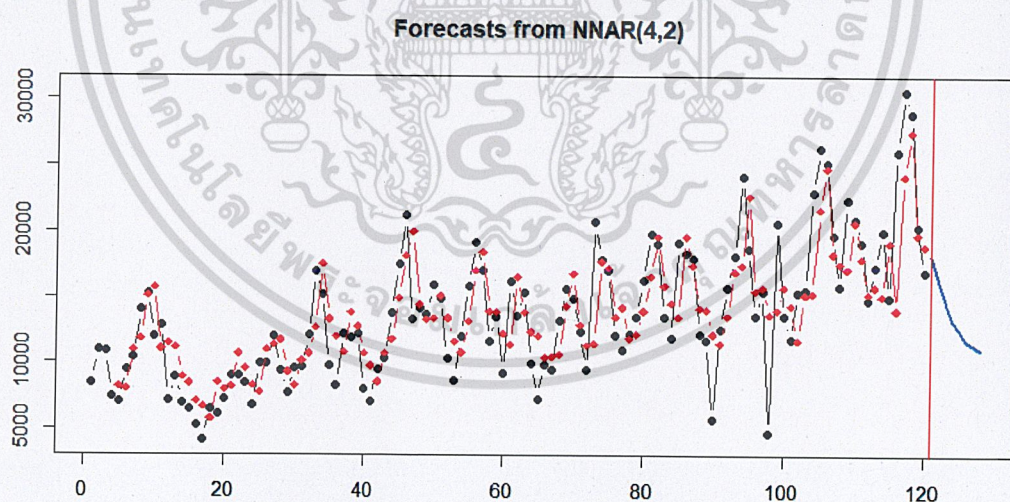
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 3$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ทั้ง 117 ค่าดังรูปที่ 4.24



รูปที่ 4.24 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 3$

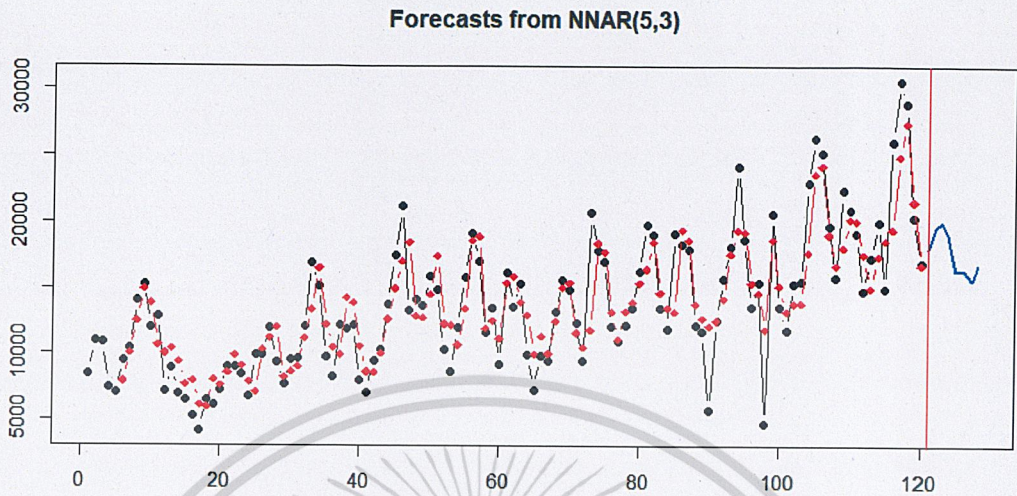
4. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 4$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ทั้ง 116 ค่าดังรูปที่ 4.25



รูปที่ 4.25 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 4$

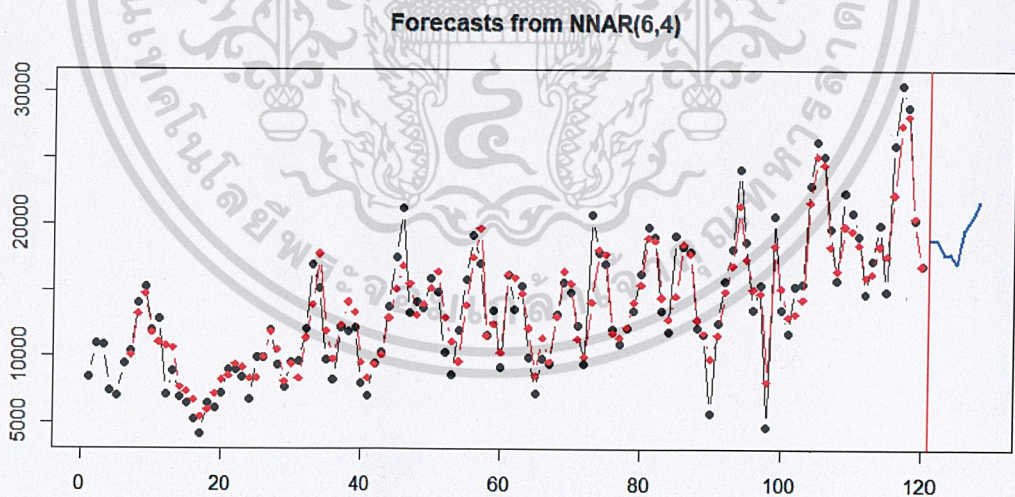
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 5$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ทั้ง 115 ค่าดังรูปที่ 4.26



รูปที่ 4.26 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 5$

6. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 6$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ทั้ง 114 ค่าดังรูปที่ 4.27



รูปที่ 4.27 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคปอดอักเสบ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 6$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการวิเคราะห์ทั้ง 6 ตัวแบบจะได้ค่า RMSE ทั้ง 6 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.15 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 6 ตัวแบบ ของจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ

ตัวแบบ	RMSE	RMSE ₁	MAPE
NNAR(1,1)	3,738.47	9,183.18	36.74%
NNAR(2,2)	3,454.75	10,032.91	40.78%
NNAR(3,2)	3,274.03	11,232.03	45.51%
NNAR(4,2)	3,143.86	9,801.12	38.81%
NNAR(5,3)	2,431.04	6,162.22	21.72%
NNAR(6,4)	1,709.72	4,317.80	14.74%

หมายเหตุ : RMSE คือ ค่าที่คำนวณตั้งแต่เดือนมกราคม 2551 – เดือนธันวาคม 2560

RMSE₁ คือ ค่าที่คำนวณตั้งแต่เดือนมกราคม 2561 – เดือนสิงหาคม 2561

จากตารางที่ 4.6 พบว่าตัวแบบที่ดีที่สุดสำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ คือตัวแบบ NNAR(6,4) เมื่อกำหนด $p=6$ เนื่องจากมีค่า RMSE = 1,709.72 RMSE₁ = 4,317.80 และ MAPE = 14.74% ซึ่งต่ำที่สุดทั้ง 3 เกณฑ์ ดังนั้นจึงเลือกตัวแบบ NNAR(6,4) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นจะนำค่า RMSE และ MAPE ของตัวแบบที่ได้ไปเปรียบเทียบกับวิธีพยากรณ์วิธีอื่นต่อไป

ตารางที่ 4.16 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปี 2561			
มกราคม	18,850.39	พฤษภาคม	17,105.97
กุมภาพันธ์	18,979.33	มิถุนายน	19,662.45
มีนาคม	17,765.49	กรกฎาคม	20,630.38
เมษายน	17,850.84	สิงหาคม	21,820.87

ดังนั้นจากการเลือกตัวแบบ NNAR(6,4) เป็นโมเดลที่เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จะได้ค่าพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วงทั้ง 8 ค่า ดังตารางที่ 4.16

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.17 ตารางแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561

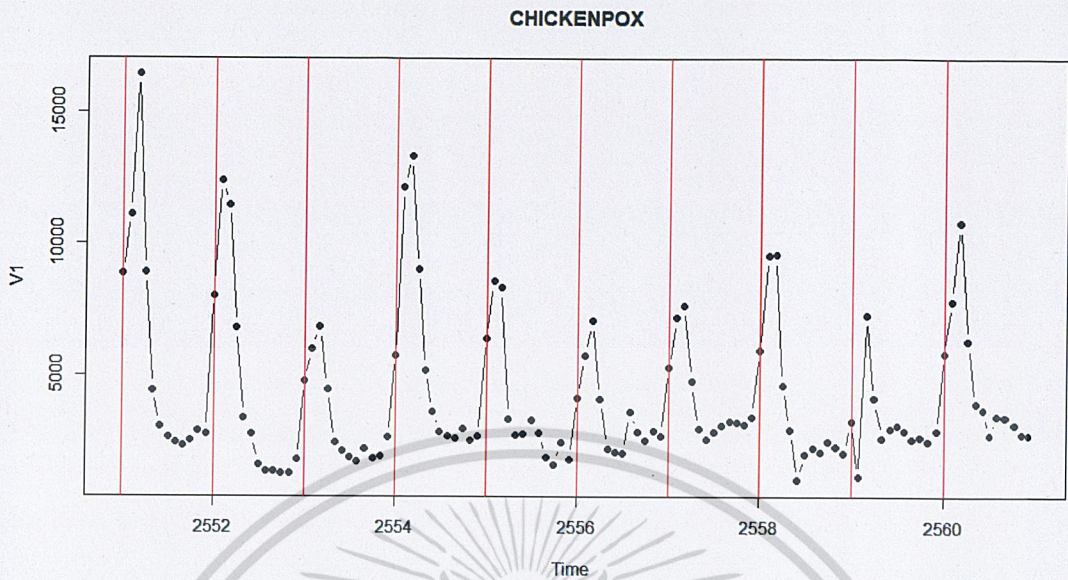
เดือน	จำนวนผู้ป่วย	จำนวนผู้ป่วยที่ได้จากการพยากรณ์		
		วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม
มกราคม	25271	12,743.64	12,743.64	18,850.39
กุมภาพันธ์	23202	11,831.30	11,831.30	18,979.33
มีนาคม	23513	12,302.77	12,302.77	17,765.49
เมษายน	18003	12,939.17	12,939.17	17,850.84
พฤษภาคม	18791	13,304.22	13,304.22	17,105.97
มิถุนายน	20495	13,441.55	13,441.55	19,662.45
กรกฎาคม	23604	13,478.41	13,478.41	20,630.38
สิงหาคม	28500	13,485.60	13,485.60	21,820.87

ตารางที่ 4.18 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ

วิธีพยากรณ์	RMSE	MAPE
วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	2,698.14	15.23%
วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	1,950.02	41.69%
วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	1,709.72	14.74%

จากตารางที่ 4.18 พบว่า วิธีการพยากรณ์ที่ดีที่สุดที่ใช้สำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ คือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากมีค่า RMSE = 1,709.72 และ MAPE = 14.74% ที่ต่ำที่สุด

4.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส (Chickenpox)

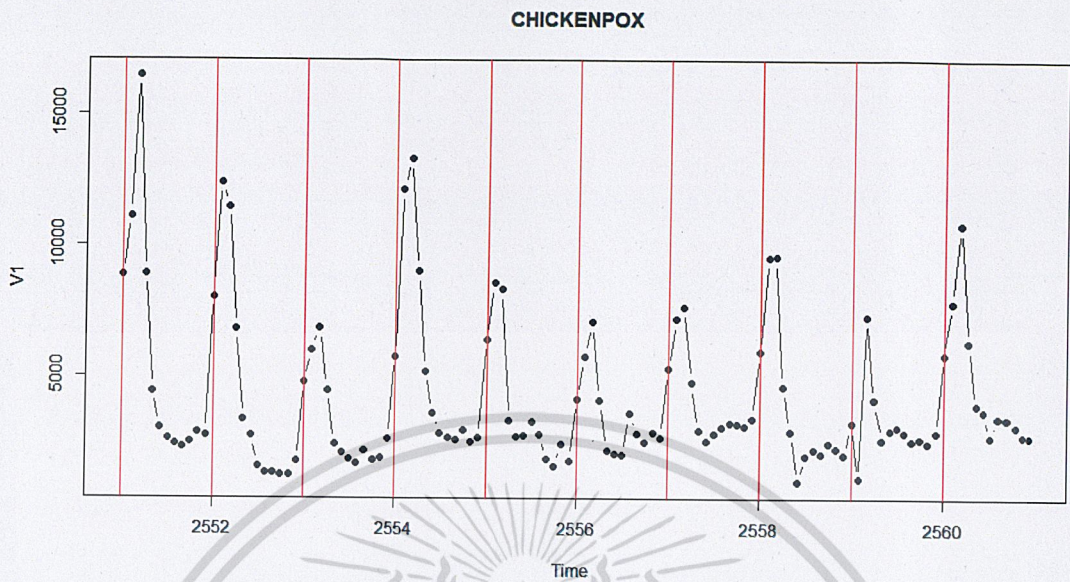


รูปที่ 4.28 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส

จากรูปที่ 4.28 พบว่าอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใสมีปริมาณลงลดเล็กน้อย จึงเห็นได้ว่ามีแนวโน้ม แต่เมื่อพิจารณาทุกๆ 12 ชั่วโมง พบว่าในแต่ละปีจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใสจะลดลงจากต้นปีจนถึงปลายปี หลังจากนั้นจะค่อย ๆ เพิ่มขึ้น ซึ่งแสดงว่ามีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

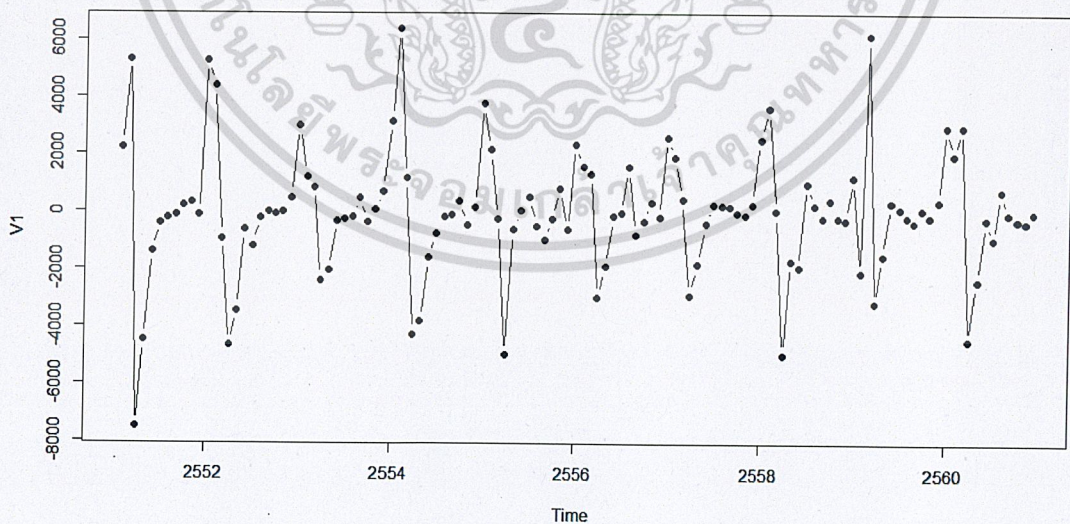
สรุปว่า จำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใสมีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล

4.3.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)



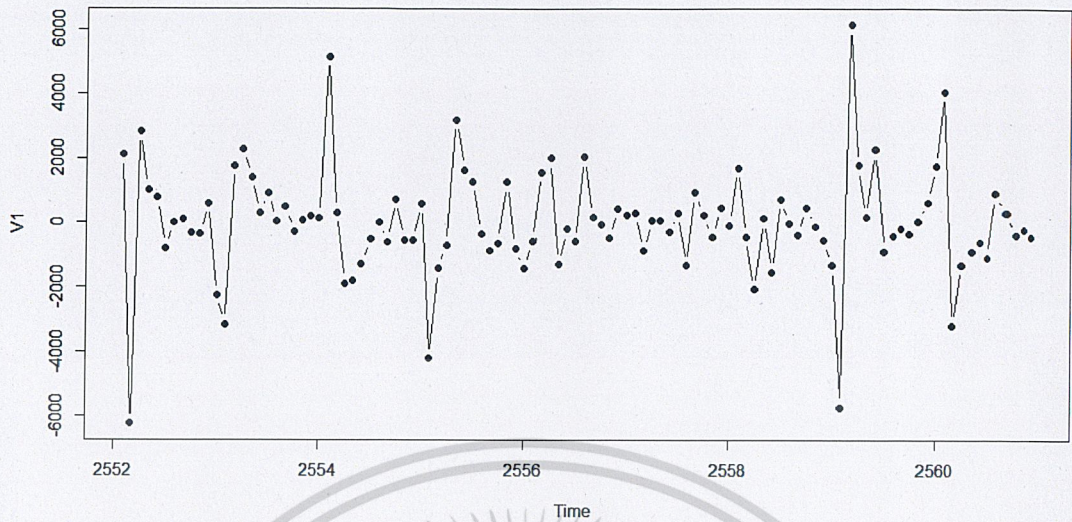
รูปที่ 4.29 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส

จากรูปที่ 4.29 พบว่าอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใสไม่เป็นสเตชันนารี เนื่องจากอนุกรมเวลามีแนวโน้ม และมีอิทธิพลของฤดูกาลจากการทดสอบสมมติฐาน ดังนั้นจึงต้องนำไปหาผลต่าง 1 ครั้ง และผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง ดังรูปที่ 4.30 และรูปที่ 4.31



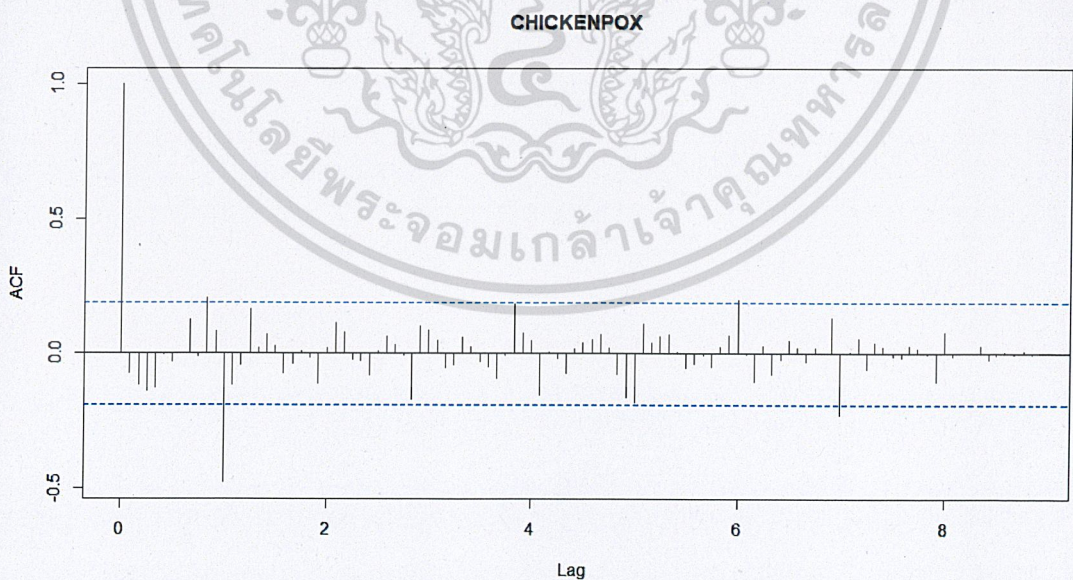
รูปที่ 4.30 อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใสที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



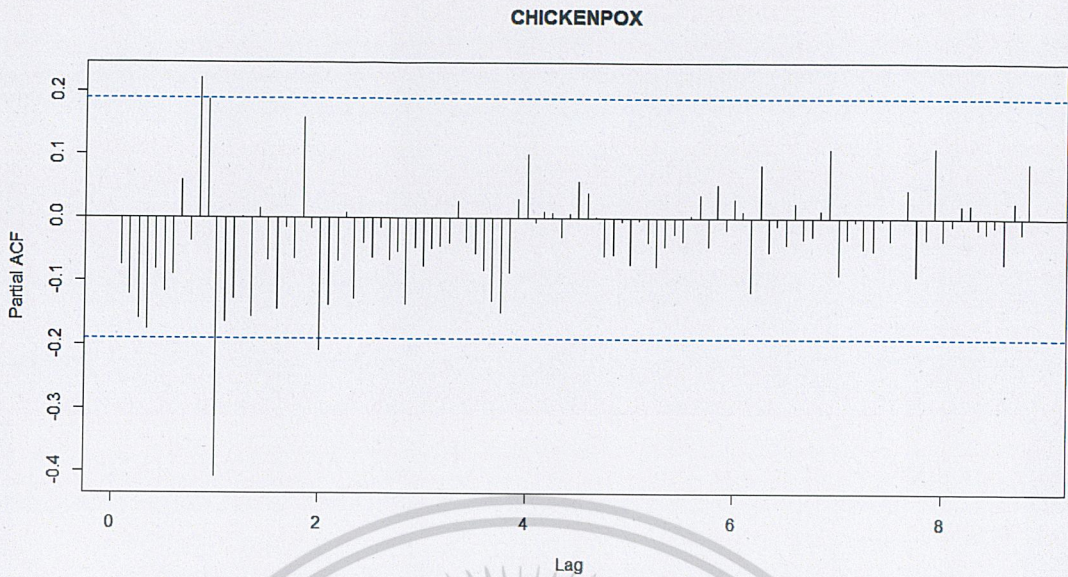
รูปที่ 4.31 อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใสที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง

จากรูปที่ 4.31 พบว่าอนุกรมเวลาชุดใหม่ที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง และหาผลต่างฤดูกาล 1 ครั้งของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใสมีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ ดังนั้นอนุกรมเวลาชุดใหม่เป็นอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีแล้ว จึงนำอนุกรมเวลาที่สเตชันนารีไปพล็อตคอเรลโรแกรมของ Autocorrelation (ACF) และ Partial-Autocorrelation (PACF) เพื่อหาตัวแบบ ดังรูปที่ 4.32 และรูปที่ 4.33



รูปที่ 4.32 คอเรลโรแกรมของ Autocorrelation (ACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนโรคอีสุกอีใสที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้งและการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการศึกษาเท่านั้น มิอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.33 คอเรลโรแกรมของ Partial-Autocorrelation (PACF) ของอนุกรมเวลาจำนวน โรคอีสุกอีใสที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้งและการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง

จากรูปที่ 4.32 จะเห็นได้ว่า ACF มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว และรูปที่ 4.33 PACF มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็วเช่นกัน และมีการหาผลต่าง 1 ครั้ง จึงได้ตัวแบบ $ARIMA(1,1,1)$ ในส่วนของอิทธิพลฤดูกาล พบว่า ACF มีลักษณะ cut off ที่ lag 12 และ PACF มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว ที่ lag 12 , 24 , 36 , ... และมีการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง จึงได้ตัวแบบ $SARIMA(2,1,0)_{12}$ ดังนั้นจะได้ตัวแบบเป็น $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(2,1,0)_{12}$

ตารางที่ 4.19 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(2,1,0)_{12}$

Statistic	Coef	SE Coef	T	p-value
$\hat{\phi}_1$	0.5857	0.0812	7.21	0.0000
$\hat{\phi}_{12}$	-1.0426	0.0772	-13.51	0.0000
$\hat{\phi}_{24}$	-0.8913	0.0817	-10.991	0.0000
$\hat{\theta}_1$	0.994062	0.000174	5710.06	0.0000

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \phi_1 = 0$$

$$H_1 : \phi_1 \neq 0$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า จากตารางที่ 4.19 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมีเหตุดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งหากมีการแก้ไข

สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_1 ในตัวแบบมีไม่ค่าเท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_1 ควรมีในตัวแบบ

$$H_0 : \phi_1 = 0$$

$$H_1 : \phi_1 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.19 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_2 ในตัวแบบมีไม่ค่าเท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_2 ควรมีในตัวแบบ

$$H_0 : \phi_2 = 0$$

$$H_1 : \phi_2 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.19 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_4 ในตัวแบบมีไม่ค่าเท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_4 ควรมีในตัวแบบ

$$H_0 : \phi_4 = 0$$

$$H_1 : \phi_4 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.19 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_1 ในตัวแบบมีไม่ค่าเท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ θ_1 ควรมีในตัวแบบ

ดังนั้นตัวแบบ $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(2,1,0)_{12}$ เป็นตัวแบบที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.20 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ

$ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(2,1,0)_{12}$

Modified Box-Pierce (Box-Ljung) Chi-Square Statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-square	12.04	37.40	45.46	60.25
DF	8	20	32	44
p-value	0.1490	0.0540	0.0580	0.0520

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \rho_1(e_t) = \rho_2(e_t) = \rho_3(e_t) = \dots = \rho_{12}(e_t) = 0$$

$$H_1 : \rho_k(e_t) \text{ อย่างน้อย 1 ค่า ไม่เท่ากับ 0 สำหรับ } k = 1, 2, 3, \dots, 12$$

จากตารางที่ 4.20 พบว่า $p\text{-value} = 0.149 > \alpha = 0.05$ จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ในทำนองเดียวกับ lag ที่ 24, 36 และ 48 แสดงว่าตัวแบบ $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(2,1,0)_{12}$ เป็นตัวแบบที่เหมาะสม ดังรูปที่ 4.34 แสดง

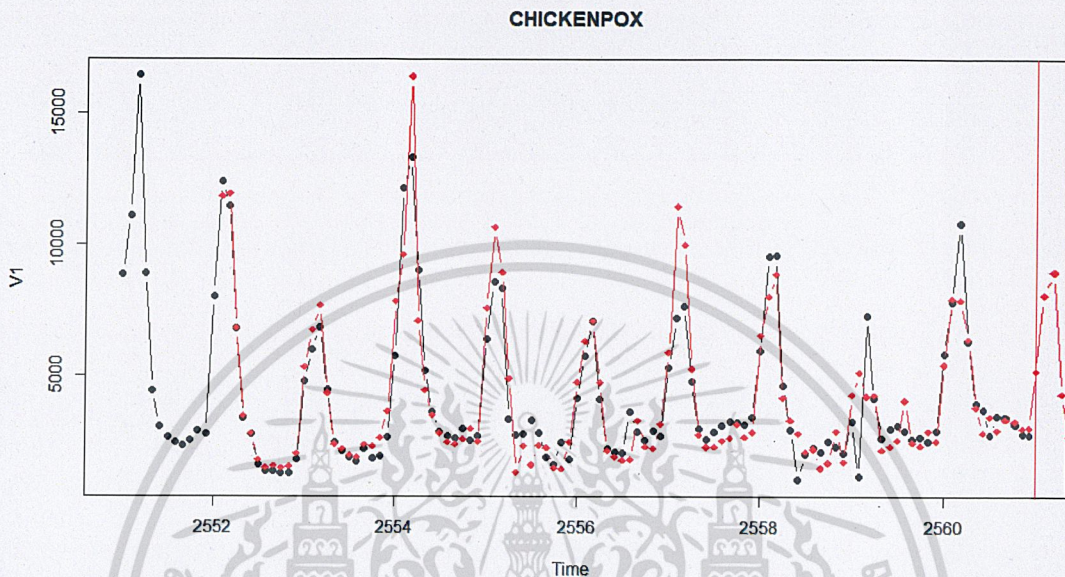
กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกฮิสด้วยวิธีบ็อกซ์และเจเนอร์ค่า

กิ้นส์ โดยมีค่า RMSE = 1093.20

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งยังมีสิทธิ์เปลี่ยนแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นสมการจากวิธี Box and Jenkins คือ

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t = & 1.6714Y_{t-1} - 0.6714Y_{t-2} + 0.0076Y_{t-13} - 0.1658Y_{t-14} \\ & + 0.4169Y_{t-24} + 0.8341Y_{t-25} - 0.3276Y_{t-26} + 0.5010Y_{t-36} \\ & - 0.0055Y_{t-37} - 0.4954 + Y_{t-38} \end{aligned}$$



รูปที่ 4.34 กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอีสุกอีใส ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

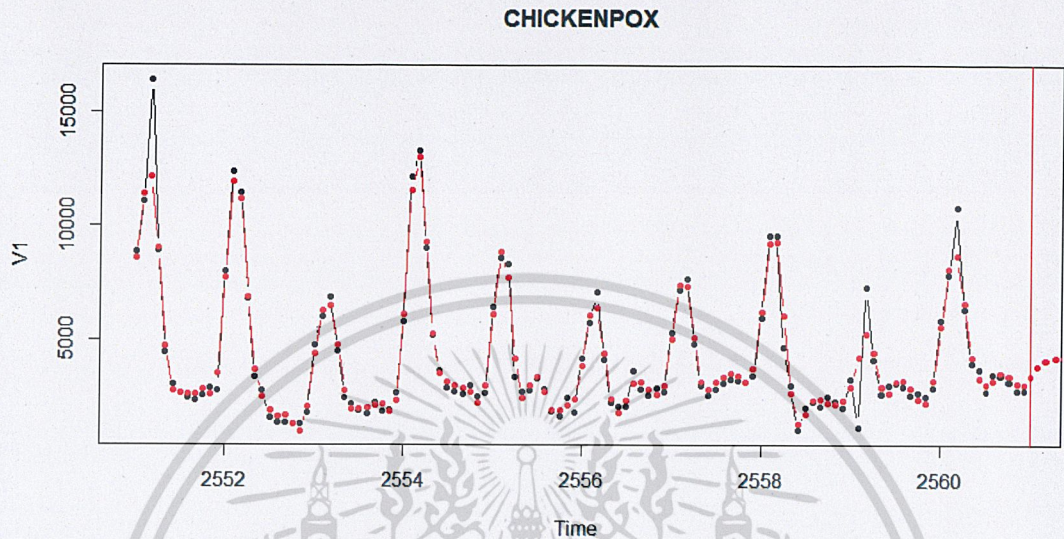
ตารางที่ 4.21 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใสด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส ด้วยวิธี บ็อกซ์และเจนกินส์ ปี 2561			
มกราคม	5,200.76	พฤษภาคม	2,697.80
กุมภาพันธ์	8,108.56	มิถุนายน	1,047.14
มีนาคม	8,996.16	กรกฎาคม	2,007.47
เมษายน	4,313.17	สิงหาคม	2,162.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.2 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine)

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ ค่าแกมมา = 4 , C = 256 ที่ได้จากรูปภาคผนวก ข ที่ 3 (รายละเอียดแสดงในภาคผนวก ข) และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอีสุกอีใสทั้ง 128 ค่า ดังรูปที่ 4.35



รูปที่ 4.35 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอีสุกอีใส ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จากรูปที่ 4.35 พบว่าลักษณะจุดของค่าพยากรณ์มีลักษณะเกาะกันใกล้เคียงกับลักษณะข้อมูลของผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส จากนั้นทำการคำนวณหาค่า RMSE ซึ่งจะได้ RMSE = 640.09 และได้ผลพยากรณ์ทั้ง 8 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.22 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส ด้วยวิธี ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561			
มกราคม	3,383.68	พฤษภาคม	4,228.90
กุมภาพันธ์	3,823.59	มิถุนายน	4,232.78
มีนาคม	4,099.08	กรกฎาคม	4,233.17
เมษายน	4,203.75	สิงหาคม	4,233.20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)

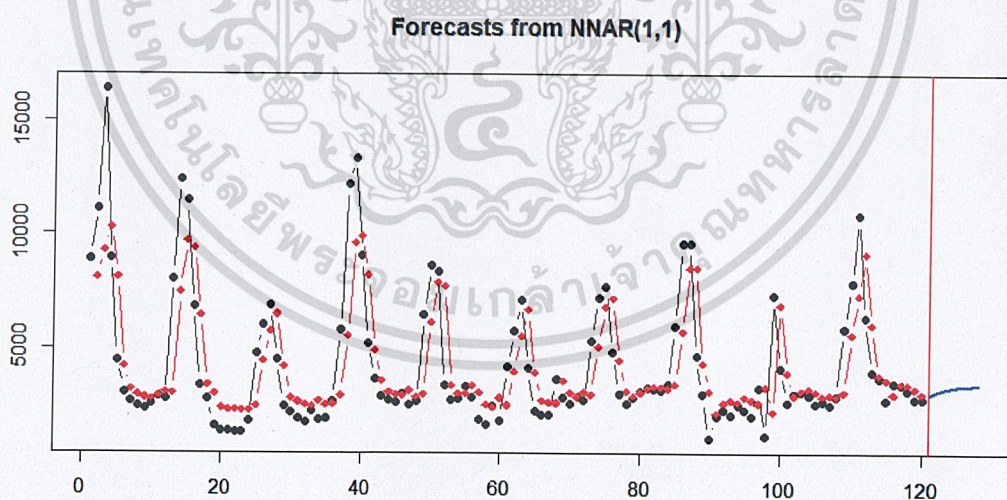
การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยแต่ละครั้งจะกำหนดค่า $p = 1, p = 2, p = 3, p = 4, p = 5, p = 6$ และในส่วนของค่า k ได้มาจากการกำหนดค่าของโปรแกรม R ที่พิจารณาจาก p ที่กำหนดไปก่อนหน้านี้ โดยเมื่อกำหนด p แล้วนั้น Input จะเป็นดังตารางที่ 4.23

ตารางที่ 4.23 ตารางแสดง Input เมื่อกำหนด p โดยที่ $p = 1, 2, 3, 4, 5, 6$

p	Input
1	Y_{t-1}
2	Y_{t-1}, Y_{t-2}
3	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}$
4	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}$
5	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$
6	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$

จากนั้นจะเลือกตัวแบบที่ทำการพยากรณ์แล้ว และนำมาคำนวณค่า RMSE แล้วได้ค่าน้อยที่สุด

1. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 1$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอสุกฮิสัย ทั้ง 119 ค้างรูปที่ 4.36

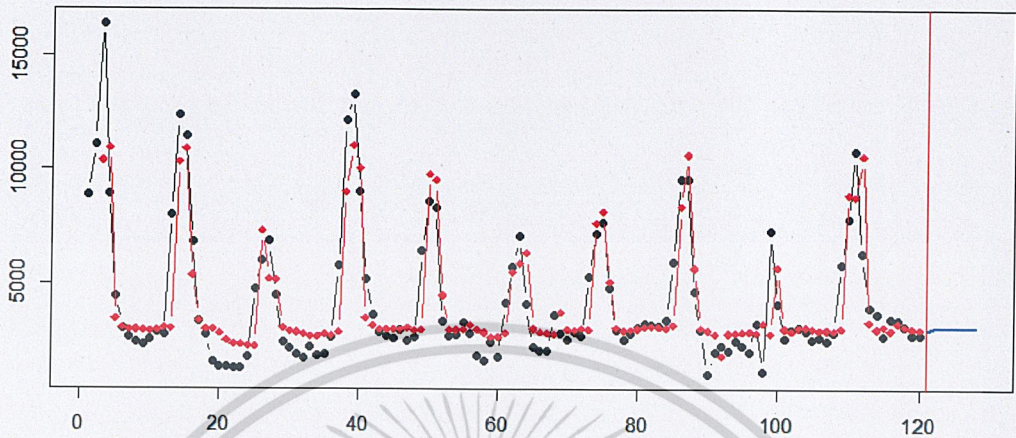


รูปที่ 4.36 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกฮิสัยด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 1$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 2$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอสุกฮิส ทั้ง 118 ค่าดังรูปที่ 4.37

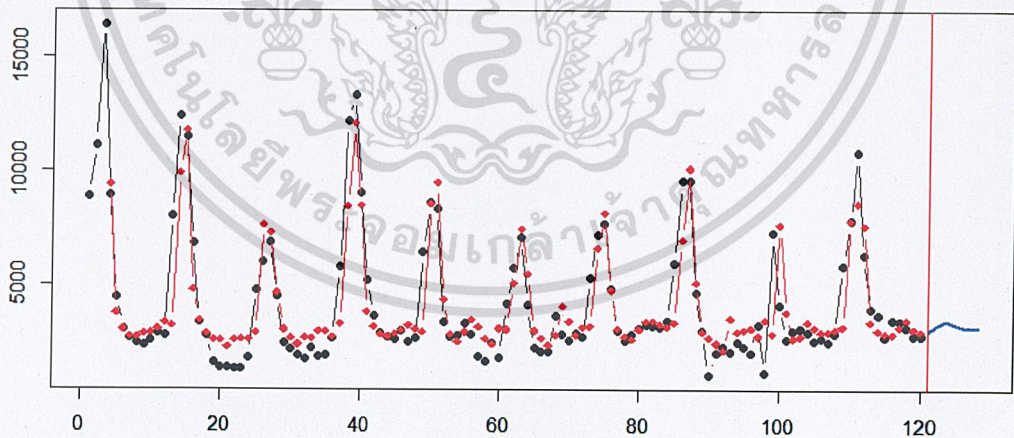
Forecasts from NNAR(2,2)



รูปที่ 4.37 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกฮิส ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 2$

3. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 3$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอสุกฮิสทั้ง 117 ค่าดังรูปที่ 4.38

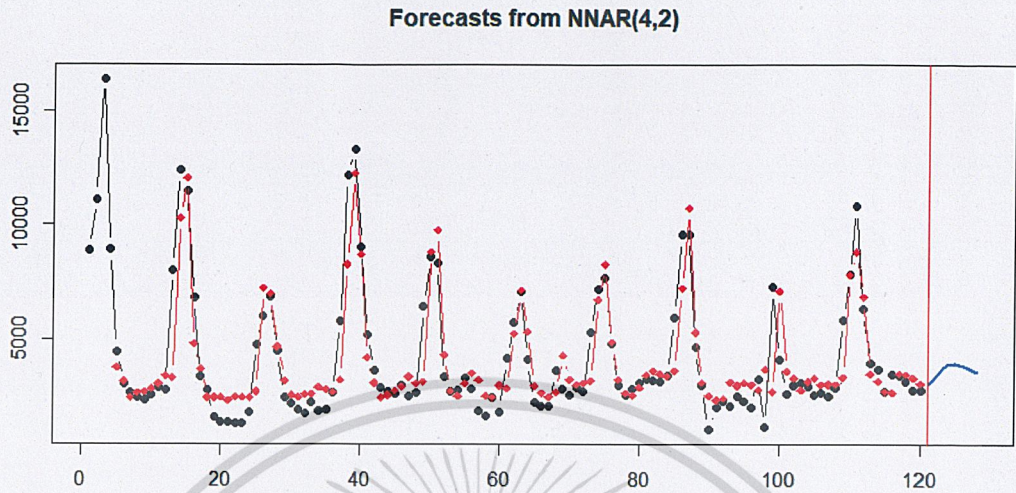
Forecasts from NNAR(3,2)



รูปที่ 4.38 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกฮิส ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 3$

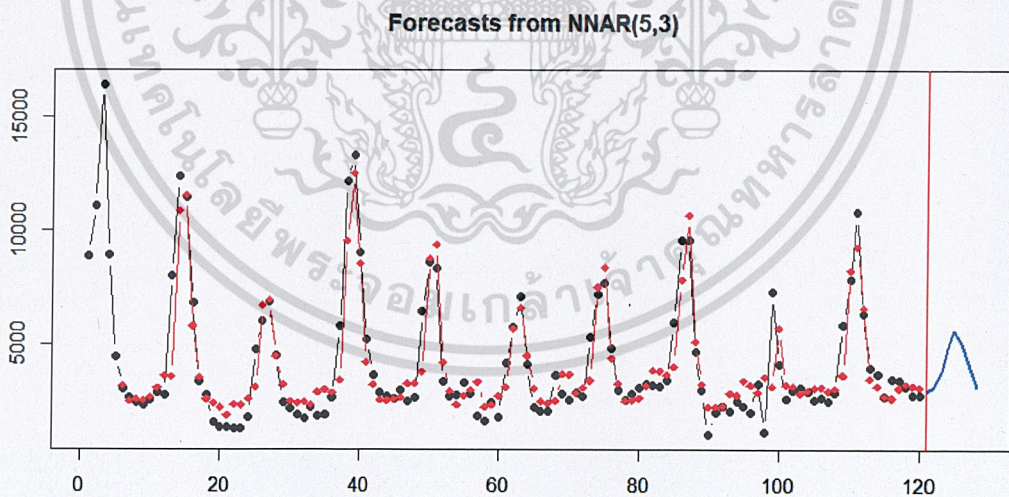
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 4$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอสุกฮิสทั้ง 116 ค่าดังรูปที่ 4.39



รูปที่ 4.39 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วย และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกฮิส ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 4$

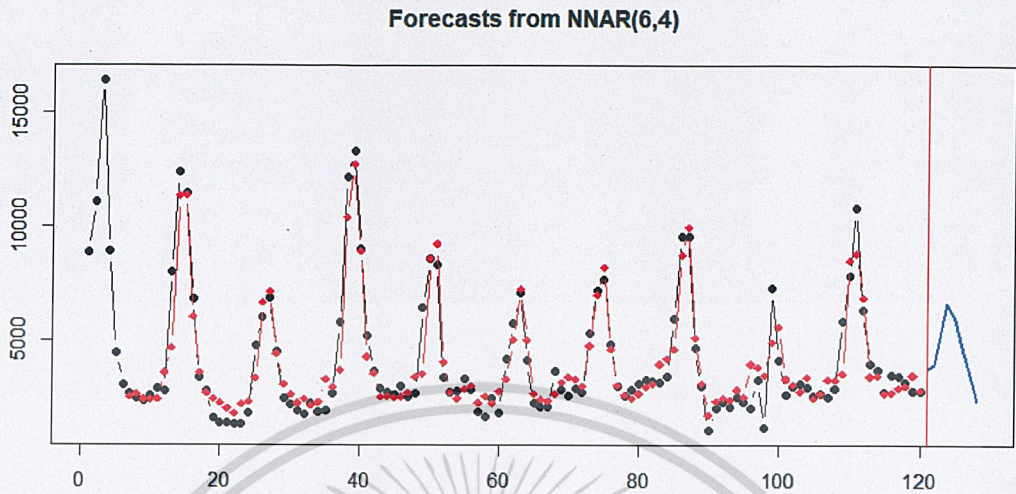
5. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 5$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอสุกฮิสทั้ง 115 ค่าดังรูปที่ 4.40



รูปที่ 4.40 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วย และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกฮิส ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 5$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 6$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอสุกอีไลทั้ง 114 ค่าดังรูปที่ 4.41



รูปที่ 4.41 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วย และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคอสุกอีไล ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 6$

จากการวิเคราะห์ทั้ง 6 ตัวแบบจะได้ค่า RMSE ทั้ง 6 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.24 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 6 ตัวแบบ ของจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกอีไล

ตัวแบบ	RMSE	RMSE ₁	MAPE
NNAR(1,1)	1,958.50	3,351.53	32.04%
NNAR(2,2)	1,437.35	3,436.95	34.38%
NNAR(3,2)	1,266.12	3,288.34	31.54%
NNAR(4,2)	1,229.10	3,144.48	31.60%
NNAR(5,3)	1,041.97	3,197.33	40.57%
NNAR(6,4)	868.11	2,528.52	33.41%

หมายเหตุ : RMSE คือ ค่าที่คำนวณตั้งแต่เดือนมกราคม 2551 - เดือนธันวาคม 2560

RMSE₁ คือ ค่าที่คำนวณตั้งแต่เดือนมกราคม 2561 - เดือนสิงหาคม 2561

จากตารางที่ 4.24 พบว่าตัวแบบที่ดีที่สุดสำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกอีไล คือตัวแบบ NNAR(6,4) เมื่อกำหนด $p=6$ เนื่องจากมีค่า RMSE = 868.11 และ RMSE₁ = 2,528.52 ต่ำที่สุด จาก 2 ใน 3 เกณฑ์ ดังนั้นจึงเลือกตัวแบบ NNAR(6,4) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นจะนำค่า RMSE และ MAPE ของตัวแบบที่ได้ไปเปรียบเทียบกับวิธีพยากรณ์วิธีอื่นต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.25 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอสุกอีไล ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอสุกอีไล ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปี 2561			
มกราคม	3,720.04	พฤษภาคม	5,927.46
กุมภาพันธ์	3,974.22	มิถุนายน	4,491.70
มีนาคม	5,433.26	กรกฎาคม	3,317.94
เมษายน	6,632.73	สิงหาคม	2,349.44

ดังนั้นจากการเลือกตัวแบบ NNAR(6,4) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะได้ค่าพยากรณ์ผู้ป่วยโรคอสุกอีไล ทั้ง 8 ค่า ดังตารางที่ 4.25

ตารางที่ 4.26 ตารางแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกอีไล และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561

เดือน	จำนวนผู้ป่วย	จำนวนผู้ป่วยที่ได้จากการพยากรณ์		
		วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม
มกราคม	6697	5,200.76	3,383.68	3,720.04
กุมภาพันธ์	7829	8,108.56	3,823.59	3,974.22
มีนาคม	9979	8,996.16	4,099.08	5,433.26
เมษายน	6172	4,313.17	4,203.75	6,632.73
พฤษภาคม	3922	2,697.80	4,228.90	5,927.46
มิถุนายน	3185	1,047.14	4,232.78	4,491.70
กรกฎาคม	3338	2,007.47	4,233.17	3,317.94
สิงหาคม	3255	2,162.11	4,233.20	2,349.44

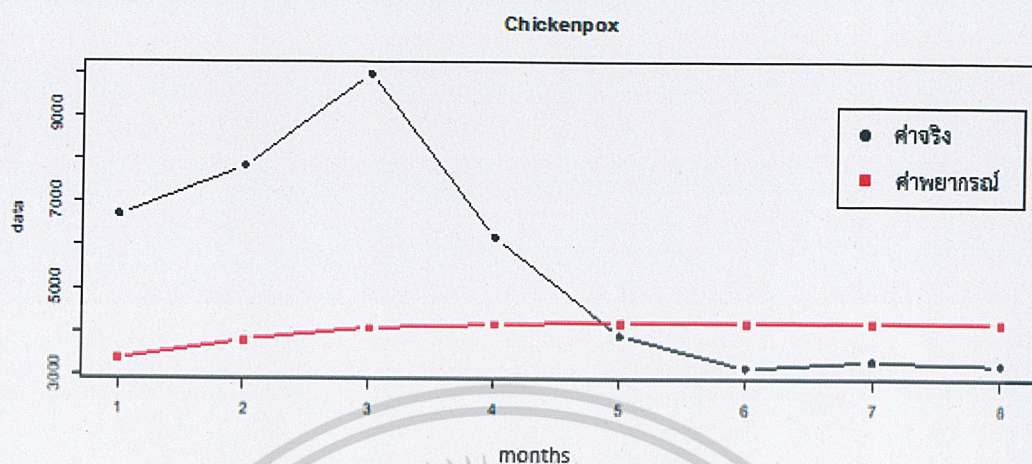
ตารางที่ 4.27 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกอีไล

วิธีพยากรณ์	RMSE	MAPE
วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	1,093.20	21.35%
วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	640.09	36.13%
วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	868.11	31.51%

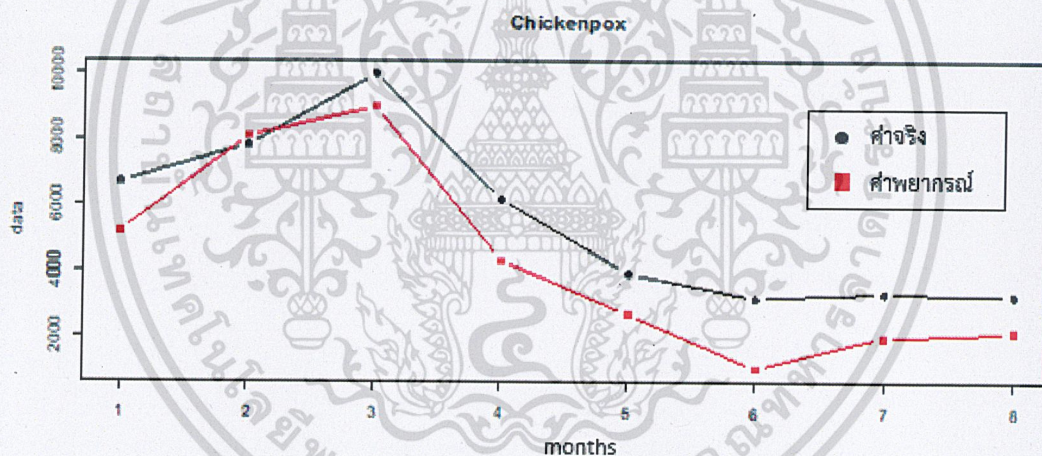
จากตารางที่ 4.27 พบว่า วิธีการพยากรณ์ที่ดีที่สุดที่ใช้สำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกอีไล คือ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เนื่องจากมีค่า RMSE = 640.09 ซึ่งต่ำที่สุด และเลือกวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ เนื่องจากมีค่า MAPE = 21.35% ซึ่งต่ำที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้น จะเลือกวิธีที่เหมาะสมโดยการพิจารณาจากกราฟระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส จากวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ดังรูป



รูปที่ 4.42 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส พร้อมทั้งค่าพยากรณ์
โดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

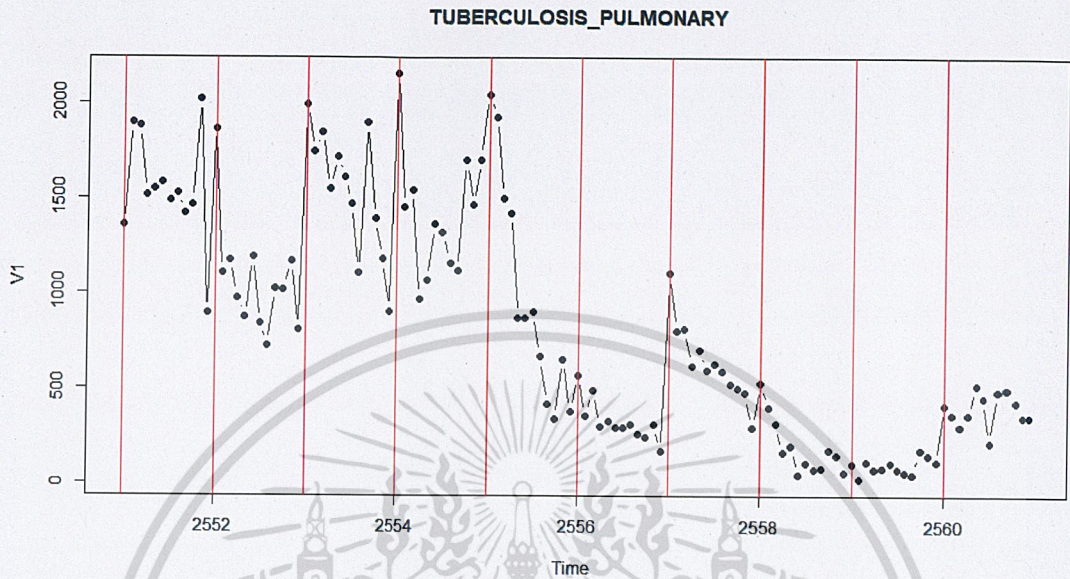


รูปที่ 4.43 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส พร้อมทั้งค่าพยากรณ์
โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

เมื่อพิจารณาจากรูปแบบของค่าจริงและค่าพยากรณ์ในรูปที่ 4.42 และรูปที่ 4.43 แล้ว พบว่ารูปแบบค่าพยากรณ์จากวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์คล้ายกับค่าจริงมากกว่า จึงเลือกวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส

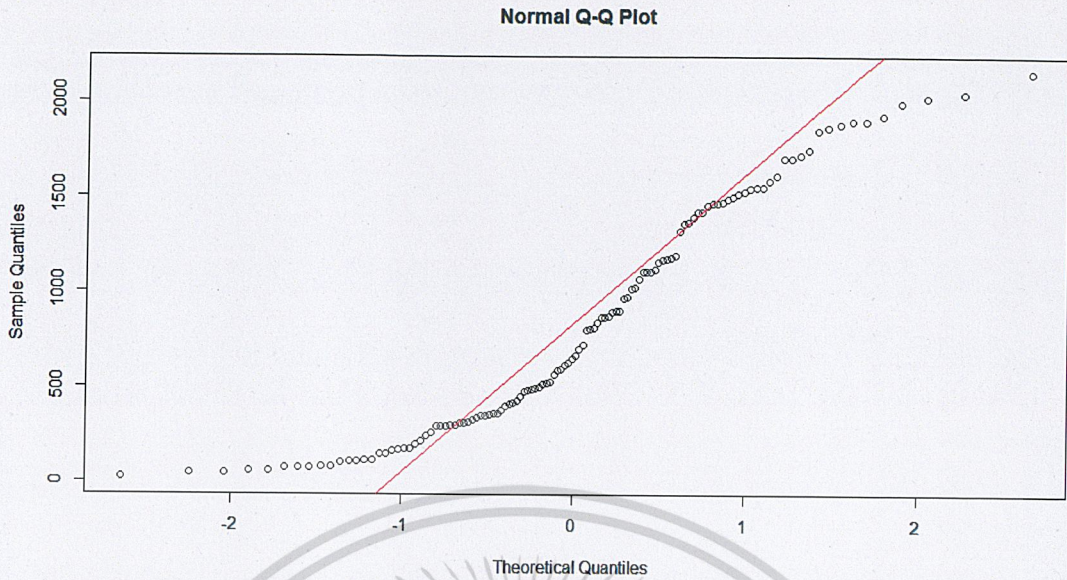
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary)



รูปที่ 4.44 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด

จากรูปที่ 4.44 พบว่าอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอดในช่วงปีหลังๆ มีปริมาณที่ลดลงแสดงว่าอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเข้ามาเกี่ยวข้อง แต่เมื่อพิจารณาทุกๆ 12 ช่วงเวลาพบว่าอิทธิพลของฤดูกาลมีลักษณะไม่ชัดเจน จึงนำอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอดไปทดสอบการแจกแจงปกติ เพื่อเลือกแบบทดสอบฤดูกาล



รูปที่ 4.45 การทดสอบการแจกแจงปกติโดยใช้การทดสอบ Anderson-Darling

โดยการตั้งสมมติฐานการทดสอบ คือ

H_0 : อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคโควิด-19 มีการแจกแจงปกติ

H_1 : อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคโควิด-19 ไม่มีการแจกแจงปกติ

ค่าสถิติทดสอบ $A = 3.051$ และ $p\text{-value} = 0.000965$

จะได้ $p\text{-value} = 0.000965 < 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

นั่นคือ อนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคโควิด-19 ไม่มีการแจกแจงปกติ

การทดสอบของ Kruskal And Wallis

การทดสอบฤดูกาลโดย Kruskal and Wallis รูปแบบบวก

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

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

จะได้ $H = \frac{12}{108(108+1)} [293,763.8] - 3(108+1) = -27.5466 < \chi^2_{0.05,11} = 19.675$

จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 นั่นคือจำนวนผู้ป่วยโรคโควิด-19 ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทดสอบฤดูกาลโดย Kruskal and Wallis รูปแบบคูณ

$$H_0 : S_1 = S_2 = \dots = S_{12} = 1$$

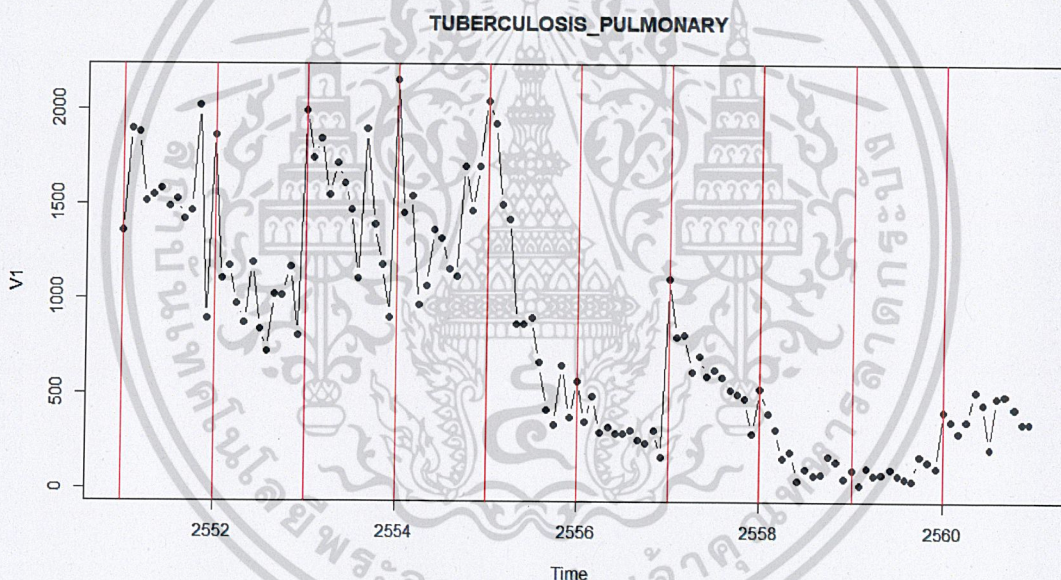
$$H_1 : S_i \neq 1 \text{ สำหรับบางฤดูกาล เมื่อ } i = 1, 2, 3, \dots, 12$$

$$\text{จะได้ } H = \frac{12}{108(108+1)} [297,715.3] - 3(108+1) = -23.5185 < \chi^2_{0.05,11} = 19.675$$

จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 นั่นคือจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอดไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

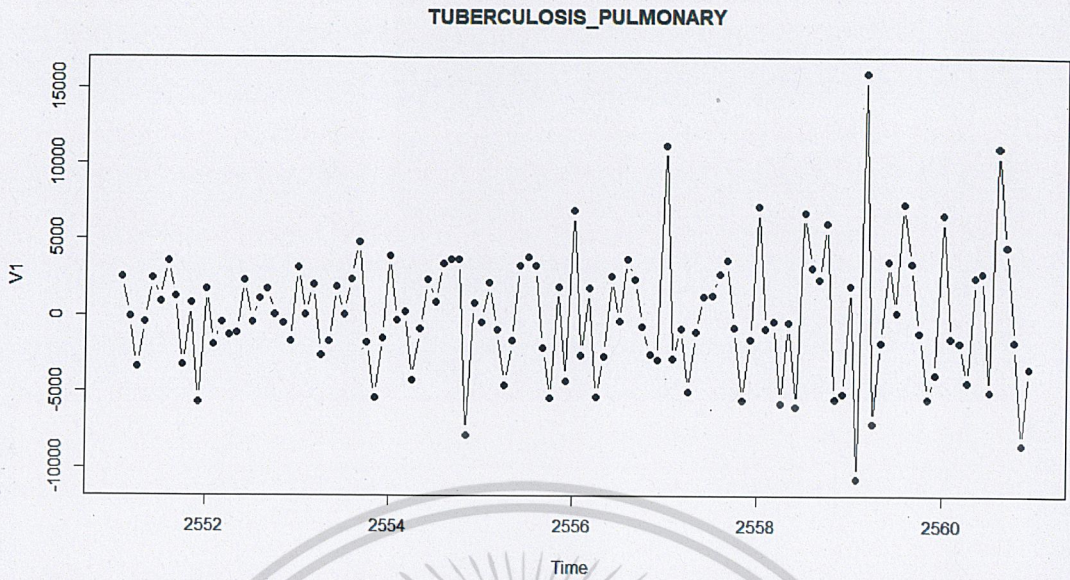
สรุปว่า จำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอดมีแนวโน้มแต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล

4.4.1 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)



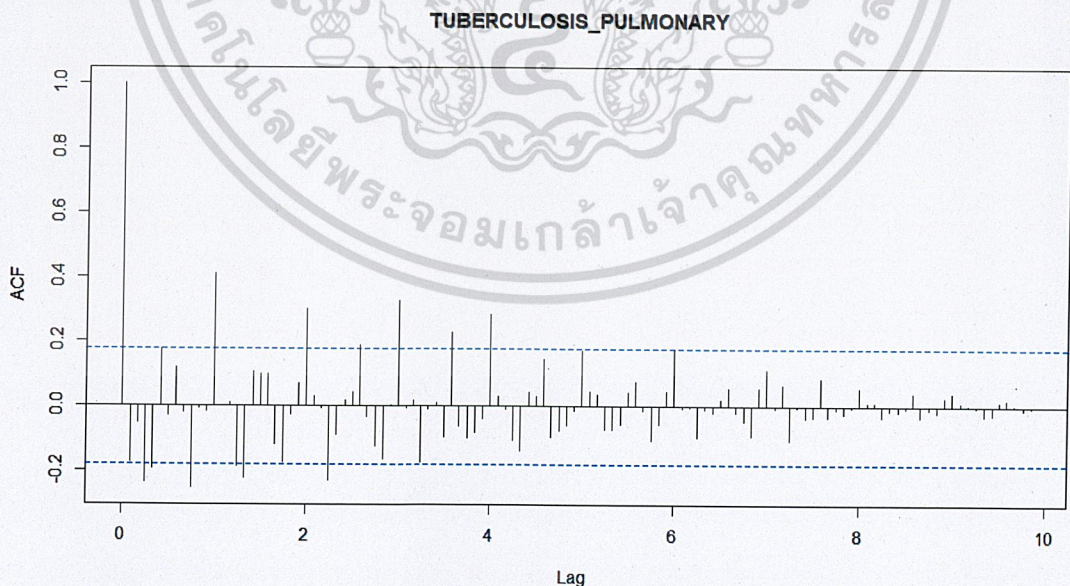
รูปที่ 4.46 กราฟแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด

จากรูปที่ 4.46 พบว่าอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคปอดไม่เป็นสเตชันนารี เนื่องจากอนุกรมเวลามีแนวโน้ม แต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลจากการทดสอบสมมติฐาน ดังนั้นจึงต้องนำไปหาผลต่าง 1 ครั้ง ดังรูปที่ 4.47



รูปที่ 4.47 กราฟแสดงอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอดที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง

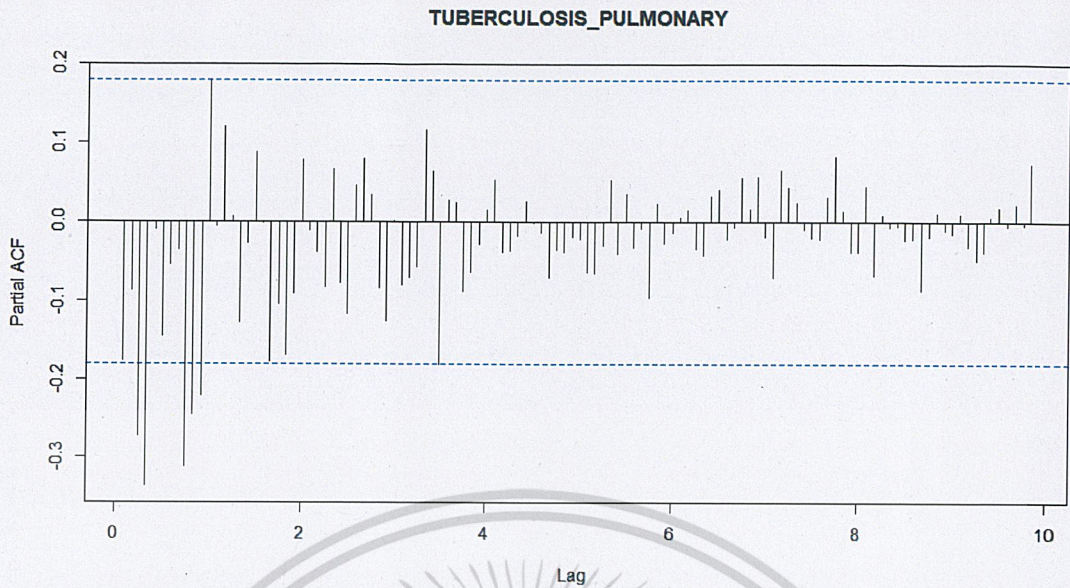
จากรูปที่ 4.47 พบว่าอนุกรมเวลาชุดใหม่ที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้งของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอดมีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ ดังนั้นอนุกรมเวลา ชุดใหม่เป็นอนุกรมเวลาที่เสถียรแล้ว จึงนำอนุกรมเวลาที่เสถียรนี้ไปพล็อตคอเรลโรแกรมของ Autocorrelation (ACF) และ Partial-Autocorrelation (PACF) เพื่อหาตัวแบบ ดังรูปที่ 4.48 และรูปที่ 4.49



รูปที่ 4.48 คอเรลโรแกรมของ Autocorrelation Function (ACF) ของอนุกรมเวลาจำนวนโรควัณ

โรคปอดที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.49 คอเรลโรแกรมของ Partial-Autocorrelation Function (PACF) ของอนุกรมเวลา จำนวนโรควัณโรคปอดที่ได้จากการหาผลต่าง 1 ครั้ง

จากรูปที่ 4.48 จะเห็นได้ว่า ACF มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว และรูปที่ 4.49 PACF มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็วเช่นกัน และมีการหาผลต่าง 1 ครั้ง จึงได้ตัวแบบ $ARIMA(3,1,2)$

ตารางที่ 4.28 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ $ARIMA(3,1,2)$

Statistic	Coef	SE Coef	T	p-value
$\hat{\phi}_1$	-0.7016	0.0818	-8.58	0.0000
$\hat{\phi}_2$	-1.0459	0.0284	-36.89	0.0000
$\hat{\phi}_3$	-0.6044	0.0782	-7.73	0.0000
$\hat{\theta}_1$	-0.1543	0.0492	-3.13	0.0020
$\hat{\theta}_2$	-0.8932	0.0466	-19.15	0.0000

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \phi_1 = 0$$

$$H_1 : \phi_1 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.28 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_1 ในตัวแบบมีไม่ค่าเท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_1 ควรมีในตัวแบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่หรือใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$H_0 : \phi_2 = 0$$

$$H_1 : \phi_2 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.28 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05
สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_2 ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_2 ควรจะมีในตัวแบบ

$$H_0 : \phi_3 = 0$$

$$H_1 : \phi_3 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.28 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05
สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ ϕ_3 ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ ϕ_3 ควรจะมีในตัวแบบ

$$H_0 : \theta_1 = 0$$

$$H_1 : \theta_1 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.28 พบว่า $p\text{-value} = 0.0020 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05
สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_1 ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ θ_1 ควรจะมีในตัวแบบ

$$H_0 : \theta_2 = 0$$

$$H_1 : \theta_2 \neq 0$$

จากตารางที่ 4.28 พบว่า $p\text{-value} = 0.0000 < \alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05
สรุปว่า ค่าพารามิเตอร์ θ_2 ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์ θ_2 ควรจะมีในตัวแบบ

ตารางที่ 4.29 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ $ARIMA(3,1,2)$

Modified Box-Pierce (Box-Ljung) Chi-Square Statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-square	14.33	29.68	49.88	59.61
DF	7	19	31	43
p-value	0.0570	0.0860	0.1070	0.0790

สมมติฐานการทดสอบ

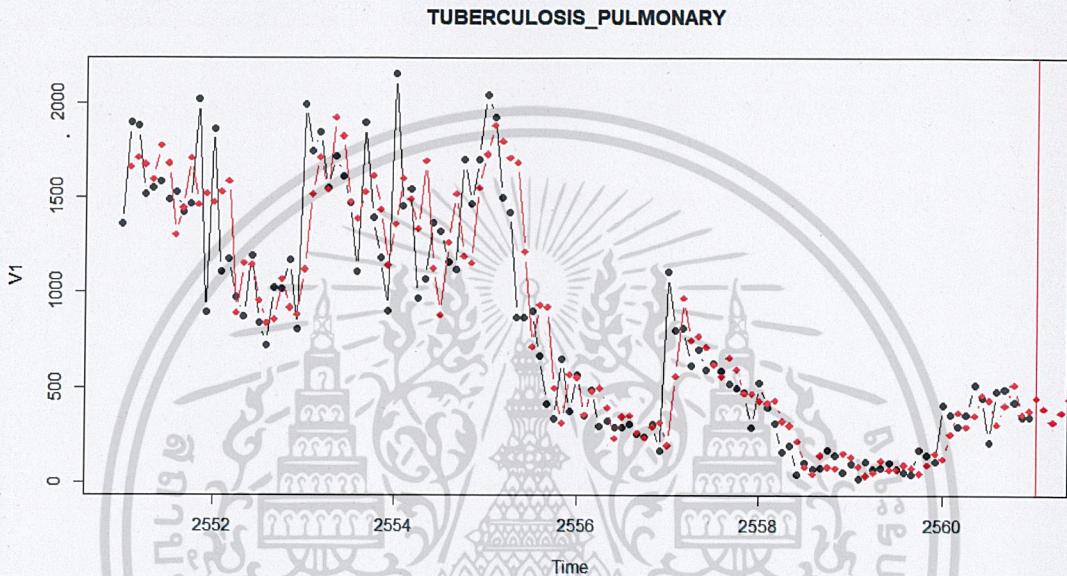
$$H_0 : \rho_1(e_t) = \rho_2(e_t) = \rho_3(e_t) = \dots = \rho_{12}(e_t) = 0$$

$$H_1 : \rho_k(e_t) \text{ อย่างน้อย 1 ค่า ไม่เท่ากับ 0 สำหรับ } k = 1, 2, 3, \dots, 12$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.29 พบว่า $p\text{-value} = 0.057 > \alpha = 0.05$ จึงยอมรับ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าความคาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ในทำนองเดียวกับ lag ที่ 24, 36 และ 48 แสดงว่าตัวแบบ $ARIMA(1,1,1)$ เป็นตัวแบบที่เหมาะสม ดังรูปที่ 4.50 กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรควัณโรคปอดด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยมีค่า $RMSE = 2,429.38$

ดังนั้นสมการจากวิธี Box and Jenkins คือ $\hat{Y}_t = 1.4894 Y_{t-1} - 0.3214 Y_{t-2} - 0.2711 Y_{t-3}$



รูปที่ 4.50 กราฟอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรควัณโรคปอดด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

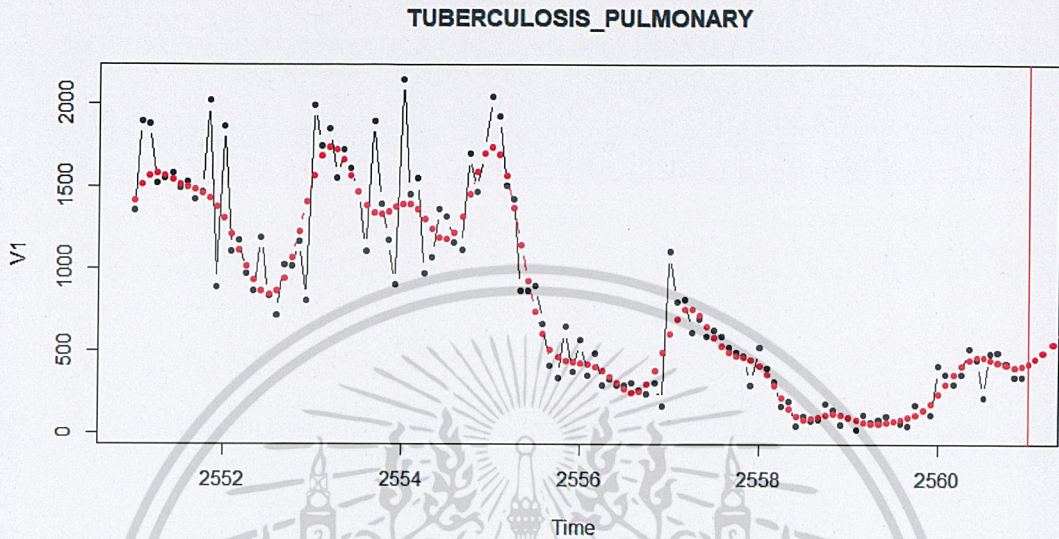
ตารางที่ 4.30 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอดด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด ด้วยวิธี บ็อกซ์และเจนกินส์ ปี 2561			
มกราคม	449.68	พฤษภาคม	443.68
กุมภาพันธ์	391.45	มิถุนายน	384.34
มีนาคม	322.65	กรกฎาคม	319.92
เมษายน	369.16	สิงหาคม	382.14

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4.2 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine)

จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ ค่าแกมมา = 32 , C = 4 ที่ได้จากรูปภาคผนวก ข ที่ 4 (รายละเอียดแสดงในภาคผนวก ข) และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรควัณโรคปอดทั้ง 128 ค่า ดังรูปที่ 4.51



รูปที่ 4.51 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรควัณโรคปอด ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

จากรูปที่ 4.51 พบว่าลักษณะจุดของค่าพยากรณ์มีลักษณะเกาะกันใกล้เคียงกับลักษณะข้อมูลของผู้ป่วยโรควัณโรคปอด จากนั้นทำการคำนวณหาค่า RMSE ซึ่งจะได้ RMSE = 193.23 และได้ผลพยากรณ์ทั้ง 8 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.31 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรควัณโรค ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด ด้วยวิธี ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปี 2561			
มกราคม	423.30	พฤษภาคม	598.88
กุมภาพันธ์	454.15	มิถุนายน	648.12
มีนาคม	496.81	กรกฎาคม	690.89
เมษายน	546.81	สิงหาคม	725.25

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)

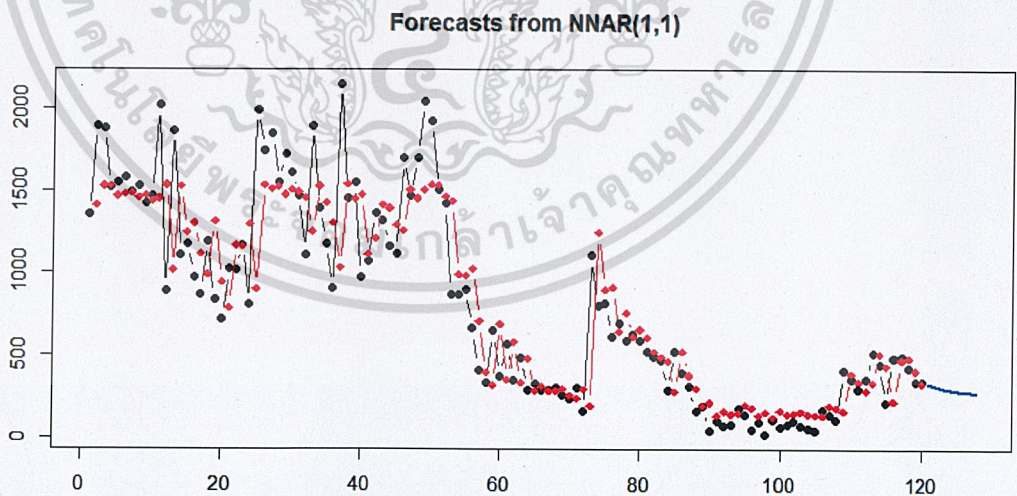
การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยแต่ละครั้งจะกำหนดค่า $p = 1, p = 2, p = 3, p = 4, p = 5, p = 6$ และในส่วนของค่า k ได้มาจากการกำหนดค่าของโปรแกรม R ที่พิจารณาจาก p ที่กำหนดไปก่อนหน้านี้ โดยเมื่อกำหนด p แล้วนั้น Input จะเป็นดังตารางที่ 4.32

ตารางที่ 4.32 ตารางแสดง Input เมื่อกำหนด p โดยที่ $p = 1, 2, 3, 4, 5, 6$

p	Input
1	Y_{t-1}
2	Y_{t-1}, Y_{t-2}
3	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}$
4	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}$
5	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$
6	$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$

จากนั้นจะเลือกตัวแบบที่ทำการพยากรณ์แล้ว และนำมาคำนวณค่า RMSE แล้วได้ค่าน้อยที่สุด

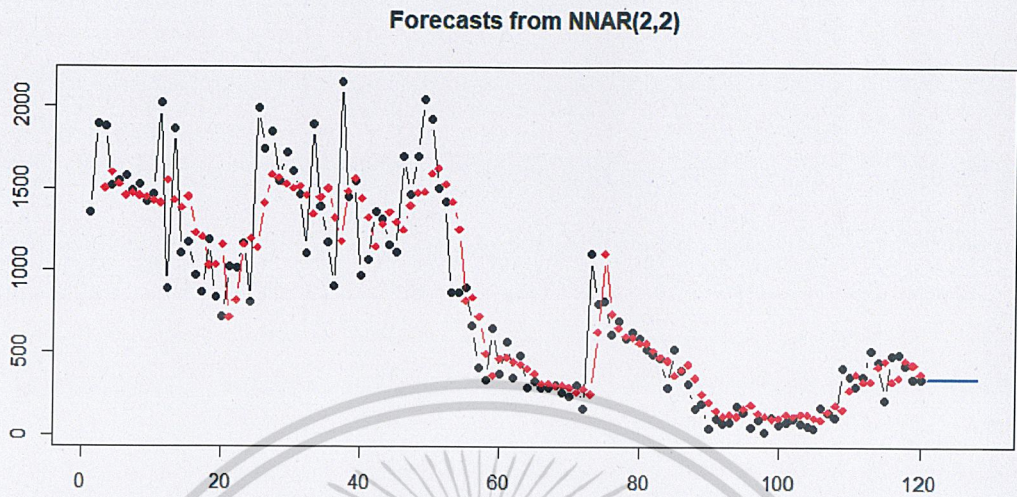
1. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 1$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคโควิดโรคปอด ทั้ง 119 ค่าดังรูปที่ 4.52



รูปที่ 4.52 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคโควิดโรคปอดด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 1$

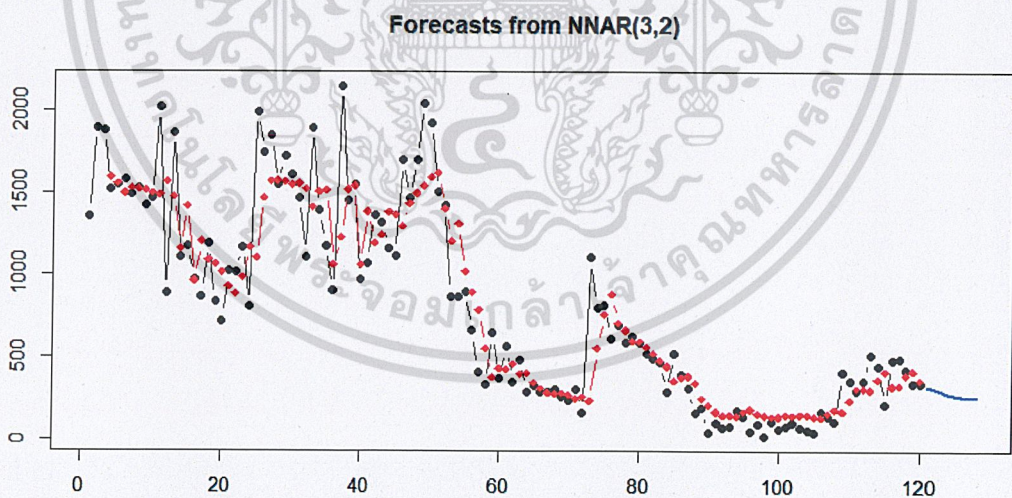
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 2$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคโควิดโรคปอด ทั้ง 118 ค่าดังรูปที่ 4.53



รูปที่ 4.53 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคโควิดโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 2$

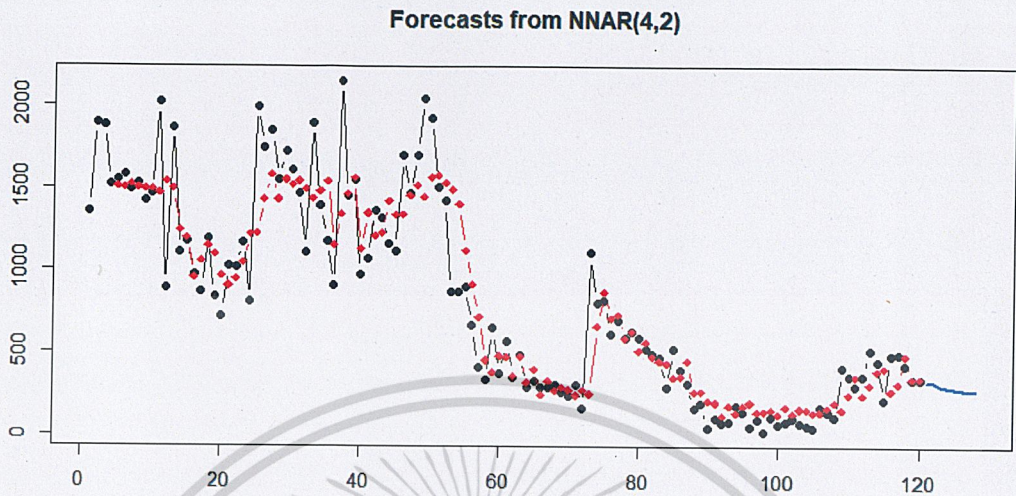
3. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 3$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคโควิดโรคปอด ทั้ง 117 ค่าดังรูปที่ 4.54



รูปที่ 4.54 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยและค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคโควิดโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 3$

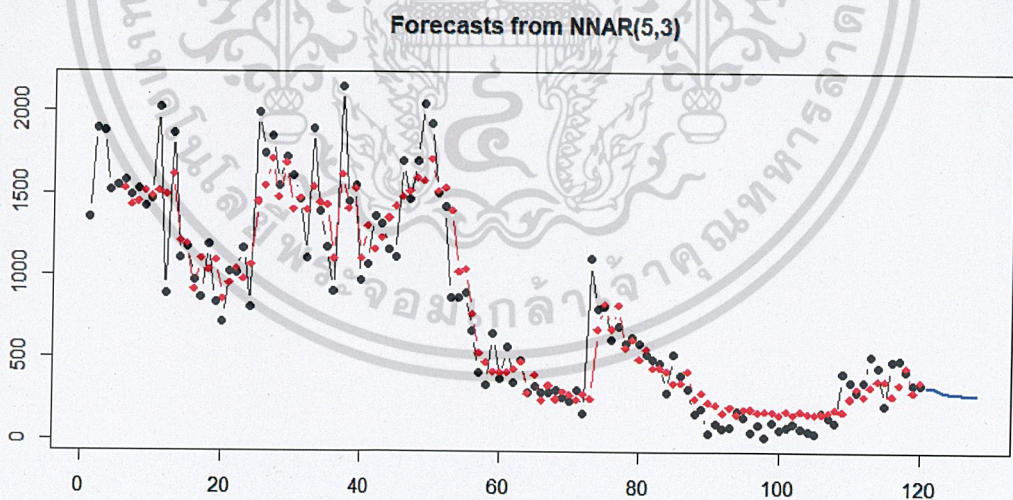
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 4$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคโควิดโรคปอด ทั้ง 116 ค่าดังรูปที่ 4.55



รูปที่ 4.55 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วย และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคโควิดโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 4$

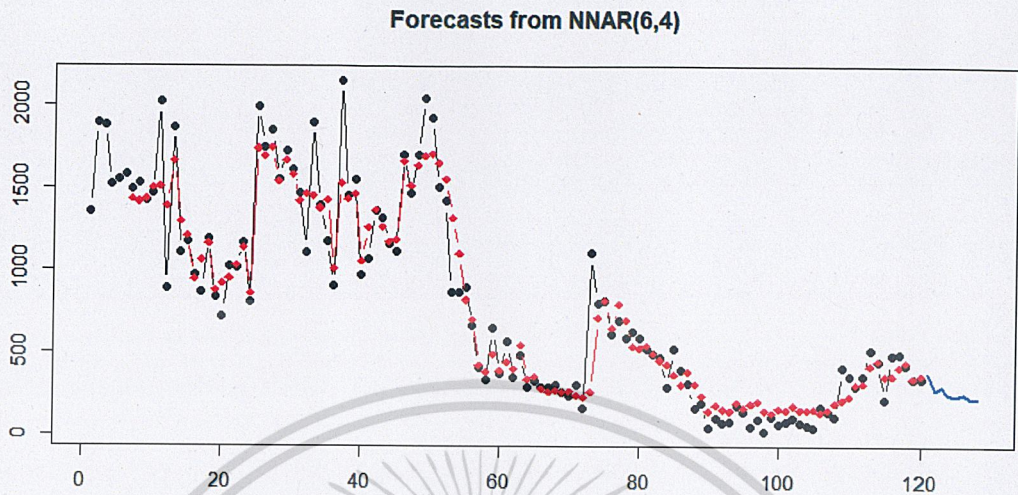
5. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 5$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคโควิดโรคปอด ทั้ง 115 ค่าดังรูปที่ 4.56



รูปที่ 4.56 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วย และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคโควิดโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 5$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ ตัวแบบ NNAR (p,k) โดยกำหนด $p = 6$ และจะได้กราฟแสดงผลพยากรณ์ผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอด ทั้ง 115 ค่าดังรูปที่ 4.57



รูปที่ 4.57 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วย และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยของโรคฉี่หนูโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อกำหนด $p = 6$

จากการวิเคราะห์ทั้ง 6 ตัวแบบจะได้ค่า RMSE ทั้ง 6 ค่า ดังนี้

ตารางที่ 4.33 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 6 ตัวแบบ ของจำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอด

ตัวแบบ	RMSE	RMSE ₁	MAPE
NNAR(1,1)	290.22	372.75	51.21%
NNAR(2,2)	257.87	336.89	43.08%
NNAR(3,2)	240.03	383.92	53.48%
NNAR(4,2)	236.93	373.49	51.17%
NNAR(5,3)	194.43	370.48	50.64%
NNAR(6,4)	169.10	392.82	56.88%

หมายเหตุ : RMSE คือ ค่าที่คำนวณตั้งแต่เดือนมกราคม 2551 - เดือนธันวาคม 2560

RMSE₁ คือ ค่าที่คำนวณตั้งแต่เดือนมกราคม 2561 - เดือนสิงหาคม 2561

จากตารางที่ 4.33 พบว่าตัวแบบที่ดีที่สุดสำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคฉี่หนูโรคปอด คือตัวแบบ NNAR(2,2) เมื่อกำหนด $p = 2$ เนื่องจากมีค่า RMSE₁ = 336.89 และ MAPE = 43.08% ซึ่งต่ำที่สุดจาก 2 ใน 3 เกณฑ์ ดังนั้นจึงเลือกตัวแบบ NNAR(2,2) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นจะนำค่า RMSE และ MAPE ของโมเดลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับวิธีพยากรณ์วิธี

อื่นๆ ต่อไป ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.34 ตารางแสดงค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคโควิดโรคปอด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปี 2561

ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคคอตีบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปี 2561			
มกราคม	344.98	พฤษภาคม	345.01
กุมภาพันธ์	345.32	มิถุนายน	344.98
มีนาคม	345.07	กรกฎาคม	344.94
เมษายน	345.09	สิงหาคม	344.91

ดังนั้นจากการเลือกตัวแบบ NNAR(2,2) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะได้ค่าพยากรณ์ผู้ป่วยโรคโควิดโรคปอด ทั้ง 8 ค่า ดังตารางที่ 4.27

ตารางที่ 4.35 ตารางแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคโควิดโรคปอด และค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมปี 2561

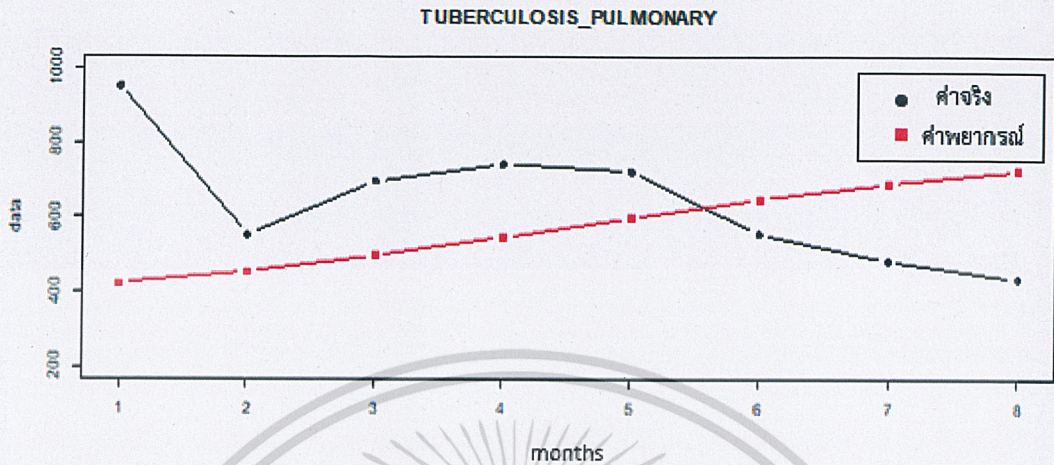
เดือน	จำนวนผู้ป่วย	จำนวนผู้ป่วยที่ได้จากการพยากรณ์		
		วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม
มกราคม	951	449.68	423.30	344.98
กุมภาพันธ์	553	391.45	454.15	345.32
มีนาคม	698	322.65	496.81	345.07
เมษายน	743	369.16	546.81	345.09
พฤษภาคม	724	443.68	598.88	345.01
มิถุนายน	555	384.34	648.12	344.98
กรกฎาคม	483	319.92	690.89	344.94
สิงหาคม	434	382.14	725.25	344.91

ตารางที่ 4.36 การเปรียบเทียบค่า RMSE ของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ของอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคโควิดโรคปอด

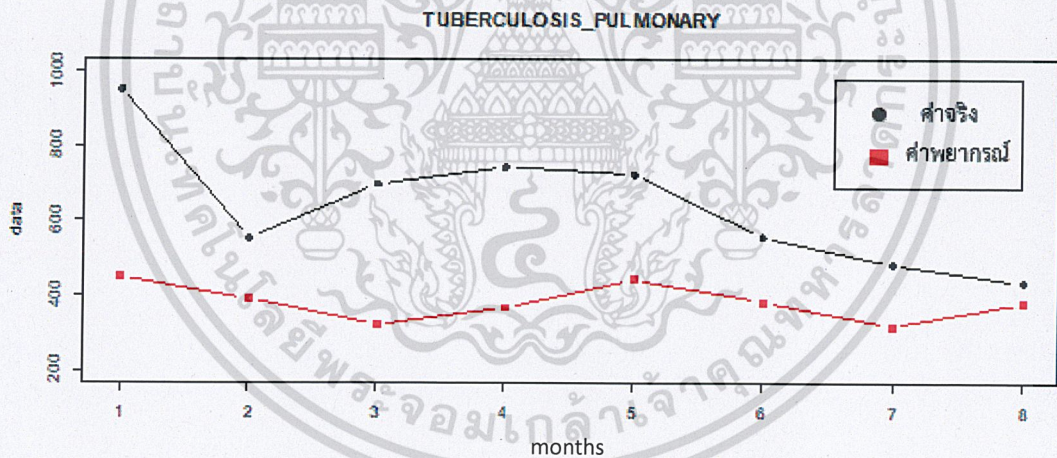
วิธีพยากรณ์	RMSE	MAPE
วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์	2,429.38	22.08%
วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	193.23	34.10%
วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	257.87	43.08%

จากตารางที่ 4.36 พบว่า วิธีการพยากรณ์ที่ดีที่สุดที่ใช้สำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคคอตีบคือ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เนื่องจากมีค่า RMSE = 193.23 ซึ่งต่ำที่สุด และเลือกวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ เนื่องจากมีค่า MAPE = 22.08% ซึ่งต่ำที่สุด

ดังนั้น จะเลือกวิธีที่เหมาะสมโดยการพิจารณาจากกราฟระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด จากวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ดังรูป



รูปที่ 4.58 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด พร้อมทั้งค่าพยากรณ์
โดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน



รูปที่ 4.59 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด พร้อมทั้งค่าพยากรณ์
โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

เมื่อพิจารณาจากรูปแบบของค่าจริงและค่าพยากรณ์ในรูปที่ 4.58 และรูปที่ 4.59 แล้ว พบว่ารูปแบบค่าพยากรณ์จากวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์คล้ายกับค่าจริงมากกว่า จึงเลือกวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

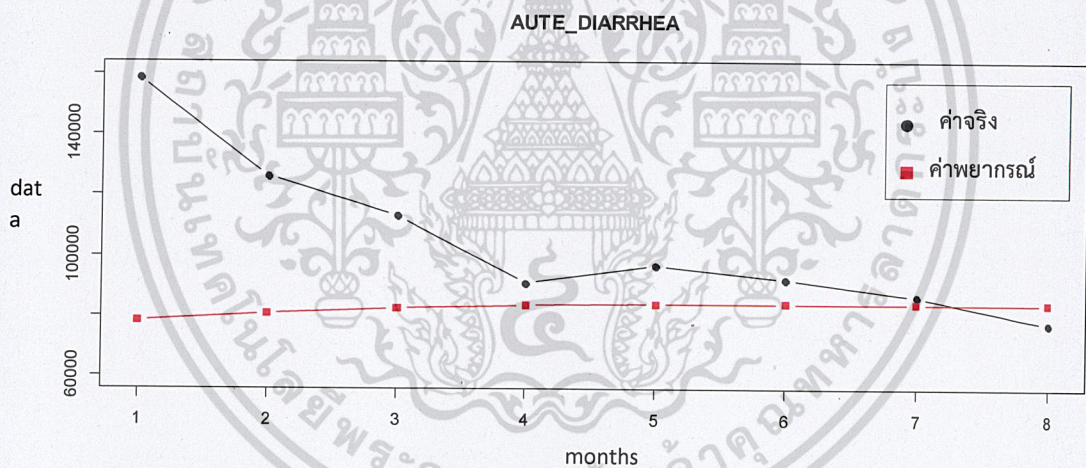
สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

จากการเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์การพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี เพื่อเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาทั้ง 4 โรคคือ โรคอุจจาระร่วง โรคปอดอักเสบ โรคอีสุกอีใส และโรคฉี่หนูโรคปอดโดยใช้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) ต่ำที่สุดเป็นเกณฑ์ในการเลือกวิธีที่เหมาะสม ได้ผลสรุปดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

5.1.1 จำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง

การพยากรณ์โดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง ซึ่งได้ค่า $RMSE = 14,918.68$, $MAPE = 19.28\%$ และทำการพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 8 เดือน จากนั้นนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่าจริง 8 ค่าที่เก็บไว้ (ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2561 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ.2561) ดังรูปที่ 5.1

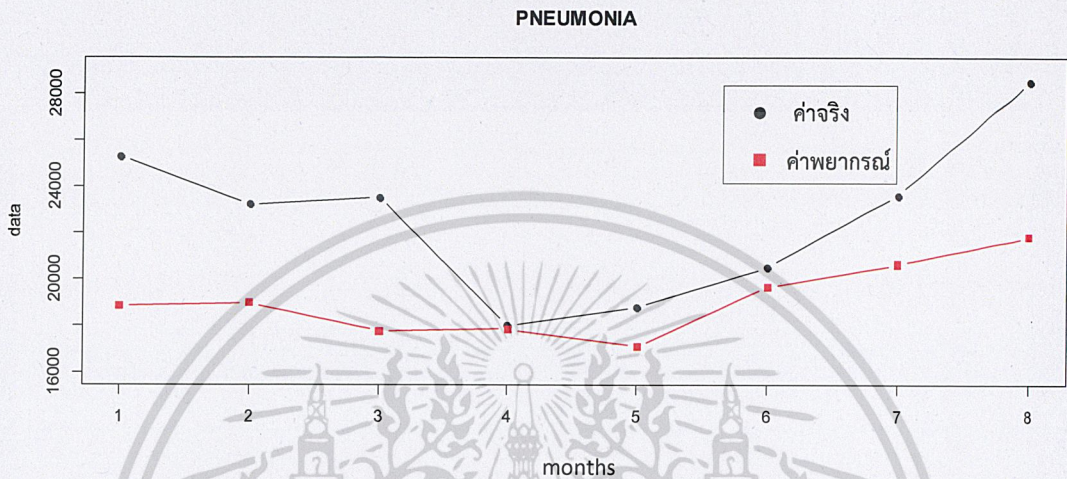


รูปที่ 5.1 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอุจจาระร่วง พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.1.2 จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ

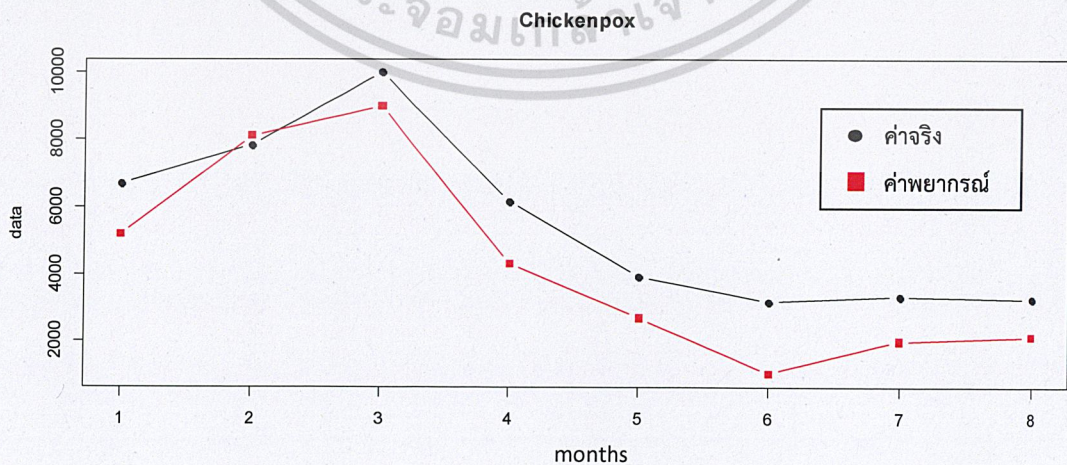
การพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เป็นวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ ซึ่งได้ค่า $RMSE = 1709.72$, $MAPE = 14.74\%$ และทำการพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 8 เดือน จากนั้นนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่าจริง 8 ค่าที่เก็บไว้ (ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ.2561) ดังรูปที่ 5.2



รูปที่ 5.2 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบ พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

5.1.3 จำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส

การพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ เป็นวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส ซึ่งได้ค่า $RMSE = 1,093.20$, $MAPE = 21.35\%$ และทำการพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 8 เดือน จากนั้นนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่าจริง 8 ค่าที่เก็บไว้ (ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2561 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ.2561) ดังรูปที่ 5.3



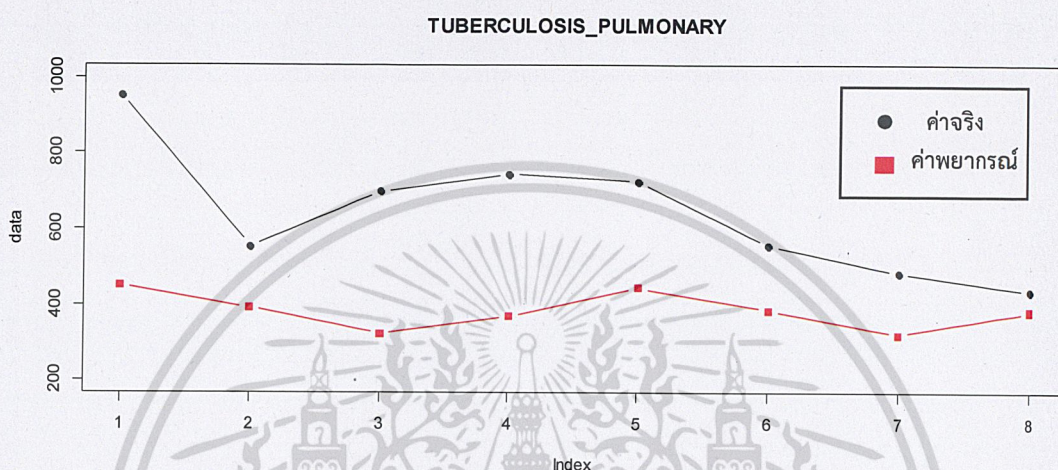
รูปที่ 5.3 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรคอีสุกอีใส พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

เอกสารนี้เป็นทรัพย์สินของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี การนำเอกสารนี้ไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตถือว่าผิดกฎหมาย

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.1.4 จำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด

การพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ เป็นวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอสุกฮิส ซึ่งได้ค่า $RMSE = 2,429.38$, $MAPE = 22.08\%$ และทำการพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 8 เดือน จากนั้นนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่าจริง 8 ค่าที่เก็บไว้ (ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2561 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ.2561) ดังรูปที่ 5.4



รูปที่ 5.4 กราฟแสดงจำนวนผู้ป่วยโรควัณโรคปอด พร้อมทั้งค่าพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์

5.2 ข้อเสนอแนะ

จากวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมในการวิจัย นี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับอนุกรมเวลาที่มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่คล้ายคลึงกัน ซึ่งวิธีการพยากรณ์อาจเปลี่ยนแปลงได้ตามความเหมาะสม เมื่อมีการเปลี่ยนช่วงเวลาของการพยากรณ์ ดังนั้นควรตรวจสอบความถูกต้องแม่นยำเป็นระยะ เพื่อปรับวิธีการพยากรณ์ให้เหมาะสม

ผลการศึกษาวิจัยนี้สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการวางแผนและป้องกันสำหรับโรคอุจจาระร่วง โรคปอดอักเสบ โรคอสุกฮิส และโรควัณโรคปอดที่จะเกิดขึ้นในอนาคต

เอกสารอ้างอิง

- [1] ดาว สงวนรังศิริกุล. 2558. “การศึกษาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร” วารสารวิจัยและพัฒนา มจร. 38(1) : 35-55.
- [2] เพชรนรินทร์ แก้วหาล้า. 2554. “ระบบการพยากรณ์จำนวนโรคหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม” ปัญหาพิเศษของการศึกษาตามหลักสูตร วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- [3] ธรณินทร์ สัจจวิริยทรัพย์. 2559. “ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์รายเดือนของประเทศไทย” วารสารวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ (Srinakharinwirot Science Journal). 33(1) : 206-220
- [4] ปฎิคม วิวัฒน์านนท์. 2555. การเฝ้าระวังโรค การแปลผล และการรายงานทางระบาดวิทยา. [Slide]. กรุงเทพฯ : กระทรวงสาธารณสุข.
- [5] honestdocs. 2561. โรคอุจจาระร่วง (Diarrhea). [Online]. เข้าถึงได้จาก : <https://www.honestdocs.co/gastrointestinal-disorders-59975397/diarrhea-disease>. สืบค้นเมื่อวันที่ 7 พฤษภาคม 2562
- [6] สำนักโรคระบาดวิทยา. 2562. โรคปอดอักเสบ. [Online]. เข้าถึงได้จาก : <http://www.boe.moph.go.th/fact/Pneumonia.htm>. สืบค้นเมื่อวันที่ 7 พฤษภาคม 2562
- [7] ศูนย์อายุรกรรม โรงพยาบาลพญาไท 2. 2560. โรคอีสุกอีใส (Chickenpox, Varicella). [Online]. เข้าถึงได้จาก : https://www.phyathai.com/article_detail/1835/th. สืบค้นเมื่อวันที่ 7 พฤษภาคม 2562
- [8] honestdocs. 2561. วัณโรคปอด (Pulmonary tuberculosis). [Online]. เข้าถึงได้จาก : <https://www.honestdocs.co/pulmonary-tuberculosis>. สืบค้นเมื่อวันที่ 7 พฤษภาคม 2562
- [9] George Box. Time Series Analysis: Forecasting & Control. 3rd Edition. Prentice Hall 1994

- [10] สมศรี บัณฑิตวีไล. 2559. เอกสารประกอบการเรียนวิชาอนุกรมเวลาและดัชนี. สาขาวิชาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

- [11] รติพร จันทร์กลั่น. 2557. “การปรับปรุงอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการจำแนกข้อมูล ภาพไบโอเมตริกซ์.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
- [12] Friedman, J., Hastie, T., & Tibshirani, R. 2001. “The elements of statistical learning” New York: Springer series in statistics. 1(10).
- [13] Smola, A. J., & Schölkopf, B. 2004. “A tutorial on support vector regression.” Statistics and computing, 14(3): 199-222.
- [14] phyblas. 2561. “การทำเครื่องเวกเตอร์ค้ำยัน (SVM) โดยใช้ sklearn.” [Online]. เข้าถึงได้จาก : <https://phyblas.hinaboshi.com/20180712> สืบค้นเมื่อวันที่ 21 พฤษภาคม 2562
- [15] รัชเมศวร์ ต้นวินกุล. 2558. “การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับพยากรณ์จำนวนนักศึกษาที่จะเข้าศึกษาต่อในคณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ.” รายงานการวิจัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ.
- [16] Ambra Giovannelli. 2554. “Automatic operator support system based on a neural network monitoring system.” [Online]. เข้าถึงได้จาก : https://www.researchgate.net/figure/Artificial-neuron-with-activation-function-FIGURE-5-Feed-forward-artificial-neural_fig2_296695609 สืบค้นเมื่อวันที่ 27 พฤษภาคม 2562
- [17] พยุง มีสีจ. 2555. “ระบบพีซีและโครงข่ายประสาทเทียม.” [E-book]. กรุงเทพมหานคร : คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- [18] Murat Hüsnü SAZLI. 2549. “A brief review of feed-forward neural networks.” [Online]. เข้าถึงได้จาก : https://www.researchgate.net/figure/A-single-layer-feed-forward-neural-network_fig1_228394623 สืบค้นเมื่อวันที่ 27 พฤษภาคม 2562
- [19] Enrico BESENYEI. 2561. “WHAT IS A NEURAL NETWORK?” [Online]. เข้าถึงได้จาก : <https://www.eandbsoftware.org/what-is-a-neural-network> สืบค้นเมื่อวันที่ 27 พฤษภาคม 2562
- [20] SimpleEnglishWikipedia. 2561. “Deep learning.” [Online]. เข้าถึงได้จาก : https://simple.wikipedia.org/wiki/Deep_learning. สืบค้นเมื่อวันที่ 27 พฤษภาคม 2562

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [21] VIKAS GUPTA. 2560. “Understanding Feedforward Neural Networks.” [Online]. เข้าถึงได้จาก : <https://www.learnopencv.com/understanding-feedforward-neural-networks>. สืบค้นเมื่อวันที่ 27 พฤษภาคม 2562
- [22] ชนิกาญจน์ ลีสามทนนท์, นันทิยา ศิริวงศ์กุล, ปริญญา จันทร์อำพร และอัญชลี รอดอินทร์. 2556. “การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยและผู้เสียชีวิตด้วยโรคฉี่หนูและโรคปอดอักเสบ” ปัญหาพิเศษ สาขาวิชาสถิติประยุกต์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- [23] นัท กุลวานิช. 2560. “การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ ด้วยตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสม.” บทความวิจัย ภาควิชาสถิติ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- [24] พรรณนิภา บุตรเอก และสุรเดช บุญลือ. 2557. “การพยากรณ์โอกาสสำเร็จการศึกษาของนักศึกษาโดยใช้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน” Veridian E-Journal Science and Technology Silpakorn University. 1(6) : 40-49.
- [25] สายชล สีนสมบูรณ์ทอง. 2561. “การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายการติดเกมของเด็กและวัยรุ่นในกรุงเทพมหานคร” บทความวิจัย (Research Article) วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี. 26(3) : 405-416.
- [26] สุรเดช บุญลือ, จักรกริช เคล้าละมอม และแสงนภา วันเพ็ญ. 2554. “การทำนายโรคพาร์กินสันโดยใช้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน” สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยนอร์ทกรุงเทพ.
- [27] พรรณนิภา คุ่มสิน. 2560. “การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศโดยวิธีปรับให้เรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์และวินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์ ภาควิชาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- [28] David Meyer, Evgenia Dimitriadou, Kurt Hornik, Andreas Weingessel and Friedrich Leisch. 2561. “e1071: Misc Functions of the Department of Statistics, Probability Theory Group (Formerly: E1071), TU Wien. R package version 1.7-1.” [Online]. เข้าถึงได้จาก : <https://CRAN.R-project.org/package=e1071>
- [29] R Core Team. 2562. “R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing” Vienna, Austria. [Online]. เข้าถึงได้จาก : <https://www.R-project.org/>.
- [30] Max Kuhn, Contributions from Jed Wing, Steve Weston, Andre Williams, Chris Keefer, Allan Engelhardt, Tony Cooper, Zachary Mayer, Brenton Kenkel, the R

Core Team, Michael Benesty, Reynald Lescarbeau, Andrew Ziem, Luca Scrucca, Yuan Tang, Can Candan and Tyler Hunt. 2562. “**caret: Classification and Regression Training. R package version 6.0-84.**” [Online]. เข้าถึงได้จาก: <https://CRAN.R-project.org/package=caret>

- [31] Rob J Hyndman and George Athanasopoulos. 2559. “**Forecasting: Principles and Practice**” Monash University, Australia



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางภาคผนวก ก ที่ 1 ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคอุจจาระร่วง(Acute diarrhea)

จำนวน : คน

เดือน/ปี	2550	2551	2552	2553	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560
มกราคม	90,856	84,724	110,713	95,607	115,493	117,812	82,902	104,106	93,418	82,418	100,674
กุมภาพันธ์	105,174	103,733	85,332	83,397	101,273	123,696	75,903	94,638	90,869	25,792	79,413
มีนาคม	99,636	108,272	71,498	94,863	91,100	113,310	92,145	99,971	97,747	97,443	89,626
เมษายน	89,316	88,348	69,599	92,415	70,867	93,874	80,004	94,373	79,697	75,873	78,502
พฤษภาคม	95,339	93,960	63,467	92,508	84,715	80,446	75,140	103,140	88,024	85,351	88,330
มิถุนายน	108,987	105,673	83,860	112,486	98,229	91,364	90,307	112,821	39,943	111,415	91,144
กรกฎาคม	88,532	93,356	55,529	110,854	85,502	91,969	91,400	121,617	77,873	106,518	63,133
สิงหาคม	78,550	82,293	48,760	211,566	75,696	81,684	87,018	103,300	80,668	93,639	78,795
กันยายน	71,599	74,974	52,758	18,629	76,226	63,497	68,875	82,452	68,070	70,978	72,657
ตุลาคม	76,960	79,105	47,669	75,995	87,410	52,461	58,492	75,909	81,571	72,499	69,474
พฤศจิกายน	80,413	87,094	58,911	76,851	104,256	80,241	67,058	73,549	80,523	91,995	70,911
ธันวาคม	71,483	69,787	64,979	77,528	109,713	54,715	50,824	66,430	61,576	103,828	77,482

ตารางภาคผนวก ก ที่ 2 ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคปอดอักเสบ(Pneumonia)

จำนวน : คน

เดือน/ปี	2550	2551	2552	2553	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560
มกราคม	1,756	8,443	8,906	9,944	12,196	13,692	16,125	20,677	19,108	15,459	22,380
กุมภาพันธ์	12,617	10,949	7,009	9,979	11,897	15,847	13,525	17,840	18,284	4,709	20,865
มีนาคม	11,229	10,849	6,544	11,993	12,165	14,898	15,307	17,011	17,910	20,629	19,102
เมษายน	7,094	7,470	5,279	9,422	7,965	10,348	9,946	12,040	12,183	13,530	14,730
พฤษภาคม	6,098	7,053	4,179	7,701	7,102	8,694	7,300	10,957	11,743	11,774	17,235
มิถุนายน	7,560	9,482	6,506	9,569	9,452	11,961	9,854	12,198	5,759	15,337	19,994
กรกฎาคม	8,558	10,412	6,104	9,643	10,353	15,814	9,479	13,486	12,571	15,542	14,993
สิงหาคม	12,303	14,003	7,231	12,045	13,782	19,092	13,185	16,217	15,731	22,886	26,021
กันยายน	15,336	15,273	9,000	16,897	17,451	17,011	15,561	19,814	18,096	26,299	30,574
ตุลาคม	12,317	12,026	9,029	15,147	21,127	11,591	14,866	19,059	24,162	25,133	28,856
พฤศจิกายน	9,119	12,838	8,505	9,742	13,276	13,482	12,328	13,481	18,696	19,659	20,354
ธันวาคม	6,289	7,170	6,806	8,266	14,103	9,225	9,466	11,935	13,539	15,761	16,883

ตารางภาคผนวก ก ที่ 3 ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคคิสุกอีใส(Chickenpox)

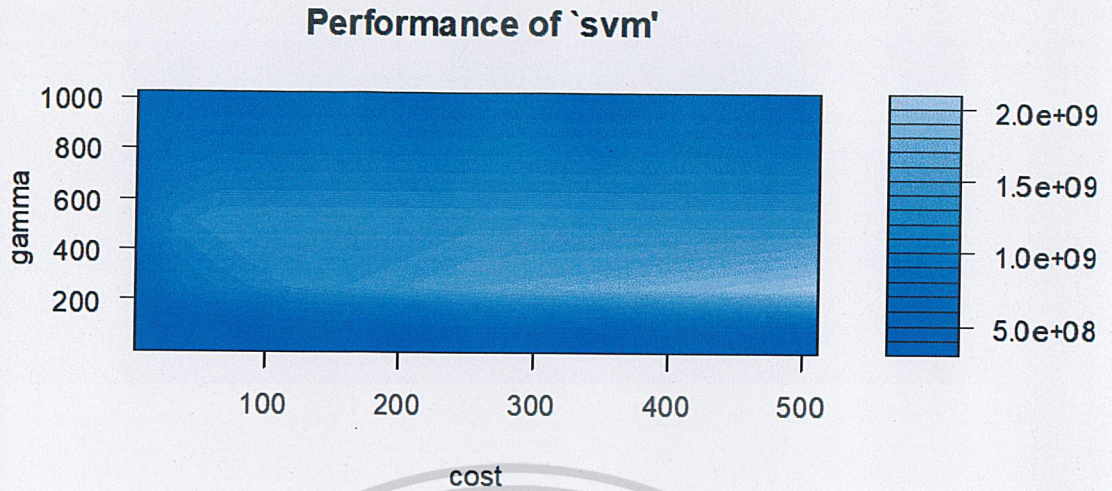
จำนวน : คน

เดือน/ปี	2550	2551	2552	2553	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560
มกราคม	5,752	8,873	8,031	4,777	5,779	6,421	4,152	5,311	5,953	3,235	5,848
กุมภาพันธ์	10,795	11,113	12,398	5,994	12,152	8,581	5,746	7,215	9,569	1,130	7,830
มีนาคม	11,766	16,422	11,478	6,850	13,320	8,332	7,080	7,677	9,602	7,301	10,809
เมษายน	6,137	8,913	6,807	4,469	9,039	3,344	4,109	4,788	4,638	4,130	6,324
พฤษภาคม	3,101	4,435	3,365	2,440	5,207	2,725	2,212	2,962	2,948	2,620	3,936
มิถุนายน	2,374	3,044	2,755	2,136	3,607	2,775	2,076	2,562	1,014	2,963	3,680
กรกฎาคม	1,719	2,654	1,577	1,889	2,862	3,312	2,036	2,832	2,018	3,087	2,727
สิงหาคม	1,889	2,429	1,365	1,721	2,705	2,826	3,610	3,079	2,253	2,907	3,457
กันยายน	1,975	2,315	1,365	2,208	2,596	1,860	2,834	3,259	2,061	2,550	3,407
ตุลาคม	2,105	2,543	1,287	1,849	2,972	1,608	2,535	3,217	2,486	2,648	3,139
พฤศจิกายน	2,310	2,879	1,281	1,917	2,509	2,427	2,890	3,136	2,288	2,490	2,775
ธันวาคม	2,726	2,773	1,781	2,631	2,672	1,804	2,704	3,415	2,022	2,872	2,732

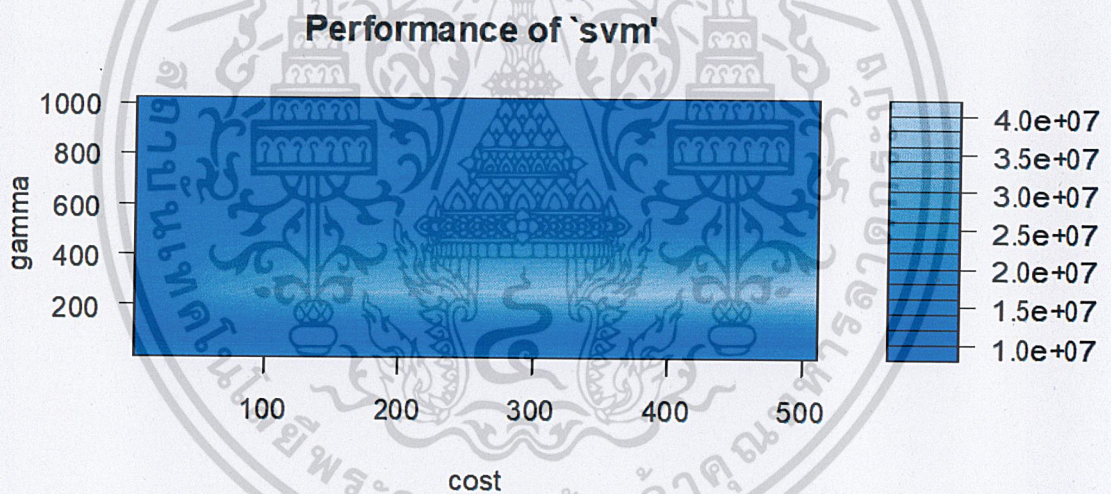
ตารางภาคผนวก ก ที่ 4 ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยด้วยโรควัณโรคปอด (Tuberculosis Pulmonary)

จำนวน : คน

เดือน/ปี	2550	2551	2552	2553	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560
มกราคม	2,208	1,358	1,867	1,996	2,154	2,047	567	1108	524	98	409
กุมภาพันธ์	663	1,899	1,107	1,745	1,454	1,929	352	802	396	19	359
มีนาคม	1,720	1,882	1,176	1,850	1,548	1,503	487	813	312	108	298
เมษายน	1,574	1,519	976	1,549	970	1,423	294	616	162	69	356
พฤษภาคม	1,573	1,552	871	1,722	1,068	870	325	698	196	77	515
มิถุนายน	1,529	1,584	1,191	1,612	1,364	867	292	593	43	103	449
กรกฎาคม	1,296	1,488	837	1,471	1,322	899	291	626	106	70	213
สิงหาคม	1,285	1,528	721	1,110	1,161	663	308	589	70	56	483
กันยายน	1,635	1,420	1,024	1,898	1,118	411	258	520	78	46	493
ตุลาคม	1,572	1,468	1,018	1,393	1,701	333	237	495	175	170	425
พฤศจิกายน	1,233	2,020	1,170	1,179	1,467	650	306	473	144	143	344
ธันวาคม	740	893	805	902	1,703	372	166	288	53	110	346

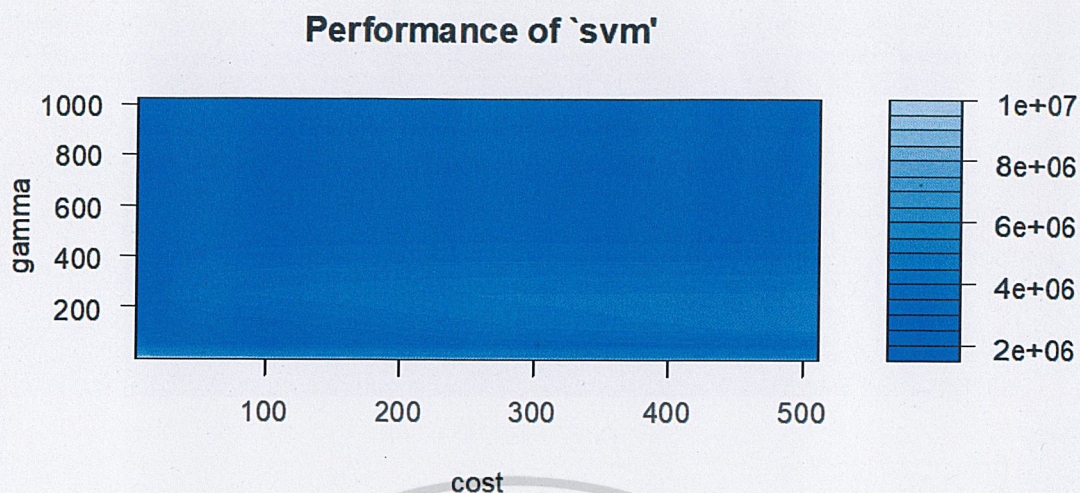


รูปภาคผนวก ข ที่ 1 กราฟแสดงค่าพารามิเตอร์ gamma และ cost ของจำนวนผู้ป่วยโรค
อุจจาระร่วง ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

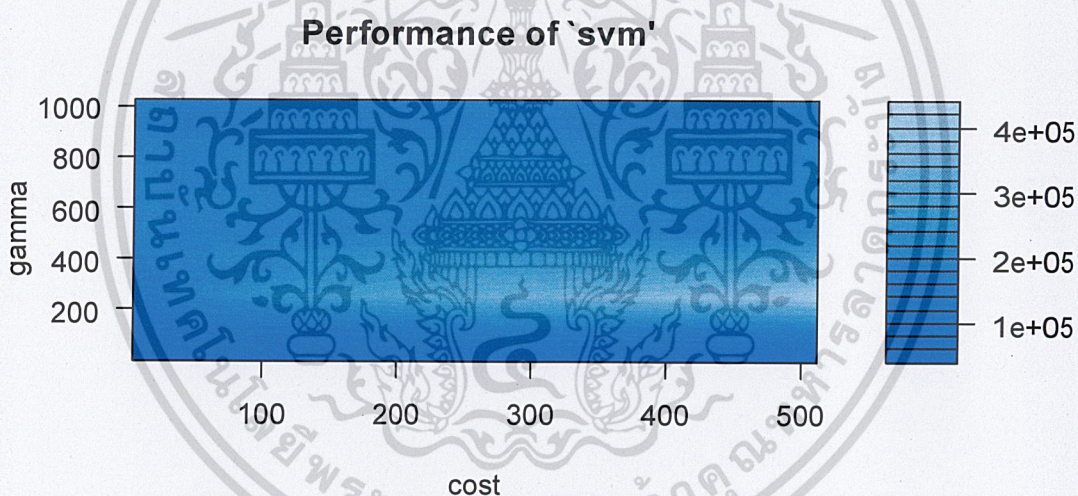


รูปภาคผนวก ข ที่ 2 กราฟแสดงค่าพารามิเตอร์ gamma และ cost ของจำนวนผู้ป่วยโรคปอด
อักเสบ ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปภาคผนวก ข ที่ 3 กราฟแสดงค่าพารามิเตอร์ γ และ cost ของจำนวนผู้ป่วยโรคอัมพฤกษ์อัมพาต ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน



รูปภาคผนวก ข ที่ 4 กราฟแสดงค่าพารามิเตอร์ γ และ cost ของจำนวนผู้ป่วยโรค วัณโรคปอด ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ค

โค้ดการพยากรณ์ โรคอุจจาระร่วง (สเตรชันทารี)

1. การพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ในโปรแกรมR

```

library(forcats)
library(forecast)
library(nortest)
library(nortestARMA)
#เรียกข้อมูล
ACUTE_DIARRHEA=read.csv(file.choose(),header = F)
ACUTE_DIARRHEA_ts=ts(ACUTE_DIARRHEA,start=c(2551),frequency=12)
plot(ACUTE_DIARRHEA_ts,main="ACUTE_DIARRHEA",type="b",pch=19)
abline(v=c(2551,2552,2553,2554,2555,2556,2557,2558,2559,2560),col="red")
attach(ACUTE_DIARRHEA)
#พล็อตACF/PACF
acf(ACUTE_DIARRHEA_ts,lag.max=888,main="ACUTE_DIARRHEA")
pacf(ACUTE_DIARRHEA_ts,lag.max=888,main="ACUTE_DIARRHEA")
#ทำการแจกแจงปกติ
library(nortest)
ad.test(ACUTE_DIARRHEA_ts)
qqnorm(ACUTE_DIARRHEA_ts)
qqline(ACUTE_DIARRHEA_ts,col="red")
#ตัวแบบARIMA
auto.arima(ACUTE_DIARRHEA_ts,trace=TRUE)
fitARIMA <- arima(ACUTE_DIARRHEA_ts,order = c(2,0,0))
#RMSE/RMPE
summary(fitARIMA)
#เรียกค่าพยากรณ์ที่ได้จากminitab
ACUTE_DIARRHEA_fit=read.csv(file.choose(),header = F)
ACUTE_DIARRHEA_fit_ts=ts(ACUTE_DIARRHEA_fit,start=c(2551),frequency=12)
#plotค่าจริงและค่าพยากรณ์
plot(ACUTE_DIARRHEA_ts,main="ACUTE_DIARRHEA",type="b",pch=19)
abline(v=c(2561),col="red")
points(ACUTE_DIARRHEA_fit_ts,type="b",pch=18,col="red")

```

2. การพยากรณ์ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในโปรแกรมR

```

rm(list=ls())
set.seed(123)
ACUTE_DIARRHEA_51_60=read.csv(file.choose(),header = F)
ACUTE_DIARRHEA_51_60ts=ts(ACUTE_DIARRHEA_51_60,start=c(2551),frequency=12)
monthly_data <- unclass(ACUTE_DIARRHEA_51_60ts)
months <- 1:120
DF <- data.frame(months,monthly_data)
# tuneหาค่าพารามิเตอร์ของsvm
tuneResult<-tune(svm,V1 ~
months,data=DF,range=list(cost=2^(2:9),gamma=2^(-1:10)))
print(tuneResult)
plot(tuneResult)
# คำสั่งตัวแบบsvm
svmmodel <- svm(V1 ~ months,data=DF, type="epsilon-regression",kernel="radial",cost=4,gamma=128)
#กำหนดจำนวนพยากรณ์ล่วงหน้า8เดือน
nd <- 1:128
# ทำการพยากรณ์128เดือน
predict <- predict(svmmodel, newdata=data.frame(months=nd))
predict
#พล็อตกราฟ
plot(ACUTE_DIARRHEA_51_60ts,type="b",pch=20,main="AUTE_DIARRHEA")
pridictts=ts(predict,start = c(2551),frequency = 12)
points((pridictts),col="red",type="b",pch=20)
abline(v=c(2561))
data.frame(DF$V1,predict[1:120])
#ค่าคลาดเคลื่อน
error_ACUTE_DIARRHEA =(ACUTE_DIARRHEA_51_60-predict)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA))/120
mse_ACUTE_DIARRHEA = mean(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmse_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mse_ACUTE_DIARRHEA)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
e_ACUTE_DIARRHEA = (Y-predict[121:128])
et = abs(e_ACUTE_DIARRHEA/Y)
mean_eACUTE_DIARRHEA = sum(et)/8
mape_ACUTE_DIARRHEA = mean_eACUTE_DIARRHEA*100
```

3. การพยากรณ์โดยวิธีนิเวรอนเน็ตเวิร์คในโปรแกรมR

```
#เมื่อกำหนด p=1
rm(list=ls())
set.seed(123)
#เรียกข้อมูลเข้า
ACUTE_DIARRHEA=read.csv(file.choose(),header = F)
#เรียก package caret
library(caret)
#หาตัวแบบ
fit1 <- nnetar(ACUTE_DIARRHEA$V1,p=1,P=0)
#พยากรณ์
forecast(fit1,h=8)
plot(forecast(fit1,h=8),type="b",pch=19)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(ACUTE_DIARRHEA$V1),fitted(fit1),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE,p=1
Y1=c(
77222.09,77183.50,77177.93,77177.12,77177.01,77176.99,77176.99,77176.99)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
e_ACUTE_DIARRHEA = (Y-Y1)
et = abs(e_ACUTE_DIARRHEA/Y)
mean_ACUTE_DIARRHEA = sum(et)/8
mape_ACUTE_DIARRHEA = mean_ACUTE_DIARRHEA*100
mape_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSE จาก 120 ค่า,p=1
fitted_ts=ts(fitted(fit1),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
ACUTE_DIARRHEA -fitted_data
```

```

error_ACUTE_DIARRHEA =(ACUTE_DIARRHEA -fitted_data)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA$V1[2:120]))/119
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSE จาก 8 ค่า , p=1
Y1=c(
77222.09,77183.50,77177.93,77177.12,77177.01,77176.99,77176.99,77176.99)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_ACUTE_DIARRHEA =(Y - Y1)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA)/8)
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA

#เมื่อกำหนด p=2
rm(list=ls())
set.seed(123)
#เรียกข้อมูลเข้า
ACUTE_DIARRHEA=read.csv(file.choose(),header = F)
#เรียก package caret
library(caret)
#หาตัวแบบ
fit2 <- nnetar(ACUTE_DIARRHEA$V1,p=2,P=0)
plot(forecast(fit2,h=8),type="b",pch=19)
#พยากรณ์
forecast(fit2,h=8)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(ACUTE_DIARRHEA$V1),fitted(fit2),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE,p=2
Y1=c(76977.68,78201.86,78212.70,78312.67,78319.51,78327.95,78329.01,78329.
75)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)

```

```

e_ACUTE_DIARRHEA = (Y-Y1)
et = abs(e_ACUTE_DIARRHEA/Y)
mean_ACUTE_DIARRHEA = sum(et)/8
mape_ACUTE_DIARRHEA = mean_ACUTE_DIARRHEA*100
mape_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSE จาก 120 ค่า , p=2
fitted_ts=ts(fitted(fit2),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
ACUTE_DIARRHEA -fitted_data
error_ACUTE_DIARRHEA =(ACUTE_DIARRHEA -fitted_data)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA$V1[3:120]))/118
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSE จาก 8 ค่า , p=2
Y1=c(76977.68,78201.86,78212.70,78312.67,78319.51,78327.95,78329.01,78329.
75)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_ACUTE_DIARRHEA =(Y - Y1)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA)/8)
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA

#เมื่อกำหนด p=3
rm(list=ls())
set.seed(123)
#เรียกข้อมูลเข้า
ACUTE_DIARRHEA=read.csv(file.choose(),header = F)
#เรียก package caret
library(caret)
#หาตัวแบบ
fit3 <- nnetar(ACUTE_DIARRHEA$V1,p=3,P=0)
plot(forecast(fit3,h=8),type="b",pch=19)

```

#พยากรณ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สร้างขึ้นไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

forecast(fit3,h=8)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(ACUTE_DIARRHEA$V1),fitted(fit3),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE,p=3
Y1=c(
79534.35,79470.16,80034.97,79779.06,79971.91,79862.12,79929.97,79890.04)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
e_ACUTE_DIARRHEA = (Y-Y1)
et = abs(e_ACUTE_DIARRHEA/Y)
mean_ACUTE_DIARRHEA = sum(et)/8
mape_ACUTE_DIARRHEA = mean_ACUTE_DIARRHEA*100
mape_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSE จาก 120 ค่า , p=3
fitted_ts=ts(fitted(fit3),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
ACUTE_DIARRHEA -fitted_data
error_ACUTE_DIARRHEA =(ACUTE_DIARRHEA -fitted_data)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA$V1[4:120]))/117
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSE จาก 8 ค่า , p=3
Y1=c(
79534.35,79470.16,80034.97,79779.06,79971.91,79862.12,79929.97,79890.04)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_ACUTE_DIARRHEA =(Y - Y1)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA)/8)
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA

```

#เมื่อกำหนด p =4

```
rm(list=ls())
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่เผยแพร่ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

set.seed(123)
#เรียกข้อมูลเข้า
ACUTE_DIARRHEA=read.csv(file.choose(),header = F)
#เรียก package caret
library(caret)
#หาตัวแบบ
fit4 <- nnetar(ACUTE_DIARRHEA$V1,p=4,P=0)
plot(forecast(fit4,h=8),type="b",pch=19)
#พยากรณ์
forecast(fit4,h=8)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(ACUTE_DIARRHEA$V1),fitted(fit4),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE , p=4
Y1=c(77399.13,79095.67,78918.17,78431.70,78859.95,78772.01,78826.88,78884.
06)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
e_ACUTE_DIARRHEA = (Y-Y1)
et = abs(e_ACUTE_DIARRHEA/Y)
mean_ACUTE_DIARRHEA = sum(et)/8
mape_ACUTE_DIARRHEA = mean_ACUTE_DIARRHEA*100
mape_ACUTE_DIARRHEA
# RMSE จาก 120 ค่า,p=4
fitted_ts=ts(fitted(fit4),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
ACUTE_DIARRHEA -fitted_data
error_ACUTE_DIARRHEA =(ACUTE_DIARRHEA -fitted_data)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA$V1[5:120]))/116
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSE จาก 8 ค่า , p=4
Y1=c(77399.13,79095.67,78918.17,78431.70,78859.95,78772.01,78826.88,78884.
06)

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่เผยแพร่โดยศูนย์บริการข้อมูลสุขภาพของโรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์ ภายใต้อนุสัญญาว่าด้วยการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562 (PDPA) โดยใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_ACUTE_DIARRHEA =(Y - Y1)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA)/8)
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA

#เมื่อกำหนด p=5
rm(list=ls())
set.seed(123)
#เรียกข้อมูลเข้า
ACUTE_DIARRHEA=read.csv(file.choose(),header = F)
#เรียก package caret
library(caret)
#หาตัวแบบ
fit5 <- nnetar(ACUTE_DIARRHEA$V1,p=5,P=0)
plot(forecast(fit5,h=8),type="b",pch=19)
#หาตัวแบบ
forecast(fit5,h=8)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(ACUTE_DIARRHEA$V1),fitted(fit5),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE,p=5
Y1=c(70905.03,75631.59,68887.70,73924.82,69614.30,76240.99,69456.11,77277.
30)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
e_ACUTE_DIARRHEA = (Y-Y1)
et = abs(e_ACUTE_DIARRHEA/Y)
mean_ACUTE_DIARRHEA = sum(et)/8
mape_ACUTE_DIARRHEA = mean_ACUTE_DIARRHEA*100
mape_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSE จาก 120 ค่า , p=5
fitted_ts=ts(fitted(fit5),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)

```

```

ACUTE_DIARRHEA -fitted_data
error_ACUTE_DIARRHEA =(ACUTE_DIARRHEA -fitted_data)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA$V1[6:120]))/115
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSE จาก 8 ค่า ,p=5
Y1=c(70905.03,75631.59,68887.70,73924.82,69614.30,76240.99,69456.11,77277.
30)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_ACUTE_DIARRHEA =(Y - Y1)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA)/8)
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA

#เมื่อกำหนด p=6
rm(list=ls())
set.seed(123)
#เรียกข้อมูล
ACUTE_DIARRHEA=read.csv(file.choose(),header = F)
#เรียก package caret
library(caret)
#หาตัวแบบ
fit6 <- nnetar(ACUTE_DIARRHEA$V1,p=6,P=0)
plot(forecast(fit6,h=8),type="b",pch=19)
#พยากรณ์
forecast(fit6,h=8)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(ACUTE_DIARRHEA$V1),fitted(fit6),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE , p=6
Y1=
c(73319.34,71266.13,63848.78,67807.83,62668.29,70257.45,67779.79,72782.78)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y1)

```

```

month_data <- unclass(Y)
e_ACUTE_DIARRHEA = (Y-Y1)
et = abs(e_ACUTE_DIARRHEA/Y)
mean_ACUTE_DIARRHEA = sum(et)/8
mape_ACUTE_DIARRHEA = mean_ACUTE_DIARRHEA*100
mape_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSE จาก 120 ค่า,p=6
fitted_ts=ts(fitted(fit6),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
ACUTE_DIARRHEA -fitted_data
error_ACUTE_DIARRHEA =(ACUTE_DIARRHEA -fitted_data)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA$V1[7:120]))/114
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA
#หา RMSEจาก 8 ค่า,p=6
Y1=
c(73319.34,71266.13,63848.78,67807.83,62668.29,70257.45,67779.79,72782.78)
Y = c(158574,126132,113069,90846,96728,92081,86578,77560)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_ACUTE_DIARRHEA =(Y - Y1)^2
mean_ACUTE_DIARRHEA = (sum(error_ACUTE_DIARRHEA))/8
rmes_ACUTE_DIARRHEA = sqrt(mean_ACUTE_DIARRHEA)
rmes_ACUTE_DIARRHEA

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โค้ดการพยากรณ์ โรคปอดอักเสบ (ไม่สเตรปโตค็อกคัส)

1. การพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ในโปรแกรมR

```
#เรียกแพ็คเกจ
```

```
library(forcats)
```

```
library(forecast)
```

```
library(nortest)
```

```
library(nortestARMA)
```

```
#เรียกข้อมูล
```

```
PNEUMONIA=read.csv(file.choose(),header = F)
```

```
PNEUMONIAts=ts(PNEUMONIA,start=c(2551),frequency=12)
```

```
plot(PNEUMONIAts,main="PNEUMONIA",type="b",pch=19)
```

```
abline(v=c(2551,2552,2553,2554,2555,2556,2557,2558,2559,2560),col="red")
```

```
attach(PNEUMONIA)
```

```
#plotACF/PACF
```

```
acf(PNEUMONIAts,lag.max=888,main="PNEUMONIA")
```

```
pacf(PNEUMONIAts,lag.max=888,main="PNEUMONIA")
```

```
PNEUMONIA1=diff(PNEUMONIAts,1)
```

```
plot(PNEUMONIA1,type="b",pch=19,main="PNEUMONIA")
```

```
acf(PNEUMONIA1,lag.max=888,main="PNEUMONIA")
```

```
pacf(PNEUMONIA1,lag.max=888,main="PNEUMONIA")
```

```
###หากการแจกแจงปกติ
```

```
library(nortest)
```

```
ad.test(PNEUMONIA$V1)
```

```
qqnorm(PNEUMONIA$V1)
```

```
qqline(PNEUMONIA$V1, col = "red")
```

```
#ModelARIMA
```

```
auto.arima(PNEUMONIAts ,trace=TRUE)
```

```
fitARIMA <- arima(PNEUMONIAts, order = c(1,1,1),seasonal =c(0,1,1))
```

```
#RMSE/RMPE
```

```
summary(fitARIMA)
```

```
#เรียกค่าพยากรณ์ที่ได้จากminitab
```

```
PNEUMONIA_fit=read.csv(file.choose(),header = F)
```

```
PNEUMONIA_fit_ts=ts(PNEUMONIA,start=c(2552,2),frequency=12)
```

```
#plotค่าจริงและค่าพยากรณ์
```

```
plot(PNEUMONIAts,main="PNEUMONIA",type="b",pch=19)
```

```

abline(v=c(2561),col="red")
points(PNEUMONIA_fit_ts,type="b",pch=18,col="red")
plot(PNEUMONIA_fit_ts,type="b",pch=18,col="red")
points(PNEUMONIAts,main="ACUTE_DIARRHEA",type="b",pch=19)

```

2. การพยากรณ์ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในโปรแกรมR

```

rm(list=ls())
set.seed(123)
PNEUMONIA_51_60=read.csv(file.choose(),header = F)
PNEUMONIA_51_60ts=ts(PNEUMONIA_51_60,start=c(2551),frequency=12)
monthly_data <- unclass(PNEUMONIA_51_60ts)
months <- 1:120
DF <- data.frame(months,monthly_data)
# tuneหาค่าพารามิเตอร์ของsvm
tuneResult<-tune(svm,V1 ~
months,data=DF,range=list(cost=2^(2:9),gamma=2^(-1:10)))
print(tuneResult)
plot(tuneResult)
# คำสั่งตัวแบบsvm
svmmodel <- svm(V1 ~ months,data=DF, type="eps-
regression",kernel="radial",cost=4,gamma=128)
#กำหนดจำนวนพยากรณ์ล่วงหน้า8เดือน
nd <- 1:128
# ทำการพยากรณ์128เดือน
predict <- predict(svmmodel, newdata=data.frame(months=nd))
predict
#พล็อตกราฟ
plot(PNEUMONIA_51_60ts,type="b",pch=20,main="PNEUMONIA ")
pridictts=ts(predict,start = c(2551),frequency = 12)
points((pridictts),col="red",type="b",pch=20)
abline(v=c(2561))
data.frame(DF$V1,predict[1:120])
#ค่าคลาดเคลื่อน
error_PNEUMONIA =(PNEUMONIA_51_60-predict)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA))/120

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ภายใต้การคุ้มครองของสำนักงานกฤษฎีกาให้ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

mse_PNEUMONIA = mean(mean_PNEUMONIA)
rmse_PNEUMONIA = sqrt(mse_PNEUMONIA)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
e_PNEUMONIA = (Y-predict[121:128])
et = abs(e_PNEUMONIA /Y)
mean_PNEUMONIA = sum(et)/8
mape_PNEUMONIA = mean_ePNEUMONIA *100

```

3. การพยากรณ์โดยวิธีนิเวรอนเน็ตเวิร์คในโปรแกรมR

```

rm(list=ls())
set.seed(123)
#เรียกข้อมูลเข้า
PNEUMONIA=read.csv(file.choose(),header = F)
#เรียก package caret
library(caret)
#หาตัวแบบเมื่อกำหนดp=1
fit1 <- nnetar(PNEUMONIA$V1,p=1,P=0)
#พยากรณ์
forecast(fit1,h=8)
plot(forecast(fit1,h=8),type="b",pch=19)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(PNEUMONIA$V1),fitted(fit1),type="b",pch=18,col="red")
#หาMAPE เมื่อกำหนด p=1
Y1=c(15730.58,14902.85,14321.88,13921.06,13647.93,13463.43,13339.53,13256.
66)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
e_PNEUMONIA = (Y-Y1)
et = abs(e_PNEUMONIA/Y)
mean_PNEUMONIA = sum(et)/8
mape_PNEUMONIA = mean_PNEUMONIA*100
mape_PNEUMONIA

```

#หา RMSE จาก 120 ค่า , p=1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ใช้สำหรับครูผู้ใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

fitted_ts=ts(fitted(fit1),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
PNEUMONIA-fitted_data
error_PNEUMONIA =(PNEUMONIA-fitted_data)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA$V1[2:120]))/119
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA
#หา RMSE จาก 8 ค่า , p=1
Y1=c(15730.58,14902.85,14321.88,13921.06,13647.93,13463.43,13339.53,13256.
66)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_PNEUMONIA =(Y-Y1)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA))/8
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA
#เมื่อกำหนด p=2
rm(list=ls())
set.seed(123)
#เรียกข้อมูลเข้า
PNEUMONIA=read.csv(file.choose(),header = F)
# เรียก package caret
library(caret)
#หาตัวแบบ
fit2 <- nnetar(PNEUMONIA$V1,p=2,P=0)
#พยากรณ์
forecast(fit2,h=8)
plot(forecast(fit2,h=8),type="b",pch=19)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(PNEUMONIA$V1),fitted(fit2),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE , p=2
Y1=c(15263.28,14171.11,13472.39,12999.64,12672.21,12441.20,12276.11,12157.
07)

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับบุคลากรใช้งานเมื่อการศึกษาค้นคว้า ไปจนตลอดให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
e_PNEUMONIA = (Y-Y1)
et = abs(e_PNEUMONIA/Y)
mean_PNEUMONIA = sum(et)/8
mape_PNEUMONIA = mean_PNEUMONIA*100
mape_PNEUMONIA
#หา RMSE จาก 120 ค่า, p=2
fitted_ts=ts(fitted(fit2),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
PNEUMONIA-fitted_data
error_PNEUMONIA =(PNEUMONIA-fitted_data)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA$V1[3:120]))/118
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA
#หา RMSE จาก 8 ค่า , p=2
Y1=c(15263.28,14171.11,13472.39,12999.64,12672.21,12441.20,12276.11,12157.
07)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_PNEUMONIA =(Y-Y1)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA))/8
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA

```

```
#เมื่อกำหนด p=3
```

```
rm(list=ls())
```

```
set.seed(123)
```

```
#เรียกข้อมูลเข้า
```

```
PNEUMONIA=read.csv(file.choose(),header = F)
```

```
#เรียก package caret
```

```
library(caret)
```

```
#หาตัวแบบ
```

```
fit3<- nnetar(PNEUMONIA$V1,p=3,P=0)
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ในการเรียนเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

#พยากรณ์
forecast(fit3,h=8)
plot(forecast(fit3,h=8),type="b",pch=19)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(PNEUMONIA$V1),fitted(fit3),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE , p=3
Y1=c(
17614.746,13979.209,13236.365,12100.334,10952.426,10288.890,9723.844,9346
.094)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
e_PNEUMONIA = (Y-Y1)
et = abs(e_PNEUMONIA/Y)
mean_PNEUMONIA = sum(et)/8
mape_PNEUMONIA = mean_PNEUMONIA*100
mape_PNEUMONIA
#หาRMSE จาก 120 ค่า , p=3
fitted_ts=ts(fitted(fit3),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
PNEUMONIA-fitted_data
error_PNEUMONIA =(PNEUMONIA-fitted_data)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA$V1[4:120]))/117
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA
#หา RMSE จาก 8 ค่า , p=3
Y1=c(
17614.746,13979.209,13236.365,12100.334,10952.426,10288.890,9723.844,9346
.094)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_PNEUMONIA =(Y-Y1)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA))/8
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)

```

```

rmes_PNEUMONIA
#เมื่อกำหนด p=4
rm(list=ls())
set.seed(123)
#เรียกข้อมูลเข้า
PNEUMONIA=read.csv(file.choose(),header = F)
#เรียก package caret
library(caret)
#พยากรณ์
fit4<- nnetar(PNEUMONIA$V1,p=4,P=0)
forecast(fit4,h=8)
plot(forecast(fit4,h=8),type="b",pch=19)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(PNEUMONIA$V1),fitted(fit4),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE , p=4
Y1=c(18183.70,16268.85,14492.83,13283.19,12629.43,11823.81,11429.23,11030.
63)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
e_PNEUMONIA = (Y-Y1)
et = abs(e_PNEUMONIA/Y)
mean_PNEUMONIA = sum(et)/8
mape_PNEUMONIA = mean_PNEUMONIA*100
mape_PNEUMONIA
#หา RMSE จาก 120 ค่า , p=4
fitted_ts=ts(fitted(fit4),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
PNEUMONIA-fitted_data
error_PNEUMONIA =(PNEUMONIA-fitted_data)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA$V1[5:120]))/116
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA
#หา RMSE จาก 8 ค่า ,p=4

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

Y1=c(18183.70,16268.85,14492.83,13283.19,12629.43,11823.81,11429.23,11030.
63)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_PNEUMONIA =(Y-Y1)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA))/8
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA
#เมื่อกำหนด p=5
rm(list=ls())
set.seed(123)
#เรียกข้อมูลเข้า
PNEUMONIA=read.csv(file.choose(),header = F)
#เรียก package caret
library(caret)
#หาตัวแบบ
fit5<- nnetar(PNEUMONIA$V1,p=5,P=0)
#พยากรณ์
forecast(fit5,h=8)
plot(forecast(fit5,h=8),type="b",pch=19)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(PNEUMONIA$V1),fitted(fit5),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE , p=5
Y1=c(17995.58,19580.28,20081.61,19160.64,16353.75,16340.04,15566.88,16802.
92)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
e_PNEUMONIA = (Y-Y1)
et = abs(e_PNEUMONIA/Y)
mean_PNEUMONIA = sum(et)/8
mape_PNEUMONIA = mean_PNEUMONIA*100
mape_PNEUMONIA
# ทำ RMSE จาก 120 ค่า,p=5

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

fitted_ts=ts(fitted(fit5),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
PNEUMONIA-fitted_data
error_PNEUMONIA =(PNEUMONIA-fitted_data)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA$V1[6:120]))/115
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA
# หา RMSEจาก8 ค่า,p=4
Y1=c(17995.58,19580.28,20081.61,19160.64,16353.75,16340.04,15566.88,16802.
92)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_PNEUMONIA =(Y-Y1)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA))/8
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA
#เมื่อกำหนด p=6
rm(list=ls())
set.seed(123)
#เรียกข้อมูลเข้า
PNEUMONIA=read.csv(file.choose(),header = F)
#เรียก package caret
library(caret)
#หาตัวแบบ
fit6<- nnetar(PNEUMONIA$V1,p=6,P=0)
#พยากรณ์
forecast(fit6,h=8)
plot(forecast(fit6,h=8),type="b",pch=19)
abline(v=c(121),col="red")
points(1:length(PNEUMONIA$V1),fitted(fit6),type="b",pch=18,col="red")
#หา MAPE,p=6
Y1=c(18850.39,18979.33,17765.49,17850.84,17105.97,19662.45,20630.38,21820.

```

```

Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
e_PNEUMONIA = (Y-Y1)
et = abs(e_PNEUMONIA/Y)
mean_PNEUMONIA = sum(et)/8
mape_PNEUMONIA = mean_PNEUMONIA*100
mape_PNEUMONIA
#หา RMSE จาก 120 ค่า ,p=6
fitted_ts=ts(fitted(fit6),start=c(2551),frequency=12)
fitted_data=unclass(fitted_ts)
PNEUMONIA-fitted_data
error_PNEUMONIA =(PNEUMONIA-fitted_data)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA$V1[7:120]))/114
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA
#หา RMSE จาก 8 ค่า , p=6
Y1=c(18850.39,18979.33,17765.49,17850.84,17105.97,19662.45,20630.38,21820.
87)
Y = c(25271,23202,23513,18003,18791,20495,23604,28500)
month_data <- unclass(Y)
month_data <- unclass(Y1)
error_PNEUMONIA =(Y-Y1)^2
mean_PNEUMONIA = (sum(error_PNEUMONIA))/8
rmes_PNEUMONIA = sqrt(mean_PNEUMONIA)
rmes_PNEUMONIA

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้