

ตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยาน
ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย
โดยปรับความคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์

อภิรดี นิ่มเจริญ

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ
พฤษภาคม 2561
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

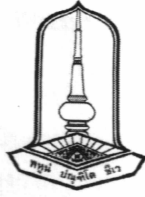


ตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยาน
ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย
โดยปรับความคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์

อภिरตี นิ่มเจริญ


เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ
พฤษภาคม 2561
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม



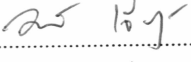


คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนางอภิรดี นิ่มเจริญ
แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม


คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์


.....
(ผศ.ดร.พรพรรณรัตน์ ก้วยเจริญพานิชก์)

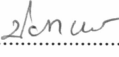
ประธานกรรมการ
(ผู้ทรงคุณวุฒิ)


.....
(อาจารย์ ดร.มนชยา เจียงประดิษฐ์)

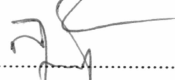
กรรมการ
(อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก)


.....
(ผศ.ดร.ปิยภัทร บุชบาบดินทร์)

กรรมการ
(อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม)

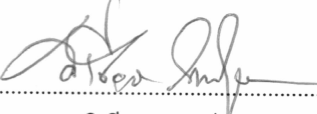

.....
(รศ.ดร.นิภาพร ชุตินันต์)


กรรมการ
(อาจารย์บัณฑิตศึกษาประจำคณะ)


.....
(ผศ.ดร.สุจิตตา สุระภี)

กรรมการ
(อาจารย์บัณฑิตศึกษาประจำคณะ)

มหาวิทยาลัยอุบลราชธานีให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม


.....
(ศ.ดร.วิเชียร มากตุ่น)
คณบดีคณะวิทยาศาสตร์


.....
(ผศ.ดร.กฤษณ์ ชัยมูล)
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่ 31 เดือน พ.ค. พ.ศ. 2561



กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ ซึ่งการดำเนินการจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ได้ด้วยความกรุณาอนุเคราะห์และความช่วยเหลืออย่างสูงจาก อาจารย์ ดร.มนชยา เจียงประดิษฐ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปิยภัทร บุชบาบดินทร์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ที่ได้กรุณาเสียสละเวลาให้คำปรึกษาและคำชี้แนะในการดำเนินการทุกขั้นตอน ตลอดจนข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์อย่างสูงยิ่งจาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พรณรัตน์ ก้วยเจริญพานิชก์ ประธานกรรมการสอบ รองศาสตราจารย์ ดร.นิภาพร ชูติมันต์ และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุจิตตา สุระภิกรรมการสอบ จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์ในที่สุด

ขอขอบพระคุณคุณแม่ คุณพ่อคุณแม่สามี สามี และลูกๆ ที่น่ารัก ที่ได้ให้การสนับสนุนทุกสิ่งทุกอย่างในการศึกษา ให้ความช่วยเหลือและให้กำลังใจ ขอขอบพระคุณอาจารย์ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคามทุกท่าน ตลอดจนเพื่อนๆ และน้องๆ ทุกคน ที่ได้ร่วมแรงร่วมใจกันตลอดการศึกษาและให้กำลังใจจนสำเร็จการศึกษา

อภิรดี นิ่มเจริญ



ชื่อเรื่อง	ตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยปรับความคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์
ผู้วิจัย	นางอภิรดี นิ่มเจริญ
ปริญญา	วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชา วิทยาการจัดการสถิติ
อาจารย์ที่ปรึกษา	อาจารย์ ดร.มนชยา เจียงประดิษฐ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปิยภัทร บุชบาบดินทร์
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ปีที่พิมพ์ 2561

บทคัดย่อ

การศึกษาในครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยขาเข้า (Arrival) และขาออก (Departure) ที่เหมาะสม โดยใช้ตัวแบบการพยากรณ์ 2 วิธี ได้แก่ ตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) , วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และดำเนินการปรับปรุงสมการพยากรณ์โดยปรับความคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี, 5 ปี และ 10 ปี โดยใช้เกณฑ์การพิจารณาความแม่นยำของการประเมินตัวแบบพยากรณ์ ด้วยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE)

จากผลการศึกษาพบว่าตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ผู้โดยสารขาเข้า คือ FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ ข้อมูล 10 ปี MAPE = 0.517 และผู้โดยสารขาออก คือ FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ ข้อมูล 3 ปี MAPE = 0.554, ท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี ผู้โดยสารขาเข้า คือ FGM(1,1) ข้อมูล 5 ปี MAPE = 0.539 และผู้โดยสารขาออก คือ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ ข้อมูล 5 ปี MAPE = 0.422, ท่าอากาศยานขอนแก่น ผู้โดยสารขาเข้า คือ FGM(1,1) ข้อมูล 10 ปี MAPE = 0.971 และผู้โดยสารขาออก คือ FGM(1,1) ข้อมูล 3 ปี MAPE = 0.740, ท่าอากาศยานนครพนม ผู้โดยสารขาเข้า คือ FGM(1,1) ข้อมูล 5 ปี MAPE = 0.601 และผู้โดยสารขาออก คือ FGM(1,1) ข้อมูล 3 ปี MAPE = 0.895, ท่าอากาศยานสกลนคร ผู้โดยสารขาเข้า คือ FGM(1,1) ข้อมูล 5 ปี MAPE = 1.545 และผู้โดยสารขาออก คือ FGM(1,1) ข้อมูล 3 ปี MAPE = 1.577, ท่าอากาศยานร้อยเอ็ด ผู้โดยสารขาเข้า คือ FGM(1,1) ข้อมูล 3 ปี MAPE = 2.512 และผู้โดยสารขาออก คือ FGM(1,1) ข้อมูล 3 ปี MAPE = 1.613, ท่าอากาศยานเลย ผู้โดยสารขาเข้า คือ FGM(1,1) ข้อมูล 3 ปี MAPE = 4.045 และผู้โดยสารขาออก คือ FGM(1,1) ข้อมูล 5 ปี MAPE = 1.498 และ ท่าอากาศยานบุรีรัมย์ ผู้โดยสารขาเข้า คือ FARIMA(0,1,0) ข้อมูล 3 ปี MAPE = 9.667 และผู้โดยสารขาออก คือ FARIMA(0,1,0) ข้อมูล 3 ปี MAPE = 8.777



จึงสรุปได้ว่า ตัวแบบพยากรณ์เกรย์ ที่มีการปรับปรุงสมการพยากรณ์โดยปรับความคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ (FGM) เป็นตัวแบบที่มีความเหมาะสมและประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด โดยที่ตัวแบบพยากรณ์เกรย์ จะมีประสิทธิภาพสูงเมื่อใช้จำนวนข้อมูลขนาดเล็ก และประสิทธิภาพในการพยากรณ์จะลดลงเมื่อจำนวนข้อมูลที่นำวิเคราะห์ที่มีขนาดใหญ่ขึ้น อีกทั้ง พบว่า เมื่อนำตัวแบบพยากรณ์เกรย์ และวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ไปทำการปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยปรับความคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ สามารถทำให้ตัวแบบพยากรณ์ทั้ง 2 ตัวแบบ มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงขึ้น

คำสำคัญ : GM(1,1), SARIMA, Fourier residual modification, FSARIMA, FGM(1,1)



TITLE The forecasting models for airport passenger numbers in the Northeast of Thailand by Fourier residual modification

AUTHOR Miss Apiradee Nimcharoen

DEGREE Master Degree of Science **MAJOR** Statistical Management Science

ADVISORS Monchaya Chiangpradit, Ph.D.
Asst. Prof. Piyapatr Busababodhin, Ph.D.

UNIVERSITY Mahasarakham University **YEAR** 2018

ABSTRACT

The purpose of this study was to construct a suitable model for predicting the number of passengers for Arrival and Departure in the Northeast of Thailand. Two conventional models namely Grey model GM(1,1) and SARIMA model by Box-Jenkins method were used to investigate the suitable model based on block time of 3 years, 5 years and 10 years, respectively. The criterion are mean absolute percentage error (MAPE) were used for estimation of each of the airports in Northeastern Thailand.

The results show that the most effective predictive model for Ubon Ratchathani International Airport for Arrival are FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ with 10 year, MAPE = 0.517 and Departure are FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ with 3 year, MAPE = 0.554. Udon Thani International Airport for Arrival are FGM(1,1) 5 year, MAPE = 0.539 and Departure are FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ with 5 year, MAPE = 0.422. Khonkaen Airport for Arrival are FGM(1,1) with 10 year, MAPE = 0.971 and Departure are FGM(1,1) with 3 year, MAPE = 0.740. Nakhon Phanom Airport for Arrival are FGM(1,1) with 5 year, MAPE = 0.601 and Departure are FGM(1,1) with 3 year, MAPE = 0.895. Sakon Nakhon Airport for Arrival are FGM(1,1) with 5 year, MAPE = 1.545 and Departure are FGM(1,1) with 3 year, MAPE = 1.577. Roi Et Airport for Arrival are FGM(1,1) with 3 year, MAPE = 2.512 and Departure are FGM(1,1) with 3 year, MAPE = 1.613. Loei Airport for Arrival are FGM(1,1) with 3 year, MAPE = 4.045 and Departure are FGM(1,1) with 5 year, MAPE = 1.498 and Buriram Airport for Arrival are FARIMA(0,1,0) with 3 year, MAPE = 9.667 and Departure are FARIMA(0,1,0) with 3 year, MAPE = 8.777.



It was found that the Grey model was improved by Fourier residual modification (FGM) is the most efficient model for forecasting. Grey modeling is especially effective when using small amounts of data. And the performance will decrease as the amount of data analyzed is larger. Fourier residual modifications can be used to improve the predictive efficiency.

Key Words : GM(1,1), SARIMA, Fourier residual modification, FSARIMA, FGM(1,1)



สารบัญ

	หน้า
กิตติกรรมประกาศ	ก
บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
สารบัญ	ง
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	4
1.3 ขอบเขตของการวิจัย	4
1.4 กรอบแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย	5
1.5 ความสำคัญของการวิจัย	5
1.6 นิยามศัพท์เฉพาะ	6
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	7
2.1 ประวัติความเป็นมาและพัฒนาการของธุรกิจการบิน	7
2.2 ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์	28
2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	39
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	42
3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล	42
3.2 ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย	43
3.3 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล	43
บทที่ 4 ผลการวิจัย	50
4.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี	50
4.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี	86
4.3 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานขอนแก่น	121
4.4 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานนครพนม	155
4.5 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานสกลนคร	189
4.6 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานร้อยเอ็ด	223
4.7 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานเลย	251
4.8 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานบุรีรัมย์	277
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	301
5.1 สรุปผล	301
5.2 อภิปรายผล	305
5.3 ข้อเสนอแนะ	306
เอกสารอ้างอิง	307



สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
ภาคผนวก	311
ภาคผนวก ก ตัวอย่าง R-Code จากโปรแกรม R-Studio	312
ภาคผนวก ข Full Paper from International Conference Proceeding	323
ประวัติย่อผู้วิจัย	345



สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 4.1 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	53
ตารางที่ 4.2 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	56
ตารางที่ 4.3 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	58
ตารางที่ 4.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	59
ตารางที่ 4.5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	61
ตารางที่ 4.6 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	63
ตารางที่ 4.7 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FSARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี	67
ตารางที่ 4.8 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	71
ตารางที่ 4.9 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	73
ตารางที่ 4.10 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	76
ตารางที่ 4.11 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	77
ตารางที่ 4.12 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	78
ตารางที่ 4.13 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	80
ตารางที่ 4.14 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FSARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี.....	84
ตารางที่ 4.15 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	89
ตารางที่ 4.16 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	91
ตารางที่ 4.17 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	93
ตารางที่ 4.18 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	94
ตารางที่ 4.19 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	96
ตารางที่ 4.20 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	98
ตารางที่ 4.21 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี	102



สารบัญตาราง (ต่อ)

	หน้า
ตารางที่ 4.22 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	106
ตารางที่ 4.23 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	109
ตารางที่ 4.24 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	111
ตารางที่ 4.25 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	112
ตารางที่ 4.26 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	113
ตารางที่ 4.27 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	115
ตารางที่ 4.28 ค่าพยากรณ์ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี	119
ตารางที่ 4.29 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	124
ตารางที่ 4.30 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	126
ตารางที่ 4.31 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	128
ตารางที่ 4.32 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	129
ตารางที่ 4.33 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	130
ตารางที่ 4.34 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	132
ตารางที่ 4.35 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 10 ปี	136
ตารางที่ 4.36 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	141
ตารางที่ 4.37 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	143
ตารางที่ 4.38 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	145
ตารางที่ 4.39 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	146
ตารางที่ 4.40 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	147



สารบัญตาราง (ต่อ)

	หน้า
ตารางที่ 4.41 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	149
ตารางที่ 4.42 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	153
ตารางที่ 4.43 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	158
ตารางที่ 4.44 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	160
ตารางที่ 4.45 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	162
ตารางที่ 4.46 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	163
ตารางที่ 4.47 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	164
ตารางที่ 4.48 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	166
ตารางที่ 4.49 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี	170
ตารางที่ 4.50 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	174
ตารางที่ 4.51 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	177
ตารางที่ 4.52 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	179
ตารางที่ 4.53 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	180
ตารางที่ 4.54 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	181
ตารางที่ 4.55 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	183
ตารางที่ 4.56 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	187
ตารางที่ 4.57 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	192
ตารางที่ 4.58 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	194
ตารางที่ 4.59 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	197
ตารางที่ 4.60 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	198



สารบัญตาราง (ต่อ)

	หน้า
ตารางที่ 4.61 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	200
ตารางที่ 4.62 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี	204
ตารางที่ 4.63 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	209
ตารางที่ 4.64 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	214
ตารางที่ 4.65 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	215
ตารางที่ 4.66 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	217
ตารางที่ 4.67 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	221
ตารางที่ 4.68 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	225
ตารางที่ 4.69 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	227
ตารางที่ 4.70 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	228
ตารางที่ 4.71 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	230
ตารางที่ 4.72 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	232
ตารางที่ 4.73 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	235
ตารางที่ 4.74 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	239
ตารางที่ 4.75 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	241
ตารางที่ 4.76 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	242
ตารางที่ 4.77 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	244
ตารางที่ 4.78 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	246
ตารางที่ 4.79 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	249
ตารางที่ 4.80 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	253
ตารางที่ 4.81 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	256
ตารางที่ 4.82 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	257



สารบัญตาราง (ต่อ)

	หน้า
ตารางที่ 4.83 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	259
ตารางที่ 4.84 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	262
ตารางที่ 4.85 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	269
ตารางที่ 4.86 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	270
ตารางที่ 4.87 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	272
ตารางที่ 4.88 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี	275
ตารางที่ 4.89 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	279
ตารางที่ 4.90 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	280
ตารางที่ 4.91 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	282
ตารางที่ 4.92 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	284
ตารางที่ 4.93 ค่าพยากรณ์ FARIMA(0,1,0) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	286
ตารางที่ 4.94 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม	290
ตารางที่ 4.95 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	291
ตารางที่ 4.96 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	293
ตารางที่ 4.97 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	295
ตารางที่ 4.98 ค่าพยากรณ์ FARIMA(0,1,0) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	297
ตารางที่ 4.99 ตารางสรุปการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ การพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)	299
ตารางที่ 4.100 ตารางสรุปการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ การพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)	300



สารบัญกราฟ

	หน้า
กราฟที่ 4.1 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี	51
กราฟที่ 4.2 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี	51
กราฟที่ 4.3 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 10 ปี	52
กราฟที่ 4.4 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	53
กราฟที่ 4.5 Histogram of Noise residuals	54
กราฟที่ 4.6 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	55
กราฟที่ 4.7 Histogram of Noise residuals	56
กราฟที่ 4.8 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี	57
กราฟที่ 4.9 Histogram of Noise residuals	58
กราฟที่ 4.10 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)_{12}$ จำนวนข้อมูล 10 ปี	60
กราฟที่ 4.11 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FGM(1,1)$ โดยใช้จำนวน 3 ปี	62
กราฟที่ 4.12 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี	64
กราฟที่ 4.13 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี	65
กราฟที่ 4.14 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี	66
กราฟที่ 4.15 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ $FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)_{12}$ จำนวนข้อมูล 10 ปี	68
กราฟที่ 4.16 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 3 ปี	69
กราฟที่ 4.17 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 5 ปี	69
กราฟที่ 4.18 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 10 ปี	70
กราฟที่ 4.19 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	71
กราฟที่ 4.20 Histogram of Noise residuals	72
กราฟที่ 4.21 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	73
กราฟที่ 4.22 Histogram of Noise residuals	74
กราฟที่ 4.23 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี	75
กราฟที่ 4.24 Histogram of Noise residuals	76
กราฟที่ 4.25 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)_{12}$ จำนวนข้อมูล 3 ปี	78
กราฟที่ 4.26 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FGM(1,1)$ โดยใช้จำนวน 3 ปี	79
กราฟที่ 4.27 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี	81
กราฟที่ 4.28 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี	82
กราฟที่ 4.29 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี	83
กราฟที่ 4.30 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ $FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)_{12}$ จำนวนข้อมูล 3 ปี	85



สารบัญกราฟ (ต่อ)

	หน้า
กราฟที่ 4.31 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี.....	86
กราฟที่ 4.32 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี.....	87
กราฟที่ 4.33 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 10 ปี	87
กราฟที่ 4.34 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	88
กราฟที่ 4.35 Histogram of Noise residuals	89
กราฟที่ 4.36 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	90
กราฟที่ 4.37 Histogram of Noise residuals	91
กราฟที่ 4.38 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี	92
กราฟที่ 4.39 Histogram of Noise residuals	93
กราฟที่ 4.40 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)_{12}$ จำนวนข้อมูล 5 ปี.....	95
กราฟที่ 4.41 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FGM(1,1)$ โดยใช้จำนวน 5 ปี	97
กราฟที่ 4.42 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี	99
กราฟที่ 4.43 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี	100
กราฟที่ 4.44 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี	101
กราฟที่ 4.45 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ $FGM(1,1)$ จากจำนวนข้อมูล 5 ปี	103
กราฟที่ 4.46 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 3 ปี.....	104
กราฟที่ 4.47 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 5 ปี.....	104
กราฟที่ 4.48 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 10 ปี.....	105
กราฟที่ 4.49 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	106
กราฟที่ 4.50 Histogram of Noise residuals	107
กราฟที่ 4.51 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	108
กราฟที่ 4.52 Histogram of Noise residuals	109
กราฟที่ 4.53 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี	110
กราฟที่ 4.54 Histogram of Noise residuals	111
กราฟที่ 4.55 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)_{12}$ จำนวนข้อมูล 5 ปี.....	113
กราฟที่ 4.56 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FGM(1,1)$ โดยใช้จำนวน 3 ปี	114
กราฟที่ 4.57 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี.....	116
กราฟที่ 4.58 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี.....	117
กราฟที่ 4.59 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี.....	118
กราฟที่ 4.60 ค่าพยากรณ์ $FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)_{12}$ จำนวนข้อมูล 5 ปี	120



สารบัญกราฟ (ต่อ)

	หน้า
กราฟที่ 4.61 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี	121
กราฟที่ 4.62 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี	121
กราฟที่ 4.63 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 10 ปี	122
กราฟที่ 4.64 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	123
กราฟที่ 4.65 Histogram of Noise residuals	123
กราฟที่ 4.66 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	125
กราฟที่ 4.67 Histogram of Noise residuals	125
กราฟที่ 4.68 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี	127
กราฟที่ 4.69 Histogram of Noise residuals	128
กราฟที่ 4.70 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)_{12}$ จำนวนข้อมูล 10 ปี.....	130
กราฟที่ 4.71 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FGM(1,1)$ โดยใช้จำนวน 10 ปี	131
กราฟที่ 4.72 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี	133
กราฟที่ 4.73 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี	134
กราฟที่ 4.74 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี...	135
กราฟที่ 4.75 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ $FGM(1,1)$ จากจำนวนข้อมูล 10 ปี	137
กราฟที่ 4.76 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 3 ปี.....	138
กราฟที่ 4.77 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 5 ปี.....	138
กราฟที่ 4.78 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 10 ปี.....	139
กราฟที่ 4.79 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	140
กราฟที่ 4.80 Histogram of Noise residuals	141
กราฟที่ 4.81 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	142
กราฟที่ 4.82 Histogram of Noise residuals	143
กราฟที่ 4.83 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี	144
กราฟที่ 4.84 Histogram of Noise residuals	145
กราฟที่ 4.85 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)_{12}$ จำนวนข้อมูล 5 ปี	147
กราฟที่ 4.86 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ $FGM(1,1)$ โดยใช้จำนวน 3 ปี ...	148
กราฟที่ 4.87 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี.....	150
กราฟที่ 4.88 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี.....	151
กราฟที่ 4.89 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี...	152
กราฟที่ 4.90 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ $FGM(1,1)$ จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	154
กราฟที่ 4.91 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี	155
กราฟที่ 4.92 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี.....	156



สารบัญกราฟ (ต่อ)

	หน้า
กราฟที่ 4.93 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 10 ปี	156
กราฟที่ 4.94 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	157
กราฟที่ 4.95 Histogram of Noise residuals	158
กราฟที่ 4.96 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	159
กราฟที่ 4.97 Histogram of Noise residuals	160
กราฟที่ 4.98 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี	161
กราฟที่ 4.99 Histogram of Noise residuals	162
กราฟที่ 4.100 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 10 ปี	164
กราฟที่ 4.101 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 5 ปี .	165
กราฟที่ 4.102 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี...	167
กราฟที่ 4.103 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี...	168
กราฟที่ 4.104 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี.	169
กราฟที่ 4.105 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี	171
กราฟที่ 4.106 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 3 ปี.....	172
กราฟที่ 4.107 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 5 ปี.....	172
กราฟที่ 4.108 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 10 ปี.....	173
กราฟที่ 4.109 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	174
กราฟที่ 4.110 Histogram of Noise residuals	175
กราฟที่ 4.111 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	176
กราฟที่ 4.112 Histogram of Noise residuals	177
กราฟที่ 4.113 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี	178
กราฟที่ 4.114 Histogram of Noise residuals	179
กราฟที่ 4.115 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี.....	181
กราฟที่ 4.116 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี	182
กราฟที่ 4.117 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี .	184
กราฟที่ 4.118 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี .	185
กราฟที่ 4.119 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี.	186
กราฟที่ 4.120 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	188
กราฟที่ 4.121 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี	189
กราฟที่ 4.122 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี	190
กราฟที่ 4.123 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 10 ปี	190



สารบัญกราฟ (ต่อ)

	หน้า
กราฟที่ 4.124 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	191
กราฟที่ 4.125 Histogram of Noise residuals	192
กราฟที่ 4.126 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	193
กราฟที่ 4.127 Histogram of Noise residuals	194
กราฟที่ 4.128 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี	195
กราฟที่ 4.129 Histogram of Noise residuals	196
กราฟที่ 4.130 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(1,1,0) จำนวนข้อมูล 5 ปี	198
กราฟที่ 4.131 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 5 ปี	199
กราฟที่ 4.132 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี .	201
กราฟที่ 4.133 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี .	202
กราฟที่ 4.134 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี .	203
กราฟที่ 4.135 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี	205
กราฟที่ 4.136 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 3 ปี.....	206
กราฟที่ 4.137 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 5 ปี.....	206
กราฟที่ 4.138 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 10 ปี.....	207
กราฟที่ 4.139 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	208
กราฟที่ 4.140 Histogram of Noise residuals	209
กราฟที่ 4.141 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	210
กราฟที่ 4.142 Histogram of Noise residuals	211
กราฟที่ 4.143 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี	212
กราฟที่ 4.144 Histogram of Noise residuals	213
กราฟที่ 4.145 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(1,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี	215
กราฟที่ 4.146 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี .	216
กราฟที่ 4.147 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี ...	218
กราฟที่ 4.148 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี...	219
กราฟที่ 4.149 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี ..	220
กราฟที่ 4.150 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	222
กราฟที่ 4.151 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี	223
กราฟที่ 4.152 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี	224
กราฟที่ 4.153 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	224



สารบัญกราฟ (ต่อ)

	หน้า
กราฟที่ 4.154 Histogram of Noise residuals	225
กราฟที่ 4.155 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	226
กราฟที่ 4.156 Histogram of Noise residuals	227
กราฟที่ 4.157 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FSARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี.....	229
กราฟที่ 4.158 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี	231
กราฟที่ 4.159 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี...	233
กราฟที่ 4.160 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี...	234
กราฟที่ 4.161 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	236
กราฟที่ 4.162 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 3 ปี	237
กราฟที่ 4.163 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 5 ปี	237
กราฟที่ 4.164 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	238
กราฟที่ 4.165 Histogram of Noise residuals	239
กราฟที่ 4.166 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	240
กราฟที่ 4.167 Histogram of Noise residuals	241
กราฟที่ 4.168 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี.....	243
กราฟที่ 4.169 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี	245
กราฟที่ 4.170 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี...	247
กราฟที่ 4.171 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี...	248
กราฟที่ 4.172 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	250
กราฟที่ 4.173 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี	251
กราฟที่ 4.174 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี	252
กราฟที่ 4.175 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	252
กราฟที่ 4.176 Histogram of Noise residuals	253
กราฟที่ 4.177 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	254
กราฟที่ 4.178 Histogram of Noise residuals	255
กราฟที่ 4.179 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี.....	256
กราฟที่ 4.180 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี	258
กราฟที่ 4.181 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี...	260
กราฟที่ 4.182 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี...	261
กราฟที่ 4.183 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	263
กราฟที่ 4.184 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 3 ปี	264



สารบัญกราฟ (ต่อ)

	หน้า
กราฟที่ 4.185 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 5 ปี.....	264
กราฟที่ 4.186 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	265
กราฟที่ 4.187 Histogram of Noise residuals	266
กราฟที่ 4.188 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี	267
กราฟที่ 4.189 Histogram of Noise residuals	268
กราฟที่ 4.190 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 5 ปี	271
กราฟที่ 4.191 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี...	273
กราฟที่ 4.192 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี...	274
กราฟที่ 4.193 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี	276
กราฟที่ 4.194 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี	277
กราฟที่ 4.195 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	278
กราฟที่ 4.196 Histogram of Noise residuals	279
กราฟที่ 4.197 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี	281
กราฟที่ 4.198 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี	283
กราฟที่ 4.199 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	285
กราฟที่ 4.200 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FARIMA(0,1,0) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	287
กราฟที่ 4.201 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออก ระยะเวลา 3 ปี	288
กราฟที่ 4.202 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี	289
กราฟที่ 4.203 Histogram of Noise residuals	290
กราฟที่ 4.204 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี	292
กราฟที่ 4.205 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี	294
กราฟที่ 4.206 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	296
กราฟที่ 4.207 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FARIMA(0,1,0) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี	298



สารบัญแผนภาพ

	หน้า
แผนภาพที่ 1.1 แสดงกรอบแนวคิดที่ใช้ในการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยาน ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย	5
แผนภาพที่ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน การพยากรณ์แบบบอซซ์เจนกินส์	47



สารบัญภาพประกอบ

	หน้า
ภาพประกอบที่ 1.1 ท่าอากาศยานในสังกัดกรมการบินพลเรือน (ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ)	3
ภาพประกอบที่ 2.1 ท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี	17
ภาพประกอบที่ 2.2 ท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี	19
ภาพประกอบที่ 2.3 ท่าอากาศยานร้อยเอ็ด	20
ภาพประกอบที่ 2.4 ท่าอากาศยานนครราชสีมา	21
ภาพประกอบที่ 2.5 ท่าอากาศยานบุรีรัมย์	22
ภาพประกอบที่ 2.6 ท่าอากาศยานเลย	23
ภาพประกอบที่ 2.7 ท่าอากาศยานสกลนคร	24
ภาพประกอบที่ 2.8 ท่าอากาศยานนครพนม	25
ภาพประกอบที่ 2.9 ท่าอากาศยานขอนแก่น	27
ภาพประกอบที่ 2.10 ตัวอย่างการเกิดแบบจำลอง AR (1)	33
ภาพประกอบที่ 2.11 ตัวอย่างการเกิดแบบจำลอง MA (1)	33
ภาพประกอบที่ 2.12 ตัวอย่างการเกิดแบบจำลอง ARMA (p,q)	34



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบัน ประเทศไทยได้ให้ความสำคัญในการเตรียมความพร้อมของประเทศเพื่อผลักดันให้เกิดการสร้างประชาคมอาเซียนภายในปี 2558 ที่เน้นการปฏิบัติและเชื่อมโยงยิ่งขึ้น เพื่อผลประโยชน์ของประชาชนในภูมิภาค อันจะทำให้ประชาชนสามารถก้าวสู่การเป็นประชาคมอาเซียน ได้อย่างบรรลุผลได้ภายในปี 2558 รัฐบาลได้ให้ความสำคัญกับการเข้าสู่ประชาคมอาเซียน โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อนำประเทศไทยไปสู่การเป็นประชาคมอาเซียนที่สมบูรณ์ โดยสร้างความพร้อมและความเข้มแข็งทั้ง สามเสาหลักได้แก่ ประชาคมการเมืองและความมั่นคงอาเซียน (ASEAN Political and Security Community – APSC) เป็นเป้าหมายในการรวมตัวของประเทศสมาชิกอาเซียนให้เป็นสังคมที่สมาชิกมีความไว้วางใจซึ่งกันและกัน มีเสถียรภาพ มีสันติภาพ และมีความปลอดภัยมากขึ้นในชีวิตและทรัพย์สิน ประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน (ASEAN Economic Community – AEC) เป็นเป้าหมายการรวมตัวกันของประเทศสมาชิกอาเซียนเพื่อเพิ่มอำนาจต่อรองกับคู่ค้า และเพิ่มขีดความสามารถการแข่งขันทางด้านเศรษฐกิจระดับโลก รวมถึงมีการยกเว้นภาษีสินค้าบางชนิดให้กับประเทศสมาชิก ส่งเสริมให้ภูมิภาคมีความเจริญมั่งคั่ง มั่นคง ประชาชนอยู่ดีกินดี และประชาคมสังคมและวัฒนธรรมอาเซียน (ASEAN Socio-Cultural Community – ASCC) เพื่อให้ประชาชนแต่ละประเทศอาเซียนอยู่ร่วมกันภายใต้แนวคิดสังคมที่เอื้ออาทร มีสวัสดิการทางสังคมที่ดี และมีความมั่นคงทางสังคม (กรมอาเซียน กระทรวงการต่างประเทศ, 2558: เว็บไซต์)

เพื่อให้เกิดความสอดคล้องกับแผนงานการจัดตั้งประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน (AEC Blueprint) ซึ่งเป็นแผนงานบูรณาการ การดำเนินงานด้านเศรษฐกิจต่าง ๆ ที่จะนำไปสู่การเป็นประชาคมเศรษฐกิจอาเซียนภายในปี 2558 (ค.ศ. 2015) AEC Blueprint ประกอบด้วย 4 ส่วนหลัก ซึ่งอ้างอิงมาจากเป้าหมายการรวมกลุ่มทางเศรษฐกิจของอาเซียนตามแถลงการณ์ บาหลี ฉบับที่ 2 (Bali Concord II) ได้แก่ การเป็นตลาดและฐานการผลิตเดียว โดยให้มีการเคลื่อนย้ายสินค้า บริการ การลงทุน และแรงงานมีฝีมืออย่างเสรี และการเคลื่อนย้ายเงินทุนอย่างเสรีมากขึ้น รวมทั้งการส่งเสริมการรวมกลุ่ม สาขา ความร่วมมือทางเศรษฐกิจที่สำคัญของอาเซียนให้เป็นรูปธรรม การสร้างขีดความสามารถในการแข่งขันทางเศรษฐกิจของอาเซียน ซึ่งให้ความสำคัญกับประเด็นด้านนโยบายที่จะช่วยส่งเสริมการรวมกลุ่มทางเศรษฐกิจ เช่น กรอบนโยบายการแข่งขันของอาเซียน การคุ้มครองผู้บริโภค สิทธิในทรัพย์สินทางปัญญา พาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ นโยบายภาษี และการพัฒนาโครงสร้างพื้นฐาน (การเงิน การขนส่ง เทคโนโลยีสารสนเทศ และพลังงาน) การพัฒนาเศรษฐกิจอย่างเสมอภาค ซึ่งเป็น การส่งเสริมการรวมกลุ่มทางเศรษฐกิจของประเทศสมาชิกและลดช่องว่างของระดับ การพัฒนาระหว่างสมาชิกเก่าและสมาชิกใหม่ของอาเซียน เช่น การสนับสนุนการพัฒนา SMEs และการเสริมสร้างขีดความสามารถผ่านโครงการต่าง ๆ เช่น ความคิดริเริ่มเพื่อการรวมกลุ่มของอาเซียน (Initiative for ASEAN Integration: IAI) เพื่อลดช่องว่างด้านการพัฒนาทางเศรษฐกิจ และการบูรณาการเข้ากับเศรษฐกิจโลก เน้นการปรับ ประสานนโยบายเศรษฐกิจของอาเซียนกับประเทศภายนอกภูมิภาค



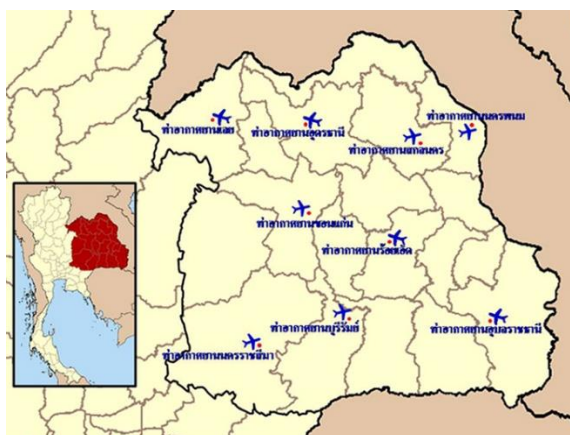
เพื่อให้อาเซียนมีท่าทีร่วมกันอย่างชัดเจน เช่น การจัดทำเขตการค้าเสรีของอาเซียนกับประเทศคู่เจรจาต่างๆ รวมทั้งการส่งเสริมการสร้างเครือข่ายในด้านการผลิต/ จำหน่ายภายในภูมิภาคให้เชื่อมโยงกับเศรษฐกิจโลก

ซึ่งสำหรับการจัดตั้งประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน (ASEAN Economic Community – AEC) นั้น เพื่อให้อาเซียนมีการเคลื่อนย้ายสินค้า บริการ การลงทุน แรงงานฝีมือ อย่างเสรี และเงินทุนที่เสรีขึ้น ซึ่งได้มีการรวมกลุ่มสินค้าและบริการ 11 สาขานำร่อง ถือว่าเป็นการเปิดเสรีด้านการค้าและบริการ เพื่อส่งเสริมการแบ่งงานกันผลิตสินค้าและบริการภายในอาเซียนด้วยกัน โดยจะเน้นใช้วัตถุดิบภายในอาเซียนเป็นหลัก ตามความถนัด เนื่องจากแต่ละประเทศมีวัตถุดิบที่ไม่เหมือนกัน ถ้าจะให้ผลิตทุกอย่างจะเป็นการเพิ่มต้นทุนสินค้าแบบเสียเปล่า สำหรับ 11 สาขานำร่อง ได้แก่ สาขาผลิตภัณฑ์เกษตร, สาขาประมง, สาขาผลิตภัณฑ์ยาง, สาขาสิ่งทอ, สาขายานยนต์, สาขาผลิตภัณฑ์ไม้, สาขาอิเล็กทรอนิกส์, สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ, สาขาสุขภาพ, สาขาท่องเที่ยว และสาขาการบิน ซึ่งภายหลังได้เพิ่มสาขาที่ 12 ได้แก่ สาขาโลจิสติกส์ เพื่อให้การขนส่งวัตถุดิบต่าง ๆ ทำได้สะดวกมากขึ้น ถือเป็นกรอบความตกลง ด้านการค้าบริการ (ASEAN Framework Agreement on Services – AFAS) ในที่ประชุมสุดยอดอาเซียน ครั้งที่ 5 เดือนธันวาคม พ.ศ.2538 ที่กรุงเทพฯ รัฐมนตรีเศรษฐกิจ ของประเทศสมาชิกอาเซียนได้ลงนามในกรอบความตกลงว่าด้วยการค้าบริการของอาเซียน หรือ AFAS ซึ่งกำหนดให้เจรจาเปิดเสรีการค้าบริการ โดยจัดทำข้อผูกพันในด้านการเปิดตลาด (market access) การให้การปฏิบัติเยี่ยงคนชาติ (National Treatment) และด้านอื่น ๆ (additional commitments) เพื่อให้อาเซียนมีความพร้อม ในการก้าวไปสู่การเป็นประชาคมเศรษฐกิจอาเซียนในอนาคตต่อไป และเมื่อแบ่งทั้ง 12 สาขา ตามประเทศที่รับผิดชอบ ประเทศไทย รับผิดชอบในสาขาการท่องเที่ยว และสาขาการบิน อีกด้วย

ซึ่งจากปัจจัยที่กำลังก้าวเข้าสู่การเป็นประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน (AEC) ส่งผลให้ภาพรวมธุรกิจการบินอาเซียนและการขยายตัวของธุรกิจสายการบินต้นทุนต่ำ (Low Cost Airline) ทั้งในประเทศและในภูมิภาคเอเชีย-แปซิฟิก รวมไปถึงธุรกิจการบินในประเทศไทยที่มีการเติบโตอย่างต่อเนื่อง เพื่อรองรับการขยายตัวทางเศรษฐกิจจากการเป็นประชาคมอาเซียน การพัฒนาสนามบินเป็นสิ่งจำเป็น ตามมาควบคู่กับการพัฒนาสมรรถนะของเครื่องบิน ทั้งนี้ ในยุคต้นๆ หลังจากเริ่มมีเครื่องบิน สนามบินจะเป็นเพียงแค่อลานดินเรียบขนาดกว้างใหญ่ เพื่อให้เครื่องบินขึ้นลงได้เท่านั้น โดยยังไม่มีอุปกรณ์การบินและอาคารอำนวยความสะดวกอื่นๆ และบางครั้งได้ใช้เครื่องบินที่สามารถขึ้นลงได้บนพื้นน้ำในแม่น้ำหรือชายฝั่งทะเลเพื่อลดภาระการลงทุนก่อสร้างสนามบิน ปัจจุบันสนามบินได้รับการพัฒนาขึ้นอย่างมาก เพื่อให้ความสะดวกสบายแก่ผู้โดยสารและการขนส่งสินค้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ กล่าวได้ว่าปัจจุบันสนามบินในทุกประเทศถือเป็นโครงสร้างพื้นฐานที่จำเป็นสำหรับเมืองที่มีชุมชนเกินกว่า 500,000 คนขึ้นไป และเมืองหลายเมืองมีสนามบินรองรับมากกว่า 1 สนามบิน ซึ่งแนวคิดสมัยใหม่ในทุกประเทศจึงมุ่งพัฒนาให้สนามบินเป็นที่รวมความสะดวกสบายให้แก่มนุษย์ในขณะเดินทาง โดยมีทั้งที่กิน ที่นอน แห่หลังเท้า และแหล่งบันเทิง/กีฬาไปพร้อมกัน ที่จะก่อให้เกิดกิจกรรมต่าง ๆ มากมาย ทั้งการค้า การลงทุน และการท่องเที่ยว รวมทั้งอำนาจซื้อที่เพิ่มสูงขึ้นของประชากร ก่อให้เกิดความเป็นเมืองตามมา ส่งผลให้ธุรกิจการบินมีการขยายตัวอย่างต่อเนื่อง และได้เริ่มมีการพัฒนาสนามบินในภูมิภาคของไทยได้หลังการพัฒนาสนามบินดอนเมืองเล็กน้อย เช่นที่ นครราชสีมา สงขลา อุบลราชธานี เชียงใหม่ เป็นต้น ปัจจุบันสนามบินในภูมิภาคเหล่านี้ได้รับการพัฒนาเพื่อช่วยการพัฒนาเศรษฐกิจของภูมิภาค



ทำให้จำนวนผู้โดยสารเพิ่มสูงขึ้นตามลำดับ โดยสนามบินในภาคตะวันออกเฉียงเหนือที่เป็นท่าอากาศยานหลัก และท่าอากาศยานรอง ปัจจุบันมีจำนวนทั้งสิ้น 9 แห่ง ได้แก่ ท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี , ท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี , ท่าอากาศยานร้อยเอ็ด , ท่าอากาศยานนครราชสีมา , ท่าอากาศยานบุรีรัมย์ , ท่าอากาศยานเลย , ท่าอากาศยานสกลนคร , ท่าอากาศยานนครพนม และท่าอากาศยานขอนแก่น เพื่อรองรับการเจริญเติบโตในด้านเศรษฐกิจ สังคม ความมั่นคง และการบริหารจัดการทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม เช่น การพัฒนาการค้า การลงทุน ระบบโลจิสติกส์ โครงสร้างพื้นฐาน การขยายตัวเป็นอุตสาหกรรมการบิน การบริการและสิ่งอำนวยความสะดวก ด้านสาธารณสุข และคุณภาพชีวิตของประชาชน (กรมเจรจาการค้าระหว่างประเทศ, 2558: เว็บไซต์)



ภาพประกอบที่ 1.1 ท่าอากาศยานในสังกัดกรมการบินพลเรือน (ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ)
โดย กรมการบินพลเรือน (2558: เว็บไซต์)

ทฤษฎีเกรย์ (Grey Theory) ได้มีการพัฒนาโดย Julong Deng (1982) ซึ่งมีข้อดี ประการแรกที่สำคัญ คือ สามารถจัดการกับข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ ไม่มีความชัดเจนได้เป็นอย่างดี นอกจากนี้ยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับชุดข้อมูลที่มีจำนวนไม่มาก และไม่จำเป็นที่จะต้องคำนึงถึงสมมติฐานทางสถิติ โดยได้มีการนำตัวแบบเกรย์ไปประยุกต์ใช้อย่างมากมายในหลากหลายอุตสาหกรรม อาทิเช่น Thanh-Lam Nguyen (2013) ใช้ศึกษาตัวแบบในการคาดการณ์ความต้องการการท่องเที่ยวในเวียดนาม Chia-Nan Wang and Van-Thanh Phan (2014) ใช้ทำการศึกษาการปรับปรุงความแม่นยำในการพยากรณ์ตัวแบบเกรย์ สำหรับการขนส่งสินค้าในพอร์ตทางการค้าระหว่างประเทศของเมืองเกาสยง และฮัมทิม่า เขียมแซม (2554) ทำการศึกษาการประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับการพยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยด้วยตัวแบบการพยากรณ์เกรย์ เป็นต้น

ตัวแบบพยากรณ์บ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) ซึ่งเป็นวิธีการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงเนื่องจากได้กำหนดตัวแบบโดยการตรวจสอบคุณสมบัติของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) ซึ่งพิจารณาภายใต้อนุกรมเวลาที่คงที่ (Stationary) หรืออนุกรมเวลาที่มิค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ ตัวแบบทั่วไปของวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ คือ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average: SARIMA(p,d,q)(P, D, Q)_s ซึ่งมีการใช้อย่างแพร่หลาย



ในหลากหลายงานวิจัย อาทิเช่น มานพ เตชะธนสมบัติ (2545) ใช้ทำการศึกษาปริมาณผู้โดยสารรายเดือนโดย เครื่องบิน รถประจำทาง และรถไฟ ระหว่างเชียงใหม่กับกรุงเทพมหานคร และลักษณะเศรษฐกิจ และคณะ (2557) ศึกษาการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยโดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์และวิธีการของวินเตอร์ เป็นต้น

ด้วยเหตุนี้ผู้วิจัยจึงมีความสนใจในการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยโดยปรับความคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ เพื่อเป็นข้อมูลสำหรับการพิจารณาตัวแบบการพยากรณ์ของธุรกิจการบินในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ซึ่งจะนำไปสู่ประโยชน์ในการพัฒนาในระดับจังหวัด ระดับภาค และระดับประเทศต่อไปได้ในอนาคต

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมของจำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย
2. เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

การศึกษาค้นคว้าครั้งนี้มุ่งศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ด้วยตัวแบบพยากรณ์เกรย์, วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ และทำการปรับปรุงสมการพยากรณ์โดยการปรับความคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ซึ่งใช้ข้อมูลจำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จำนวน 10 ปี, 5 ปี และ 3 ปี ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้จำนวนของข้อมูลที่แตกต่างกัน

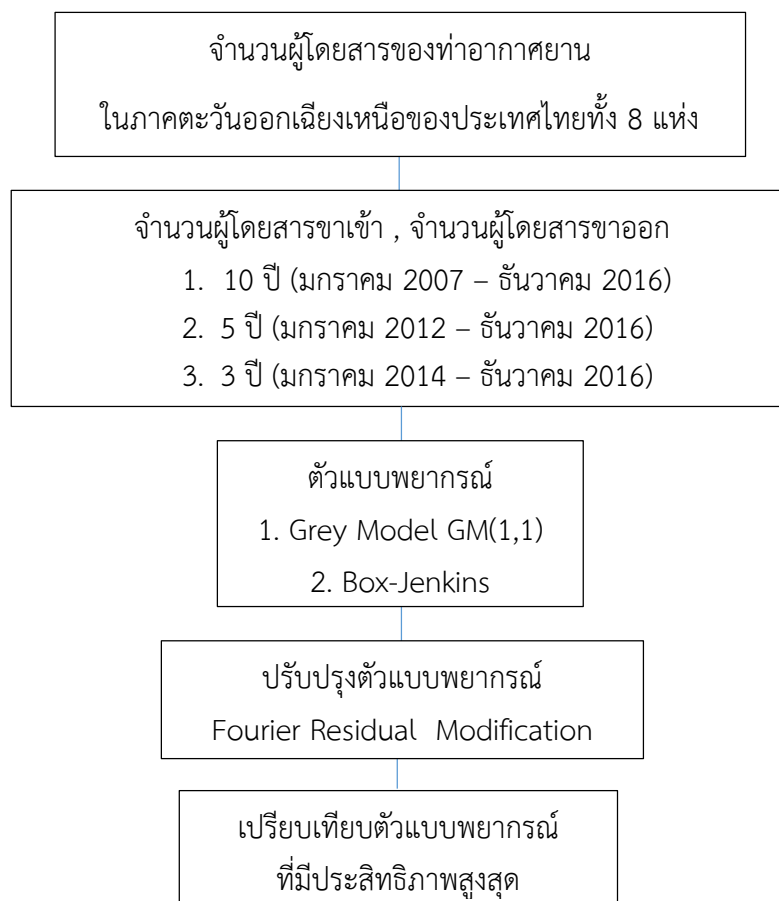
ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้ เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ซึ่งเป็นข้อมูลจำนวนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า และผู้โดยสารขาออก ของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ รายเดือนย้อนหลัง 10 ปี ระหว่างปี พ.ศ. 2550 – พ.ศ. 2559 ของแต่ละท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ จำนวน 8 แห่ง ได้แก่ ท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี, ท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี, ท่าอากาศยานร้อยเอ็ด, ท่าอากาศยานบุรีรัมย์, ท่าอากาศยานเลย , ท่าอากาศยานสกลนคร, ท่าอากาศยานนครพนม และท่าอากาศยานขอนแก่น

(หมายเหตุ เนื่องจากท่าอากาศยานนครราชสีมา มีข้อมูลไม่เพียงพอต่อการพยากรณ์ จึงไม่ทำการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานนครราชสีมาในงานวิจัยครั้งนี้)



1.4 กรอบแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

ในการศึกษาครั้งนี้มุ่งศึกษาตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ข้อมูลจำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยรายเดือน ระหว่างปี ค.ศ. 2007 – ค.ศ. 2016 โดยมีกรอบแนวคิดที่ใช้ในการวิจัยในการวิจัยดังต่อไปนี้



แผนภาพที่ 1.1 แสดงกรอบแนวคิดที่ใช้ในการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย

1.5 ความสำคัญของการวิจัย

1. ทราบถึงตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เหมาะสมของจำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย
2. ได้ค่าพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยล่วงหน้า 1 ปี ซึ่งจะนำไปสู่แนวทางในการวางแผนและบริหารจัดการของท่าอากาศยานต่อไป



1.6 นิยามศัพท์เฉพาะ

1. การบิน หรือ การขนส่งทางอากาศ (Aviation) หมายถึง การลำเลียง คน สัตว์ และสิ่งของ จากที่หนึ่งไปยังที่หนึ่ง โดยใช้ยานพาหนะเคลื่อนที่ไปในอากาศ

2. ท่าอากาศยาน หมายถึง สถานที่สำหรับจอดอากาศยาน เพื่อ ขนส่งผู้โดยสาร ขนส่งสินค้า ซ่อมแซม บำรุงรักษา และแวะพัก โดยท่าอากาศยาน แบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลักๆ คือ ท่าอากาศยานพาณิชย์ และท่าอากาศยานทางการทหาร

3. ท่าอากาศยานนานาชาติ หมายถึง สถานที่สำหรับจอดอากาศยาน เพื่อ ขนส่งผู้โดยสาร ขนส่งสินค้า ซ่อมแซม บำรุงรักษา และเป็นสนามบินที่รองรับเที่ยวบินจากต่างประเทศ มีด่านตรวจคนเข้าเมืองและศุลกากร

4. ผู้โดยสาร (passenger) หมายถึง ผู้ที่เดินทางไปกับยานพาหนะ แต่ไม่ต้องรับผิดชอบต่อยานพาหนะเพื่อให้ถึงจุดหมายปลายทาง อาจหมายถึงผู้โดยสารรถยนต์ ผู้โดยสารรถประจำทาง ผู้โดยสารเครื่องบิน ผู้โดยสารบนเรือ เป็นต้น

5. ผู้โดยสารขาเข้า (Passenger Arrivals) หมายถึง ผู้โดยสารที่เดินทางเข้ามายังท่าอากาศยาน

6. ผู้โดยสารขาออก (Passenger Departures) หมายถึง ผู้โดยสารที่เดินทางออกจากท่าอากาศยาน

7. อาเซียน หมายถึง สมาคมประชาชาติแห่งเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ (Association of South East Asian Nations หรือ ASEAN) โดยการจัดตั้งในครั้งแรกมีจุดประสงค์เพื่อส่งเสริมและร่วมมือในเรื่องสันติภาพ, ความมั่นคง, เศรษฐกิจ, องค์กรความรู้, สังคมวัฒนธรรม บนพื้นฐานความเท่าเทียมกันและผลประโยชน์ร่วมกันของประเทศสมาชิก



บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ในบทนี้จะกล่าวถึงแนวคิด ทฤษฎีและเอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยสรุปได้ดังต่อไปนี้

- 2.1 ประวัติความเป็นมาและพัฒนาการของธุรกิจการบิน
- 2.2 ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์
- 2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ประวัติความเป็นมาและพัฒนาการของธุรกิจการบิน

เมื่อ 220 ปีที่แล้ว (พ.ศ. 2326) มนุษย์ได้เริ่มทดลองใช้บอลลูนเป็นครั้งแรกในประเทศฝรั่งเศส เพื่อการเดินทางไปในอากาศ พร้อมกับฝันว่าสักวันหนึ่งมนุษย์จะสามารถประดิษฐ์เครื่องจักรที่หนักกว่าอากาศที่สามารถเคลื่อนที่ไปในอากาศโดยมีการควบคุมทิศทางได้ ความฝันดังกล่าวเริ่มเป็นจริงเมื่อวันที่ 17 ธันวาคม 2446 หรือเมื่อ 100 ปีที่แล้ว เมื่อพี่น้องตระกูล Wright ในรัฐนอร์ทคาโรไลนา สหรัฐอเมริกา ได้ทดลองบังคับเครื่องจักรที่มีเครื่องยนต์ 4 สูบ ที่ต่อมาเรียกว่า “เครื่องบิน” ให้เคลื่อนตัวลอยอยู่ในอากาศได้ 12 วินาที และเคลื่อนที่ไปได้ระยะทาง 30 เมตร เครื่องบินเครื่องแรกที่ประดิษฐ์ขึ้นนี้สามารถบินด้วยความเร็ว 48 กิโลเมตรต่อชั่วโมง จากนั้นเป็นต้นมามนุษย์ได้พัฒนาเครื่องบินให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น บินได้รวดเร็วขึ้น และบรรทุกสัมภาระได้หนักมากขึ้น ตลอดจนพร้อมที่จะใช้งานได้ในทุกตัวแบบทั้งยามสงครามและยามสงบ ปัจจุบันเครื่องบินพาณิชย์ที่เคยใช้งานสามารถบินด้วยความเร็วถึง 2,180 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ซึ่งเร็วกว่าความเร็วเสียงประมาณ 2 เท่า และเครื่องบินจารกรรมทางทหารสามารถบินได้ด้วยความเร็วระดับ 3,500 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ด้วยความเร็วที่เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องนี้ ทำให้การเดินทางของผู้โดยสารและการขนส่งสินค้าเพื่อการพาณิชย์ในปัจจุบันสามารถจะไปถึงทุกบริเวณในโลกในเวลาเพียง 1 วัน (ระยะที่จะเดินทางไกลที่สุดคือครึ่งเส้นรอบวงของผิวโลกซึ่งยาวประมาณ 20,000 กิโลเมตร) นับเป็นการปฏิวัติวิถีชีวิตการเดินทางของมนุษย์ที่ดำรงอยู่ในโลกนับแสนปี ลงอย่างสิ้นเชิงด้วยการพัฒนาในช่วงเวลาเพียงหนึ่งร้อยปี และเครื่องบินได้มีส่วนอย่างสำคัญในการพัฒนาเศรษฐกิจของแต่ละประเทศในโลก ไม่ว่าจะเป็นประเทศที่มีชายฝั่งทะเล ซึ่งสามารถใช้เรือเดินทะเลไปทั่วโลกได้สะดวกหรือประเทศที่เป็นขุนเขาอยู่ตอนในของทวีป ซึ่งจะเดินทางสู่ภายนอกประเทศได้เฉพาะทางอากาศ สถิติปัจจุบันพบว่าในปีหนึ่งๆ จะมีผู้โดยสารเครื่องบินทั่วโลกกว่า 1,300 ล้านคน

เมื่อเริ่มแรกที่มนุษย์ประดิษฐ์เครื่องบินนั้น ในช่วงแรกมนุษย์ยังไม่แน่ใจว่าจะใช้ประโยชน์ของเครื่องบินได้มากนักน้อยเพียงไร (เช่นเดียวกับมนุษย์ประดิษฐ์เครื่องคำนวณด้วยไฟฟ้าหรือคอมพิวเตอร์ โดยช่วงแรกก็ยังไม่แน่ใจว่าจะนำมาใช้ประโยชน์ได้มากนักน้อยเพียงไรเช่นกัน) จนกระทั่งปี พ.ศ. 2470 หรือ 24 ปีหลังจากมนุษย์ประดิษฐ์เครื่องบิน อังกฤษจึงเป็นชาติแรกที่ใช้เครื่องบินเพื่อการพาณิชย์ โดยบินจากลอนดอนไปไคโร ออฟริกาใต้ และอินเดีย ส่วนใหญ่จะเป็นการรับส่งไปรษณีย์ภัณฑ์ โดยมีความเร็วเครื่องบิน 150 กิโลเมตรต่อชั่วโมง ต่อมา พ.ศ. 2479 เริ่มพัฒนาการมากขึ้น โดยใช้เครื่องบิน DC-3



มี 32 ที่นั่ง และมีพนักงานโฮสเตรสบริการบนเครื่องบินโดยโฮสเตรสจะแต่งชุดพยาบาลสีขาว พัฒนาการได้ดำเนินมาโดยลำดับ โดยมีการนำเครื่องบินไอพ่นมาใช้แทนเครื่องบินใบพัด จนกระทั่งใน พ.ศ. 2512 อังกฤษ และฝรั่งเศสได้ร่วมกันนำเครื่องบินคองคอร์ด ซึ่งมีความเร็วสูงกว่าเสียงประมาณ 2 เท่า มาให้บริการเป็นครั้งแรก และเพิ่งหยุดให้บริการเมื่อวันที่ 24 ตุลาคม 2546 นี้เอง เนื่องจากเครื่องบินคองคอร์ดไม่ทำกำไรในเชิงพาณิชย์ เพราะมีต้นทุนบริการที่สูงกว่าเครื่องบินทั่วไปมาก (สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ, 2558: เว็บไซต์)

2.1.1 การพัฒนาสนามบินในประเทศไทย

การพัฒนาสนามบินเป็นสิ่งจำเป็นตามมาควบคู่กับการพัฒนาสมรรถนะของเครื่องบิน ทั้งนี้ ในยุคต้นๆ หลังจากเริ่มมีเครื่องบิน สนามบินจะเป็นเพียงแค่ลานดินเรียบขนาดกว้างใหญ่ เพื่อให้เครื่องบินขึ้นลงได้เท่านั้น โดยยังไม่มีอุปกรณ์การบินและอาคารอำนวยความสะดวกอื่นๆ และบางครั้งได้ใช้เครื่องบินที่สามารถขึ้นลงได้บนผืนน้ำในแม่น้ำหรือชายฝั่งทะเลเพื่อลดภาระการลงทุนก่อสร้างสนามบิน ปัจจุบันสนามบินได้รับการพัฒนาขึ้นอย่างมาก เพื่อให้ความสะดวกสบายแก่ผู้โดยสารและการขนส่งสินค้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ กล่าวได้ว่าปัจจุบันสนามบินในทุกประเทศถือเป็นโครงสร้างพื้นฐานที่จำเป็นสำหรับเมืองที่มีชุมชนเกินกว่า 500,000 คนขึ้นไป และเมืองหลายเมืองมีสนามบินรองรับมากกว่า 1 สนามบิน ซึ่งแนวคิดสมัยใหม่ในทุกประเทศจึงมุ่งพัฒนาให้สนามบินเป็นที่รวมความสะดวกสบายให้แก่มนุษย์ในขณะเดินทาง โดยมีทั้งที่กิน ที่นอน แหล่งบันเทิง และแหล่งสนทนาการ/กีฬาไปพร้อมกัน

สำหรับประเทศไทย การพัฒนาสนามบินถือได้ว่าการพัฒนาที่เติมมาเติมไปทีละทีละกับประเทศทั่วโลก โดยได้มีเครื่องบินเริ่มเข้ามาบินโซว์เป็นครั้งแรกตอนต้นสมัยรัชกาลที่ 6 กล่าวคือ ใน พ.ศ. 2454 ฝรั่งเศสเบลเยียมได้นำเครื่องบินมาขึ้นลงที่สนามม้าปทุมวัน ซึ่งเป็นพื้นที่เรียบสามารถทำเป็นทางวิ่ง (Runway) ของเครื่องบินได้โดยมีความยาวทางวิ่ง 300-400 เมตร จึงนับเป็นสนามบินแห่งแรกของไทย จากนั้นกิจการบินของไทยก็ได้เริ่มพัฒนาการขึ้นมาตามลำดับ ดังนี้

พ.ศ. 2456 กระทรวงกลาโหมจัดตั้ง “แผนกการบินทหารบก” ขึ้นโดยใช้ทางวิ่งของสนามม้าปทุมวัน ซึ่งต่อมาพบว่าพื้นที่ดังกล่าวเป็นที่ลุ่มน้ำขังมีข้อจำกัดทางกายภาพ จึงมีความคิดจะสร้างสนามบินใหม่เป็นการถาวรขึ้น

พ.ศ. 2457 รัฐบาลได้มอบหมายให้กรมเกียกกายทหารบก ก่อสร้างสนามบินที่บริเวณดอนเมือง ซึ่งดินธรรมชาติมีระดับสูง น้ำท่วมไม่ถึง สำหรับเป็นสนามบินถาวรรองรับกรุงเทพฯ นครแล้วยกฐานะแผนกการบินทหารบกขึ้นเป็น “กองบินทหารบก” นับจนถึงปัจจุบันสนามบินดอนเมืองจึงมีอายุ 89 ปี นับแต่เริ่มก่อสร้าง

พ.ศ. 2462 ประเทศไทยเริ่มใช้เครื่องบินเพื่อการพาณิชย์เป็นครั้งแรก โดยใช้ชนไปรษณีย์ภัณฑ์ระหว่างกรุงเทพฯ กับนครราชสีมา

พ.ศ. 2464 มีการยกฐานะกองบินทหารบกเป็น “กรมอากาศยาน” ขึ้นกับเสนาธิการทหารบก มีเครื่องบินชนไปรษณีย์ภัณฑ์ระหว่างกรุงเทพฯ-โคราช-ร้อยเอ็ด-อุบลราชธานี ซึ่งต่อมาภายหลังมีการเปลี่ยนชื่อเป็น “กรมทหารอากาศ”

พ.ศ. 2473 สายการบิน KLM ของประเทศเนเธอร์แลนด์บินมาแวะที่ประเทศไทยเป็นสายแรก

พ.ศ. 2476 ได้เริ่มการก่อสร้างทางวิ่งที่ได้มาตรฐานสากลเป็นทางวิ่งแรก ที่สนามบินดอนเมืองซึ่งใช้งานอยู่จนถึงปัจจุบัน



พ.ศ. 2480 มีการจัดตั้ง “กองทัพอากาศ” โดยก่อสร้างสำนักงานไว้ทิศตะวันตกของทางวิ่ง ใกล้ทางรถไฟสายเหนือ

พ.ศ. 2491 มีการยกฐานะ “กองกิจการพลเรือน” ภายใต้กองทัพอากาศ เป็น “กรมการบินพลเรือน” ในสังกัดกระทรวงกลาโหม มีหน้าที่รับผิดชอบสนามบินดอนเมือง

พ.ศ. 2495 มีการปรับปรุงทางวิ่งจากพื้นผิวยางมะตอยเป็นคอนกรีตทั้งหมด

พ.ศ. 2497 จัดตั้ง “สำนักงานการบินพลเรือน” ในกระทรวงคมนาคม

พ.ศ. 2498 เปลี่ยนชื่อ ท่าอากาศยานดอนเมือง เป็น “ท่าอากาศยานกรุงเทพ”

พ.ศ. 2506 ตั้ง “กรมการบินพาณิชย์” เพื่อดูแลรับผิดชอบท่าอากาศยานกรุงเทพ

พ.ศ. 2522 จัดตั้ง “การทำอากาศยานแห่งประเทศไทย” เป็นหน่วยงานรับผิดชอบการพัฒนาท่าอากาศยานกรุงเทพ (พ.ศ. 2545 เปลี่ยนชื่อเป็น บริษัท ท่าอากาศยานไทย จำกัด (มหาชน)

พ.ศ. 2534 รัฐบาลตัดสินใจให้เริ่มการออกแบบก่อสร้าง “สนามบินสุวรรณภูมิ”

การพัฒนาสนามบินในภูมิภาคของไทยได้เริ่มหลังการพัฒนาสนามบินดอนเมืองเล็กน้อย เช่นที่ นครราชสีมา สงขลา อุบลราชธานี เชียงใหม่ เป็นต้น ปัจจุบันสนามบินในภูมิภาคเหล่านี้ได้รับการพัฒนาเพื่อช่วยการพัฒนาเศรษฐกิจของภูมิภาค ทำให้จำนวนผู้โดยสารเพิ่มสูงขึ้นตามลำดับ โดยสถิติเมื่อปีงบประมาณ 2545 สนามบินภูมิภาคที่มีผู้โดยสารใช้สนามบินมากเรียงตามลำดับ 5 แห่ง ได้แก่ สนามบินภูเก็ต 3,565,454 คนต่อปี สนามบินเชียงใหม่ 2,044,527 คนต่อปี สนามบินสมุย 783,666 คนต่อปี สนามบินหาดใหญ่ 743,851 คนต่อปี และสนามบินเชียงราย 462,666 คนต่อปี (สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ, 2558: เว็บไซต์)

2.1.2 ประวัติกรมท่าอากาศยาน (กรมการบินพลเรือน)

กรมท่าอากาศยาน (อังกฤษ: Department of Airport , ชื่อย่อ : ทย. , DOA) หน่วยงานระดับกรมในสังกัดของ กระทรวงคมนาคม มีอำนาจหน้าที่พัฒนาโครงสร้างส่งเสริมกิจการท่าอากาศยานและบริหารท่าอากาศยานทั้ง 28 แห่งทั่วประเทศไทยซึ่งเคยอยู่ภายใต้การบริหารดูแลของ กรมการบินพลเรือน

การบินในประเทศไทยเริ่มมีบทบาทขึ้นในสมัยพระบาทสมเด็จพระมงกุฎเกล้าเจ้าอยู่หัว โดยมีนักบินชาวเบลเยียมคือ นายวัลเดน เบอเรน (Vanden Born) ได้นำเครื่องบินแบบออร์วิลล์ ไรท์ (Orville Wright) มาสาธิตการบินถวายให้ทอดพระเนตร และให้ประชาชนในกรุงเทพฯ ชม เมื่อวันที่ 6 กันยายน พ.ศ. 2454 ณ สนามราชกรีฑาสโมสร ปทุมวัน นับเป็นเครื่องบินลำแรกที่บินเข้ามาในราชอาณาจักร โดย นายพลตรีพระเจ้านั่งยาเธอ กรมหมื่นกำแพงเพชรอัครโยธิน (พลเอก พระเจ้าบรมวงศ์เธอ กรมพระกำแพงเพชรอัครโยธิน) ผู้บัญชาการกองพลที่ 1 รักษาพระองค์ และจเรทหารช่างแห่งกองทัพบก ได้ทรงเป็นผู้โดยสารที่ขึ้นบินทดลองชุดแรก เมื่อเสร็จการแสดงแล้วได้ทรงซื้อเครื่องบินนั้นไว้เพื่อประโยชน์แก่การศึกษา และในปี พ.ศ. 2454 นั้นเอง กระทรวงกลาโหม ได้ส่งนายทหารไทย 3 นาย ไปศึกษาวิชาการบิน ณ ประเทศฝรั่งเศส เมื่อวันที่ 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2454

เมื่อนายทหารทั้ง 3 นาย จบการศึกษา พระบาทสมเด็จพระมงกุฎเกล้าเจ้าอยู่หัว (รัชกาลที่ 6) ทรงให้จัดซื้อเครื่องบินบรรทุกเรือกลับมาประเทศไทย จำนวน 8 ลำ หลังจากนั้นได้มีการก่อตั้งแผนกการบินทหารโดยใช้สนามราชกรีฑาสโมสรเป็นสนามบิน และสร้างโรงเก็บเครื่องบินขึ้นในบริเวณนั้น และในปี พ.ศ. 2457 กระทรวงกลาโหมได้ดำเนินการก่อสร้างสนามบินดอนเมืองแล้วเสร็จ เพื่อเป็นสนามบินที่ใช้ในกิจการทหาร และได้เลื่อนฐานะแผนกการบินทหารยกขึ้นเป็นกรม และได้เคลื่อนย้ายจากสนาม



ราชกรีฑาสโมสรไปสู่ที่ตั้งใหม่ที่ดอนเมืองจนถึงปี พ.ศ. 2491 ท่าอากาศยานดอนเมืองได้เข้ามาอยู่ในการควบคุมดูแลของกรมการบินพลเรือน กองทัพอากาศ (และในปี พ.ศ. 2499 ได้เปลี่ยนชื่อท่าอากาศยานดอนเมืองเป็นท่าอากาศยานกรุงเทพ แต่ยังคงสังกัดกองทัพอากาศอยู่) ท่าอากาศยานดอนเมืองให้เป็นสนามบินหลักของประเทศ และได้รับการพัฒนาสร้างเสริมต่อเติมมาจนกระทั่งปัจจุบัน

เมื่อ พ.ศ. 2462 ได้มีการทดลองทำการบินรับส่งไปรษณีย์ระหว่างกรุงเทพฯ กับจันทบุรี ด้วยเครื่องบินเบเรเกต์ (Breguet XIV) ซึ่งเป็นเครื่องบินทหารที่ได้ดัดแปลงมาใช้งานขนส่งทางอากาศ การทดลองทำการบินได้ผลเป็นที่น่าพอใจ ต่อมาจึงได้มีการขนส่งผู้โดยสารในเส้นทางนี้ด้วย จนกระทั่งเมื่อวันที่ 23 มิถุนายน 2463 กรมอากาศยานทหารบกได้เปิดการบินรับส่งไปรษณีย์ระหว่างจังหวัดนครราชสีมากับจังหวัดอุบลราชธานีขึ้น เส้นทางบินได้ขยายออกไปยังจังหวัดอุดรธานี และหนองคาย มีเส้นทางบินอีกสายหนึ่งไปยังจังหวัดพิษณุโลก และเพชรบูรณ์ แม้จะมีการขนส่งผู้โดยสารบ้าง แต่บริการหลักก็ยังคงเป็นไปรษณีย์และเป็นการขนส่งไปยังจังหวัดที่ยังไม่มีรถไฟเชื่อมถึง

ในปี พ.ศ. 2468 ประเทศไทยได้จัดตั้งกองบินพลเรือน กรมบัญชาการกระทรวงพาณิชย์ และคมนาคม และจากนั้นการบินพลเรือนของประเทศได้มีหน่วยงานที่ดูแลรับผิดชอบมาโดยตลอด

เมื่อกิจการขนส่งทางอากาศ ได้เจริญรุดหน้าขยายตัวขยายเส้นทางออกไป และมีประสิทธิภาพและความปลอดภัยยิ่งขึ้น ฉะนั้น ในปีพ.ศ. 2476 ได้มีการเปลี่ยนจากกองบินพลเรือนเป็นกองการบินพาณิชย์ สำนักงานปลัดกระทรวง กระทรวงเศรษฐการ ถัดมาในปีพ.ศ. 2477 ย้ายไปสังกัดกรมการขนส่ง ทบวงพาณิชย์และคมนาคม กระทรวงเศรษฐการ จนกระทั่งปี พ.ศ. 2484 กรมการขนส่งโอนกลับมาขึ้นกับกระทรวงคมนาคม ต่อมา พ.ศ. 2485 ได้มีการแบ่งแยกกองให้ชัดเจนเป็น กองขนส่งทางอากาศ กรมการขนส่ง กระทรวงคมนาคม

ต่อมาปี พ.ศ. 2491 ได้มีการแยกการบินพลเรือน ออกจากการบินทหาร และโอนกิจการให้กระทรวงคมนาคม และปี พ.ศ. 2497 ได้ยกฐานะเป็น สำนักงานการบินพลเรือน แต่ยังคงสังกัดกรมการขนส่ง กระทรวงคมนาคมอยู่ จนกระทั่ง พ.ศ. 2506 ได้ยกฐานะเป็น กรมการบินพาณิชย์ เมื่อวันที่ 27 พฤศจิกายน 2506 และได้เปลี่ยนชื่อเป็น “กรมการขนส่งทางอากาศ” เมื่อมีการปฏิรูประบบราชการในปี พ.ศ. 2545

และต่อมาได้มีการเปลี่ยนชื่ออีกครั้งเป็น “กรมการบินพลเรือน” มีผลตั้งแต่วันที่ 24 พฤศจิกายน พ.ศ. 2552 ต่อมาได้จัดตั้งเป็นกรมท่าอากาศยาน เมื่อวันที่ 3 ตุลาคม พ.ศ. 2558 ตามกฎกระทรวงแบ่งส่วนราชการกรมท่าอากาศยาน กระทรวงคมนาคม พ.ศ. 2558 ซึ่งได้ประกาศลงราชกิจจานุเบกษา เมื่อวันที่ 2 ตุลาคม 2558 มี นายจุฬา สุขมานพ อธิบดีกรมการบินพลเรือนคนสุดท้ายเป็นอธิบดีกรม ท่าอากาศยานคนแรก มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อแยกส่วนที่เกี่ยวข้องกับการกำกับดูแลของกรมการบินพลเรือนออกไปเป็น

(1) สำนักงานการบินพลเรือนแห่งประเทศไทย (กพท.) ซึ่งมีลักษณะเป็นหน่วยงานอิสระ ไม่ใช้ส่วนราชการและรัฐวิสาหกิจ และ

(2) กรมท่าอากาศยาน ซึ่งยังคงเป็นหน่วยงานราชการ โดยจะรับผิดชอบการดำเนินงานสนามบินของกรมการบินพลเรือนเดิม (วิกิพีเดีย สารานุกรมเสรี, 2560: เว็บไซต์)



2.1.3 ระบบการขนส่งทางอากาศของไทยในปัจจุบัน

2.1.3.1 ระบบท่าอากาศยาน

2.1.3.1.1 ท่าอากาศยานสากล ปัจจุบันไทยมีท่าอากาศยานสากล 6 แห่ง ได้แก่ ท่าอากาศยานกรุงเทพ (ดอนเมือง) เชียงใหม่ เชียงราย หาดใหญ่ และภูเก็ต ซึ่งอยู่ในความรับผิดชอบของบริษัท ท่าอากาศยานไทย จำกัด (มหาชน) และท่าอากาศยานอุตะเถา ซึ่งอยู่ในการดูแลของกองทัพเรือ ท่าอากาศยานเหล่านี้มีขีดความสามารถในการรองรับปริมาณเที่ยวบิน ผู้โดยสาร และการขนส่งสินค้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยท่าอากาศยานกรุงเทพ (ดอนเมือง) ซึ่งเป็นท่าอากาศยานหลักได้มีการปรับปรุงเพิ่มขีดความสามารถในการรองรับปริมาณการจราจรทางอากาศอยู่ตลอดเวลา (ก่อนที่ท่าอากาศยานสุวรรณภูมิจะเปิดให้บริการในปี 2548) โดยมีขีดความสามารถรองรับผู้โดยสารได้ 36.5 ล้านคน/ปี รองรับการขนส่งสินค้าได้ 1.2 ล้านตัน/ปี และรองรับเที่ยวบินในชั่วโมงคับคั่งได้ประมาณ 60 เที่ยวบิน/ชั่วโมง ในขณะที่ปีงบประมาณ 2545 สนามบินดอนเมืองมีปริมาณสินค้า 930,770 ตัน

2.1.3.1.2 ท่าอากาศยานในประเทศ ท่าอากาศยานในประเทศมีจำนวนทั้งสิ้น 31 แห่ง ประกอบด้วย ท่าอากาศยานภายใต้ความรับผิดชอบของกรมการขนส่งทางอากาศ 26 แห่ง กระจายอยู่ตามจังหวัดต่างๆ ทั่วประเทศ โดยภาคเหนือมี 8 แห่ง (ท่าอากาศยานตาก ไม่มีเที่ยวบินประจำมาใช้บริการ) ภาคตะวันออกเฉียงเหนือมี 11 แห่ง (ท่าอากาศยานเลยไม่มีเที่ยวบินประจำมาใช้บริการ) ภาคกลาง มี 1 แห่ง และภาคใต้มี 8 แห่ง (ท่าอากาศยานปัตตานี ไม่มีเที่ยวบินประจำมาใช้บริการ) ซึ่งท่าอากาศยานเหล่านี้ทั้งหมดมีขีดความสามารถเพียงพอที่จะรองรับการให้บริการได้เป็นอย่างดี นอกจากนี้ยังมี ท่าอากาศยานของเอกชน 3 แห่ง คือ ท่าอากาศยานสมุย ทราด และสุโขทัย ของบริษัท บางกอกแอร์เวย์ จำกัด ซึ่งบริษัทมีการให้บริการการบินควบคู่กับการให้บริการท่าอากาศยาน ทำให้บริษัทสามารถวางแผนการตลาดที่เหมาะสมเชื่อมโยงโครงข่ายเส้นทางภายในประเทศ และระหว่างประเทศในภูมิภาค และใช้ประโยชน์จากท่าอากาศยานได้เต็มศักยภาพมากขึ้น

2.1.3.2 ระบบสายการบิน

2.1.3.2.1 บริษัท การบินไทย จำกัด (มหาชน) (บกท.) มีเที่ยวบินในประเทศบินไปยังท่าอากาศยานต่างๆ 17 จุดบินทั่วประเทศ สำหรับเที่ยวบินระหว่างประเทศให้บริการไปยังเมืองต่างๆ 55 เมือง ใน 33 ประเทศ ครอบคลุม 4 ทวีป ในช่วงปีบริการ 2545/2546 บกท. ให้บริการเที่ยวบินประจำจำนวน 831 เที่ยวบิน/สัปดาห์ (เที่ยวบินระหว่างประเทศ 453 เที่ยวบิน/สัปดาห์ เที่ยวบินในประเทศ 357 เที่ยวบิน/สัปดาห์) และมีส่วนแบ่งการตลาดของผู้โดยสารรวมร้อยละ 55 ของจำนวนผู้โดยสารเครื่องบินทุกสายการบินทั่วประเทศไทย โดยเป็นส่วนแบ่งการตลาดของเส้นทางในประเทศร้อยละ 86.3 และส่วนแบ่งการตลาดของเส้นทางระหว่างประเทศร้อยละ 44.8 ของจำนวนผู้โดยสารเดินทางเข้า-ออกประเทศไทยทั้งหมด นอกจากนี้ บกท. ยังสามารถขยายโครงข่ายการให้บริการได้มากขึ้น จากการเข้าร่วมกลุ่มพันธมิตรการบิน Star Alliance ทั่วโลก ซึ่งเป็นกลุ่มพันธมิตรที่มีโครงข่ายการบินพาณิชย์ กว้างขวางที่สุดในปัจจุบัน



2.1.3.2.2 สายการบินเอกชน สายการบินพาณิชย์เอกชนที่ให้บริการในเส้นทางประจำ ปัจจุบันมี 6 สายการบิน ประกอบด้วย บริษัท ภูเก็ต แอร์ไลน์ จำกัด บริษัท พี บี แอร์ จำกัด บริษัท โอเรียนท์ไทยแอร์ไลน์ จำกัด บริษัท แอร์อันดามัน จำกัด บริษัท การบินกรุงเทพ จำกัด และบริษัท เอนเจิลแอร์ไลน์ จำกัด สายการบินเหล่านี้ให้บริการทั้งเส้นทางภายในประเทศ และระหว่างประเทศ ในภูมิภาคเอเชีย แต่ยังไม่ให้บริการอยู่ในวงจำกัด และบางสายการบินประสบภาวะการขาดทุน เพราะต้องใช้วงเงินลงทุนและต้นทุนการดำเนินงานสูง และยังมีปริมาณผู้โดยสารน้อย โดยเฉพาะจุดบินภายในประเทศ ทำให้สายการบินเหล่านี้หันไปให้ความสำคัญด้านแผนการตลาด และการเชื่อมโยงกับจุดบินที่เป็นแหล่งท่องเที่ยวสำคัญ ในภูมิภาคเอเชียแทน เช่น ตอนใต้ของจีน กัมพูชา และสิงคโปร์ เพื่อเพิ่มปริมาณผู้โดยสารและรายได้

2.1.3.2.3 ระบบควบคุมจราจรทางอากาศและสื่อสารการบิน บริษัท วิทยุการบินแห่งประเทศไทย จำกัด (บวท.) เป็นรัฐวิสาหกิจไทยที่ให้บริการควบคุมจราจรทางอากาศของท่าอากาศยานพาณิชย์ทั่วประเทศ (ยกเว้นที่ท่าอากาศยานอู่ตะเภา) ตลอดจนบริการสื่อสารการบินและบริการเกี่ยวเนื่อง โดย บวท. ได้มีการขยายขอบข่ายการทำงานและการพัฒนาเทคโนโลยีด้านการสื่อสารการบินให้มีประสิทธิภาพและทันสมัย เพื่อส่งเสริมกิจการด้านการบินอย่างต่อเนื่อง รวมทั้งมีนโยบายที่จะร่วมมือกับต่างประเทศโดยเฉพาะประเทศเพื่อนบ้าน ในการพัฒนากิจการควบคุมการจราจรทางอากาศ เพื่อส่งเสริมศักยภาพการเป็นศูนย์กลางการขนส่งทางอากาศของไทย โดยองค์กรการบินพลเรือนระหว่างประเทศ (International Civil Aviation Organization หรือ ICAO) ได้มอบหมายให้ บวท. รับผิดชอบน่านฟ้าไทย อ่าวไทย บางส่วนของทะเลจีนใต้ และเขตน่านฟ้าของประเทศกัมพูชา

2.1.3.2.4 ระบบกำกับดูแลการขนส่งทางอากาศ ตามกฎหมายปัจจุบันบทบาทในการกำหนดนโยบาย กำกับดูแล และการให้บริการยังคงมีความซับซ้อนอยู่ในกระทรวงคมนาคม โดยกระทรวงคมนาคมทำหน้าที่กำหนดนโยบายโดยรวม ในขณะที่กรมการขนส่งทางอากาศทำหน้าที่กำหนดนโยบายย่อยตามนโยบายของกระทรวงคมนาคม และยังทำหน้าที่ในการกำกับดูแลและให้บริการท่าอากาศยานด้วย

ปัจจุบันการกำกับดูแลด้านการขนส่งทางอากาศที่ดำเนินการโดยคณะกรรมการการบินพลเรือน (กบร.) ซึ่งมีกรมการขนส่งทางอากาศเป็นฝ่ายเลขานุการ จะมีหน้าที่เฉพาะการออกใบอนุญาต และการควบคุมอัตราค่าบริการที่อยู่ภายใต้ พ.ร.บ. การเดินอากาศ พ.ศ. 2497 เท่านั้น ยังขาดความสมบูรณ์เพียงพอในการกำกับดูแลการให้บริการของผู้ประกอบการเอกชนที่จะเข้ามาให้บริการ ทั้งนี้ กรมการขนส่งทางอากาศอยู่ระหว่างการปรับตัวแบบการดำเนินงาน โดยจะแยกหน้าที่การกำหนดนโยบายการกำกับดูแล และการให้บริการ รวมทั้งปรับปรุงแก้ไขกฎหมายที่เกี่ยวข้อง เพื่อเป็นกลไกสนับสนุนการพัฒนาการขนส่งทางอากาศในระยะต่อไป (สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ, 2558: เว็บไซต์)



2.1.4 การส่งเสริมให้ไทยเป็นศูนย์กลางการบินในภูมิภาค

ในช่วงเวลาที่ผ่านมารัฐบาลไทยได้หาทางส่งเสริมให้ไทยเป็นศูนย์กลางการบินในภูมิภาค โดยได้วิเคราะห์ถึงแนวทางต่างๆ ที่จะช่วยให้ไทยเป็นศูนย์กลางการบินไว้แล้ว ได้แก่

ปัจจัยสนับสนุนให้ไทยเป็นศูนย์กลางการบิน ประเทศไทยจะต้องวางแผนให้มีความพร้อมในด้านโครงสร้างพื้นฐานและโครงข่ายการบินเชื่อมโยงกับต่างประเทศ รวมทั้งมีนโยบายและมาตรการที่จะเพิ่มความต้องการเดินทางทางอากาศ และใช้ประเทศไทยเป็นศูนย์กลางในการเชื่อมต่อเที่ยวบินกับต่างประเทศ ปัจจัยที่จะสนับสนุนให้ไทยเป็นศูนย์กลางขนส่งทางอากาศ แบ่งเป็นปัจจัยภายในประเทศที่สามารถควบคุมได้ และปัจจัยภายนอกประเทศซึ่งควบคุมไม่ได้ โดยจะต้องกำหนดมาตรการหรือแนวทางรองรับผลกระทบ ให้เกิดประโยชน์ต่อระบบเศรษฐกิจของประเทศ ดังนี้

2.1.4.1 ปัจจัยภายในประเทศ

2.1.4.1.1 ด้านนโยบาย ต้องกำหนดนโยบายและการกำกับดูแล โดยมีองค์กรกำหนดนโยบายและองค์กรกำกับดูแลด้านการขนส่งทางอากาศ ทำหน้าที่กำกับดูแลการให้บริการด้านการบินที่มีประสิทธิภาพ และเรื่องนโยบายด้านสิทธิการบินที่เปิดกว้าง ต้องมีการเปิดเสรีด้านการบินอย่างเป็นระบบ

2.1.4.1.2 ด้านกายภาพ ต้องมีระบบท่าอากาศยานและโครงข่ายการขนส่งทางบกเชื่อมโยงที่สมบูรณ์ สามารถอำนวยความสะดวกให้แก่สายการบินและผู้ให้บริการได้อย่างเพียงพอและมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้จะต้องมีสายการบินของไทยที่มีขีดความสามารถในการให้บริการและมีโครงข่ายการบินที่มีประสิทธิภาพ ตลอดจนมีอุตสาหกรรมท่องเที่ยวที่เข้มแข็งและครบวงจร

2.1.4.2 ปัจจัยภายนอกประเทศ ต้องศึกษาสภาวะเศรษฐกิจโลก และศึกษาความสัมพันธ์การเมืองระหว่างประเทศ ซึ่งเป็นพื้นฐานของการดำเนินนโยบายการบิน รวมทั้งศึกษาศักยภาพของประเทศเพื่อนบ้าน ทั้งในด้านแหล่งท่องเที่ยว สภาพเศรษฐกิจการเมืองและการคมนาคมขนส่ง โดยเฉพาะความพร้อมของท่าอากาศยานและสิ่งอำนวยความสะดวกด้านการขนส่งทางอากาศ ซึ่งจะมีผลกระทบต่อปริมาณการเดินทางของผู้โดยสารเข้า-ออกประเทศไทย และการจูงใจให้สายการบินต่างๆ ใช้ประเทศไทยเป็นจุดศูนย์กลางด้านการบินของภูมิภาคเอเชีย (สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ, 2558: เว็บไซต์)

2.1.5 แนวทางส่งเสริมให้ไทยเป็นศูนย์กลางการบิน

จากปัจจัยภายในประเทศและปัจจัยภายนอกประเทศดังกล่าว สามารถวางแผนแนวทางการทำให้ไทยเป็นศูนย์กลางการขนส่งทางอากาศได้ ดังนี้

2.1.5.1 การกำหนดนโยบายการบิน

2.1.5.1.1 กำหนดบทบาทท่าอากาศยาน โดยการส่งเสริมให้ประเทศไทยสามารถบรรลุเป้าหมาย การเป็นศูนย์กลางการขนส่งทางอากาศ ของภูมิภาคด้วยการมองระบบท่าอากาศยานในลักษณะโครงข่าย (Network) ที่มีการเชื่อมโยงสนับสนุนกัน โดยมีท่าอากาศยานกรุงเทพ (ในปัจจุบัน) และท่าอากาศยานสุวรรณภูมิ (ในอนาคต) เป็นท่าอากาศยานหลัก และมีท่าอากาศยานในภูมิภาคเป็นโครงข่ายเชื่อมโยงการเดินทางไปสู่พื้นที่ต่างๆ ทั้งภายในประเทศและระหว่างประเทศ ตลอดจนการพัฒนาท่าอากาศยานภูมิภาคให้เป็นไปในลักษณะสนับสนุนกัน

2.1.5.1.2 จัดตั้งองค์กรกำกับดูแลการบิน โดยดำเนินการแยกบทบาทของกรมการขนส่งทางอากาศในการกำหนดนโยบาย การกำกับดูแล และการให้บริการออกจากกัน พร้อมทั้งปรับ



กฎหมายและระเบียบที่เกี่ยวข้อง เพื่อเป็นเครื่องมือสนับสนุนการกำกับดูแลและการพัฒนาด้านการขนส่งทางอากาศ

2.1.5.1.3 การเปิดเสรีการบิน ขณะนี้รัฐบาลได้ริเริ่มนโยบายการเปิดเสรีด้านการบินอย่างเป็นขั้นตอน โดยเร่งรัดการแก้ไขระเบียบที่เกี่ยวข้อง และกำหนดมาตรการรองรับผลกระทบจากการเปิดเสรีด้านการบินทั้งในประเทศและระหว่างประเทศ โดยพิจารณาให้เกิดประโยชน์สูงสุดต่อประเทศและระบบเศรษฐกิจโดยรวม

2.1.5.2 ด้ายกายภาพ

2.1.5.2.1 ท่าอากาศยานและโครงข่ายการขนส่งทางบกเชื่อมโยง โดยขณะนี้จะเน้นประสานความร่วมมือระหว่างหน่วยงานที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาท่าอากาศยานสุวรรณภูมิ และระบบการให้บริการพื้นฐาน รวมทั้งการพัฒนากิจการสนับสนุนที่เกี่ยวข้อง เพื่อเปิดให้บริการสนามบินสุวรรณภูมิในปี 2548 ได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้จะต้องเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารสนามบินสุวรรณภูมิ และการให้บริการของหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง สำหรับท่าอากาศยานภูมิภาคต้องหาทางจูงใจให้เอกชนเข้ามามีส่วนร่วมในการให้บริการ/บริหารจัดการ รวมทั้งรัฐจะต้องจัดระบบโครงข่ายคมนาคมเชื่อมโยงท่าอากาศยานกับชุมชนและแหล่งผลิต เพื่อเพิ่มความสะดวกให้กับผู้ใช้บริการและการขนส่งสินค้า

2.1.5.2.2 เพิ่มประสิทธิภาพสายการบินของไทย โดยการเสริมสร้างขีดความสามารถในการให้บริการและการบริหารจัดการของบริษัท การบินไทย จำกัด (มหาชน) และกำหนดกลยุทธ์ที่สามารถใช้ประโยชน์จากการเป็นสมาชิกกลุ่มการบิน (Alliance) ได้อย่างเต็มศักยภาพ ตลอดจนส่งเสริมให้สายการบินเอกชนเข้ามามีบทบาทในการขนส่งมากขึ้น โดยสร้างความร่วมมือระหว่างสายการบินในแบบพันธมิตรการบินทั้งในด้านการตลาดและการเชื่อมโยงโครงข่ายการบิน

2.1.5.2.3 ส่งเสริมอุตสาหกรรมท่องเที่ยวในประเทศ ส่งเสริมการท่องเที่ยวเชิงอนุรักษ์ธรรมชาติและการรักษาวัฒนธรรมอันดี โดยให้ชุมชนและองค์กรท้องถิ่นเข้ามามีส่วนร่วมเพื่อสร้างความร่วมมือในการส่งเสริมการท่องเที่ยวอย่างบูรณาการและเกิดผลในทางปฏิบัติ นอกจากนี้ควรกำหนดมาตรการและแนวทางทั้งในส่วนของภาครัฐและธุรกิจเอกชน เพื่อจูงใจให้ผู้โดยสารที่ใช้บริการท่าอากาศยานเป็นจุดแวะผ่านเปลี่ยนเป็นเข้ามาแวะพักและท่องเที่ยวในประเทศไทย โดยการจัดทำแผนดึงดูดนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ เน้นการประชาสัมพันธ์ระดับนานาชาติและการตลาดเชิงรุก ตลอดจนรณรงค์ให้ประชาชนร่วมมือและตระหนักถึงความสำคัญของความปลอดภัยในชีวิตและทรัพย์สินของนักท่องเที่ยว (สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ, 2558: เว็บไซต์)



2.1.6 บทบาทสนามบินกับเศรษฐกิจโลก

สนามบินนับวันจะยิ่งมีความสำคัญต่อเศรษฐกิจโลกมากขึ้นตลอดเวลา ทั้งนี้ กว่าสิบปีมาแล้วที่นาย Alvin Toffler นักพยากรณ์อนาคตได้เสนอว่าสิ่งที่กำหนดความสำเร็จของการแข่งขันทางการค้า ในระดับโลก จากคริสต์ศตวรรษที่ 21 เป็นต้นไปคือ “ผู้รวดเร็วที่สุดเท่านั้นที่จะอยู่รอด” ขณะนี้ประเทศต่างๆ รู้ดีว่าแม้การผลิตสินค้าคุณภาพดีและราคาถูกยังคงเป็นเงื่อนไขที่จำเป็น แต่จะยังไม่เพียงพอสำหรับความสำเร็จในเชิงพาณิชย์ ดังนั้น ความรวดเร็วและการสนองต่อลูกค้าทั่วโลกอย่างฉับไว จะกลายเป็นสิ่งสำคัญ เพราะการผลิตสินค้าของประเทศทั่วโลกจะหันไปเน้นกระบวนการผลิตแบบเร่งรัด ในรูปของการจ้างผลิตและการขายข้ามประเทศ ตลอดจนการผลิตตามคำสั่งซื้อและการนำส่งสินค้าอย่างรวดเร็ว ปัจจุบันทุกคนเริ่มตระหนักว่าสิ่งที่ Toffler เสนอไว้นั้นเป็นสิ่งที่ถูกต้อง บริษัททั่วโลกที่ประสบความสำเร็จในอุตสาหกรรมต่างก็กำลังใช้เทคโนโลยีสารสนเทศที่ก้าวหน้าร่วมกับการขนส่งที่รวดเร็ว เชื่อมโยงกับผู้ผลิตชิ้นส่วนซึ่งตั้งอยู่ที่พื้นที่ต่างๆ ทั่วโลก เพื่อตอบสนองความต้องการของลูกค้าให้ทันต่อความต้องการ

ปัจจัยสำคัญที่ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวได้ คือ การเปลี่ยนแปลงด้านเทคโนโลยีสารสนเทศและความก้าวหน้าของการขนส่งทางอากาศ ตลอดจนการเปลี่ยนแปลงทางการเมืองและเศรษฐกิจที่เกิดขึ้นทั่วโลกอย่างรวดเร็ว

การขนส่งทางเครื่องบินและการสื่อสารสมัยใหม่ ตลอดจนเทคโนโลยีการผลิตสินค้าได้เผยแพร่ออกไปทั่วทุกมุมโลก เสรีทางการค้าระหว่างประเทศเริ่มมีเพิ่มขึ้น ตลาดใหม่ๆ ทั่วโลกเกิดเพิ่มขึ้น แม้แต่ประเทศสังคมนิยม เช่น จีนและเวียดนามต่างหันเข้าสู่ระบบตลาดนายทุน ส่วนหนึ่งที่สำคัญคือ ค่าจ้างแรงงานในประเทศที่พัฒนาแล้วและในประเทศที่กำลังพัฒนายังคงแตกต่างกันมาก จนทำให้เกิดการกระจายแหล่งผลิตชิ้นส่วนและแหล่งประกอบสินค้าไปยังประเทศต่างๆ ทั่วโลก เมื่อแรงงานในประเทศกำลังพัฒนาเริ่มมีฝีมือเพิ่มขึ้นและเริ่มมีการถ่ายทอดเทคโนโลยีข้ามประเทศอย่างรวดเร็ว ประเทศในโลกรวมทั้งในเอเชียและละตินอเมริกา ต่างก็เริ่มสามารถเพิ่มผลผลิตตลอดจนผลิตสินค้า และให้บริการที่ซับซ้อนมากขึ้น ลูกค้าจากต่างประเทศทั่วโลก (รวมทั้งประเทศจีนและประเทศในอาเซียน) ต่างก็พิถีพิถันและต้องการสินค้ามีระดับมากขึ้น ลูกค้าเหล่านี้ซื้อสินค้าต่างๆ มากมายจากทั่วโลกและสามารถเลือกสินค้าได้ จึงเลือกซื้อสินค้าโดยดูทั้งคุณภาพ ความน่าเชื่อถือและราคารวมกัน นอกจากนี้ประเทศทั่วโลกยังต้องการซื้อผลิตภัณฑ์ตามคำสั่งผลิตเป็นการเฉพาะ และต้องการสินค้าโดยเร็วในทันที โดยบางครั้งระยะเวลาในการส่งสินค้าแก่ผู้สั่งซื้อในต่างประเทศโดยใช้เวลาสองถึงหกสัปดาห์ก็ยังถือว่าเร็วไม่ทันใจความต้องการของลูกค้า

การขนส่งสินค้าในระยะทางไกลทั่วโลกโดยใช้ระบบขนส่งทางอากาศที่รวดเร็วและเชื่อถือได้ จึงกลายเป็นสิ่งสำคัญอย่างยิ่งต่อเศรษฐกิจยุคใหม่ ทำให้การขนส่งทางอากาศกลายเป็นแกนหลักของเศรษฐกิจโลก ทั้งนี้ ในปัจจุบันจะพบว่าสินค้าประมาณร้อยละ 40 ของมูลค่าการค้าโลกเป็นสินค้าที่ขนส่งทางอากาศ และสัดส่วนนี้กำลังเพิ่มสูงขึ้นเรื่อยๆ ในปี 2545 การขนส่งสินค้าทางอากาศ เป็นสินค้าอุตสาหกรรมที่มีมูลค่ากว่า 10 ล้านล้านบาท และคาดว่าจะเพิ่มเป็นสามเท่าในอีก 15 ปีข้างหน้า ในขณะที่การส่งไปรษณีย์ภัณฑ์ผ่านทางอากาศทั่วโลก ก็คาดว่าจะเพิ่มขึ้นอย่างน้อยเป็นห้าเท่าในช่วงเดียวกัน

การขนส่งสินค้าและไปรษณีย์ภัณฑ์ทางเครื่องบินโดยทั่วไปเป็นสิ่งที่ใช้กันอยู่แล้วเป็นปกติ ในการทำธุรกรรมแบบธุรกิจต่อธุรกิจ (Business-to-Business) โดยเฉพาะสินค้าที่มีมูลค่าสูงต่อหน่วยน้ำหนัก เช่น ไมโครอิเล็กทรอนิกส์ ชิ้นส่วนอิเล็กทรอนิกส์ของรถยนต์ ชิ้นส่วนของเครื่องบิน



โทรศัพท์มือถือ เสื้อผ้าประเภทแฟชั่น ยารักษาโรค อุปกรณ์ที่มีความละเอียดสูง (เช่น เครื่องมือแพทย์ และอุปกรณ์วิทยาศาสตร์) ตลอดจนสินค้าที่เน่าเสียได้ง่าย เช่น ผลไม้สด อาหารทะเล และดอกไม้สด แม้แต่สินค้าที่มีมูลค่าต่ำต่อหน่วยน้ำหนัก เช่น เครื่องแต่งกาย รองเท้า และของเล่น ก็เริ่มกลายเป็นสิ่งที่ต้องอาศัยความรวดเร็วและใช้การขนส่งทางอากาศขนส่งไปทั่วโลกเพิ่มขึ้นเช่นกัน (สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ, 2558: เว็บไซต์)

2.1.7 สนามบินในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย

2.1.7.1 ท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี

ท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี หรือ สนามบินอุดรธานี (อังกฤษ: Udon Thani International Airport) ตั้งอยู่ในตัวเมืองของ อำเภอเมือง จังหวัดอุดรธานี ตัวสนามบินตั้งอยู่ในเขตทหารกองทัพอากาศ (กองบิน 23) ท่าอากาศยานอุดรธานีเป็นท่าอากาศยานในสังกัดกรมการบินพลเรือน กระทรวงคมนาคม ท่าอากาศยานอุดรธานีได้รับการปรับปรุงและสร้างอาคารผู้โดยสารเพิ่มขึ้นอีก และเชื่อมต่อกับตัวอาคารเดิมโดยได้รับงบประมาณจากรัฐบาลในการปรับปรุง สร้างแล้วเสร็จเมื่อ พ.ศ. 2549 ตัวจังหวัดอยู่ห่างจาก กรุงเทพมหานคร 564 กิโลเมตร "สนามบินอุดรธานี" เป็นศูนย์กลางการบินของภาคอีสานตอนบน เนื่องจากเป็นเมืองศูนย์กลางเศรษฐกิจชายแดนของอีสานตอนบน ตั้งอยู่ใกล้เขตเศรษฐกิจพิเศษอย่าง จ.หนองคาย และนครหลวงเวียงจันทน์ สปป.ลาว เพียง 50 กิโลเมตร ท่าอากาศยานอุดรธานีจึงเป็นส่วนสำคัญของยุทธศาสตร์การพัฒนาเศรษฐกิจชายแดน

เมื่อสิ้นสงครามโลกครั้งที่ 1 ประมาณปี พ.ศ. 2463 - 2466 กรมอากาศยานทหารบก ในสมัยนั้นได้ทำการดัดแปลงเครื่องบินแบบ "เบรเกต์" เป็นเครื่องบินขนส่งพัสดุไปรษณีย์บินไปยังจังหวัดที่การคมนาคมทางบกยังไม่ถึง เช่น ดอนเมือง นครราชสีมา และได้มีการขยายเส้นทางนครราชสีมา ร้อยเอ็ด - อุดรธานี

ปี พ.ศ. 2466 สนามบินที่ทำการขึ้น - ลงอยู่ในเขตเทศบาลอุดรธานี ปัจจุบันเป็นที่ตั้งโครงการชลประทาน ต่อมาในปี พ.ศ. 2475 ได้ย้ายมาสร้างสนามบินใหม่บริเวณตำบลหนองขอนกว้าง (ที่ตั้งกองบินที่ 23 ในปัจจุบัน) โดยมีทางวิ่งเป็นดินลูกรังยาวประมาณ 500 เมตร

ปี พ.ศ. 2495 สำนักงานการบินพลเรือน กรมการขนส่ง กระทรวงคมนาคม (กรมการบินพลเรือนในปัจจุบัน) ได้สร้างอาคารวิทยุและหอบังคับการบิน โดยมีการพัฒนาปรับปรุงเรื่อยมา

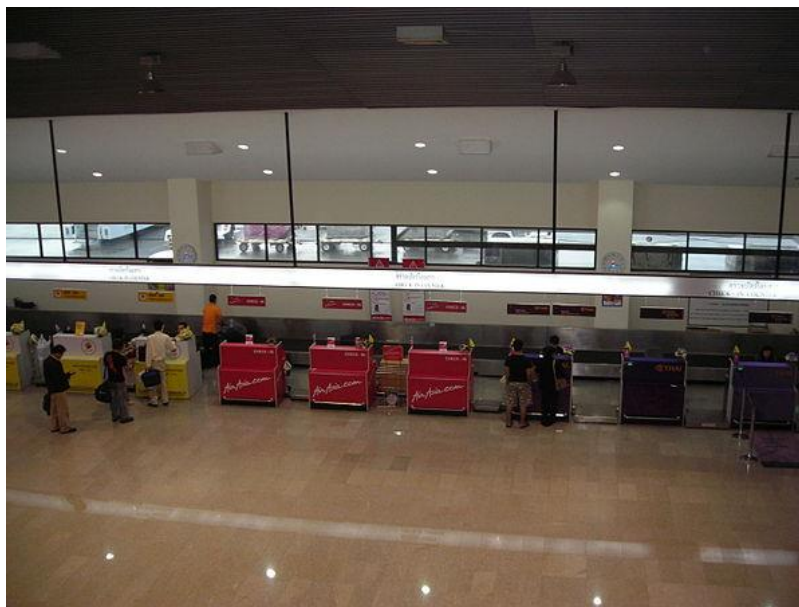
ปี พ.ศ. 2500 ได้สร้างทางวิ่งใหม่เป็นคอนกรีต ยาว 3,048 เมตร กว้าง 38 เมตร เป็นความร่วมมือระหว่างไทยกับสหรัฐอเมริกา

ปี พ.ศ. 2505 กรมการบินพาณิชย์ (กรมการบินพลเรือนในปัจจุบัน) สร้างอาคารท่าอากาศยานอุดรธานี พร้อมหอบังคับการบิน ระบบเครื่องช่วยการเดินอากาศ อุปกรณ์ที่เกี่ยวข้องกับการบริการเครื่องบินทั้งหมด ของท่าอากาศยานอุดรธานี สมบูรณ์เป็นไปตามมาตรฐานขององค์การการบินพลเรือนระหว่างประเทศ (ICAO)

ปี พ.ศ. 2533 กรมการบินพาณิชย์ ได้ซื้อที่ดินประมาณ 400 ไร่ บริเวณถนนอุดร - เลย สร้างอาคารที่พักผู้โดยสารและหอบังคับการบินพร้อมลานจอดอากาศยาน สามารถจอดเครื่องบินแบบ Airbus ได้ 2 ลำ พร้อมกัน



ปี พ.ศ.2543 ได้ดำเนินการขยายทางวิ่งจากความกว้าง 38 เมตร เป็น 45 เมตร ทางซีกกว้าง 23 เมตร ลานจอดอากาศยานพื้นที่ 47,250 ตารางเมตร สามารถจอดเครื่องบินแบบ Boeing 747 ได้ 1 ลำ เครื่องบินแบบ Boeing 737 ได้ 3 ลำ เครื่องบินแบบ King Air ได้ 3 ลำ โดยสามารถรองรับอากาศยานได้ในห้วงเวลาเดียวกัน



ภาพประกอบที่ 2.1 ท่าอากาศยานนานาชาติอุตรธานี
ที่มา : วิกิพีเดีย (2558: เว็บไซต์)

2.1.7.2.1 ท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี

ท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี (อังกฤษ: Ubon Ratchathani International Airport) หรือ สนามบินอุบลราชธานี ตั้งอยู่ที่ 364 ถนนเทพโยธี ตำบลในเมือง อำเภอเมืองอุบลราชธานี จังหวัดอุบลราชธานี ห่างจากตัวเมืองอุบลราชธานีประมาณ 1 กิโลเมตร และตั้งอยู่ในเขตพื้นที่เทศบาลนครอุบลราชธานี

ท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี มีรันเวย์ขนาดมาตรฐาน สามารถรองรับผู้โดยสารจากจังหวัดอุบลราชธานี ศรีสะเกษ สุรินทร์ ยโสธร อำนาจเจริญ และบุรีรัมย์ รวมถึงผู้โดยสารจากประเทศเพื่อนบ้าน (สปป.ลาวตอนใต้) ปัจจุบันเป็นศูนย์กลางการบินพาณิชย์ของภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง

ท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี เป็นท่าอากาศยานที่ใช้งานมาตั้งแต่ครั้งสงครามเวียดนาม โดยเป็นที่ตั้งของฐานทัพอากาศสหรัฐอเมริกา ที่ใช้เป็นฐานในการโจมตีเวียดนาม ตั้งอยู่ในบริเวณกองบิน 21 กองทัพอากาศ มีพื้นที่ทั้งหมด 3,876 ไร่ ได้รับการจัดตั้งให้เป็นท่าอากาศยานนานาชาติ (International Airport) แห่งแรกของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เมื่อปี พ.ศ. 2531 ตามมติของคณะรัฐมนตรี (เปลี่ยนสนามรบเป็นสนามการค้า) ในสมัยพลเอกชาติชาย ชุณหะวัณ เป็นนายกรัฐมนตรี ที่มีเป้าหมายที่จะให้ท่าอากาศยานแห่งนี้เป็นศูนย์กลางการบินของภูมิภาคอินโดจีน



สนามบินอุบลราชธานี ได้มีการบินครั้งแรกเมื่อ พ.ศ.2464 ซึ่งขณะนั้น ได้เกิดใช้ทรัพย์สิน และอหิวาตกโรคโรคระบาดในท้องที่อำเภอวารินชำราบ จังหวัดอุบลราชธานี ทางกรมได้ส่งนายแพทย์ และเวชภัณฑ์ โดยทางเครื่องบินไปยังจังหวัดอุบลราชธานี เพื่อบรรเทาทุกข์ของราษฎร ซึ่งถือว่าได้เกิดสนามบินอุบลราชธานี แล้วตั้งแต่นั้น

ในปีพ.ศ.2495 กรมการบินพาณิชย์ (สำนักงานการบินพลเรือนการบินขนส่ง) กระทรวงคมนาคมได้เริ่มบริหารกิจการท่าอากาศยานอุบลราชธานี ละได้ปรับปรุงพัฒนาสนามบินเพื่อ บริหารการบินตลอดจนกระทั่ง พ.ศ.2504-2505 สหรัฐอเมริกา ได้สร้างและปรับปรุงทางวิ่ง ทางขับและ ลานจอด เพื่อผลทางการทหารในสมัยนั้นซึ่งมีทางวิ่งเป็นคอนกรีต 7,000/25 ฟุต เปิดใช้งาน พ.ศ.2505 และต่อมาเมื่อ พ.ศ. 2508 กองทัพอากาศได้จัดซื้อที่ดินเพิ่มอยู่ในความรับผิดชอบของกองทัพอากาศ และในปี พ.ศ. 2533 กรมการบินพาณิชย์ ได้จัดซื้อที่ดินเพิ่มสร้างอาคารท่าอากาศยาน หอบังคับการ บิน และลานจอดเครื่องบิน ซึ่งเป็นที่ตั้งของ ท่าอากาศยานในปัจจุบัน

คณะรัฐมนตรีในคราวประชุมเมื่อวันที่ 26 พฤษภาคม 2530 มีอนุมัติโครงการพัฒนา ท่าอากาศยานอุบลราชธานี โดยมีระยะเวลาในการดำเนินการ 4 ปี เพื่อแยกพื้นที่ที่ใช้ในกิจการบิน พาณิชย์ออกจากเขตความคุมของทหารต่อมาคณะรัฐมนตรี ฝ่ายเศรษฐกิจประชุมเมื่อวันที่ 20 มีนาคม 2532 ได้พิจารณาปรับปรุง แผนพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติฉบับที่ 6 ด้านโครงสร้างพื้นฐาน และมีข้อสังเกตว่า โดยที่ปัจจุบันเส้นทางบินพาณิชย์ระหว่างประเทศคือ แอมเบอร์ 1 บินผ่านจังหวัด อุบลราชธานี อยู่แล้วซึ่งอาจมีความเป็นไปได้ที่จะพัฒนาท่าอากาศยานอุบลราชธานี ให้เป็นท่าอากาศยาน พาณิชย์สากล จึงได้มอบหมายให้กระทรวงคมนาคมรับไปดำเนินการ

กรมการพาณิชย์ ได้รับมอบหมายจากกระทรวงคมนาคม ให้ดำเนินการตามมติ ที่ประชุมคณะรัฐมนตรีฝ่ายเศรษฐกิจดังกล่าว จึงได้ศึกษาและพิจารณาแล้วเห็นว่า จังหวัดอุบลราชธานี มีปัจจัยด้านการท่องเที่ยว ประเภทประวัติศาสตร์และวัฒนธรรม และประเภทธรรมชาติ ในพื้นที่และ บริเวณใกล้เคียง ที่เอื้ออำนวยต่อการสร้างแรงดึงดูดนักท่องเที่ยว รวมทั้งอาจเป็นประตูที่จะเปิดไปสู่ แหล่งท่องเที่ยวในประเทศอินโดจีน เพราะมีระยะทางไม่ไกลใช้เครื่องบินใบพัดหรือไอพ่นขนาดเล็กเชื่อม ระหว่างอุบลราชธานีและแหล่งท่องเที่ยวในประเทศอินโดจีนได้โดยสะดวก

กรณีนี้จะส่งผลให้เศรษฐกิจของจังหวัดอุบลราชธานี และพื้นที่ใกล้เคียงมีการขยายตัว และกระจายรายได้ไปสู่ประชาชนในท้องถิ่นได้อย่างกว้างขวาง และเนื่องจากเครื่องบินพาณิชย์ที่จะทำ การขนนักท่องเที่ยวจากต่างประเทศ เข้า-ออก ท่าอากาศยานอุบลราชธานี คาดว่าจะเป็นเครื่องบิน ขนาด 250-300 ที่นั่ง (แอร์บัส) มีพิสัยบินปานกลาง ดังนั้น จึงจำเป็นต้องพัฒนาท่าอากาศยาน อุบลราชธานี ให้รับ ผู้โดยสารเพิ่มขึ้นและเครื่องบินขนาด 250-300 ที่นั่งด้วย จึงนำเสนอผลการศึกษา ไปตามขั้นตอน ต่อมาคณะรัฐมนตรีคราวประชุมเมื่อวันที่ 13 เมษายน 2532 ได้มีมติอนุมัติให้ดำเนินการ พัฒนาท่าอากาศยานอุบลราชธานี ให้เป็นท่าอากาศยานพาณิชย์สากลโดยได้รับงบประมาณก่อสร้าง ทั้งสิ้น 541,689,673.00บาท แบ่งเป็นงานก่อสร้าง



- งานก่อสร้างที่พัสดุโดยสารหลังใหม่ใช้งบประมาณ 256,055,000 บาท ปี 2534-35 สร้างเสร็จ 28 กันยายน 2535
- งานสนาม (ทางวิ่ง,ทางขับ,ลานจอด บ. และลานจอดรถยนต์)ใช้งบประมาณ 235,634,648 บาท งบประมาณปี 2534 -35 สร้างเสร็จ 15 กันยายน 2535



ภาพประกอบที่ 2.2 ท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี
ที่มา : วิกิพีเดีย (2558: เว็บไซต์)

2.1.7.3 ท่าอากาศยานร้อยเอ็ด

ท่าอากาศยานร้อยเอ็ด หรือ สนามบินร้อยเอ็ด (อังกฤษ: Roi Et Airport) ตั้งอยู่เลขที่ 135 ถนนร้อยเอ็ด-โพนทอง (ทางหลวงหมายเลข 2044) ตำบลมะฮี อำเภอธวัชบุรี จังหวัดร้อยเอ็ด ห่างจากตัวเมืองประมาณ 11 กิโลเมตร เป็นท่าอากาศยานในสังกัดกรมการบินพลเรือน กระทรวงคมนาคมประกอบด้วยอาคารที่พัสดุโดยสารขนาด 3,013 ตารางเมตร ประตูผู้โดยสารขาเข้าและขาออก อยู่ชั้นเดียวกัน ทางวิ่ง (รันเวย์) 45 x 2,100 เมตร ลานจอดเครื่องบินขนาด 85 x 324 เมตร ซึ่งรองรับเครื่องบินขนาดโบอิง 737 ได้ 2 เครื่อง หรือเครื่องบินขนาดเล็ก ATR 72- ได้ 2 เครื่อง หรือ เฮลิคอปเตอร์ 4 เครื่อง เป็นท่าอากาศยานที่ให้บริการประชาชนในพื้นที่จังหวัดร้อยเอ็ด กาฬสินธุ์ มหาสารคาม ยโสธร และมุกดาหาร ปัจจุบันมีสายการบินที่ให้บริการ 2 สายการบิน คือ สายการบินนกแอร์ ให้บริการวันละ 3 เที่ยวบิน (ช่วงเช้า ช่วงกลางวัน และช่วงดึก) และสายการบินไทยแอร์เอเชีย ได้เปิดเที่ยวบินดอนเมือง-ร้อยเอ็ด ในวันที่ 9 กุมภาพันธ์ที่ผ่านมา โดยใช้เครื่องบินแอร์บัส A 320 ความจุ 180 ที่นั่ง มาทำการบินช่วงเช้าและในช่วงเย็น เดิมจังหวัดร้อยเอ็ด มีสนามบินทหารซึ่งอยู่ในความดูแลของกองทัพบก มีทางวิ่งกว้าง 30 เมตร ยาว 800 เมตร ผิวทางวิ่งเป็นลูกรัง ทิศทางของทางวิ่ง N 10 W . ตั้งอยู่ในเขตอำเภอเมือง ทางด้านทิศตะวันตกเฉียงเหนือ มีปลายทางวิ่งห่างจากเขตชุมชนประมาณ 150 เมตรไม่สามารถพัฒนาให้เป็นสนามบินพาณิชย์ได้ เนื่องจากอยู่ใกล้เมืองมากเกินไป สถานที่คับแคบและมีตึกสูง จากแผนพัฒนาสนามบินภูมิภาคกรมการขนส่งทางอากาศ(พ.ศ. 2530 – 2540) ได้สำรวจพบว่า ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ บริเวณจังหวัดร้อยเอ็ด กาฬสินธุ์ มหาสารคาม ยโสธร และมุกดาหาร ยังไม่ได้



รับความสะดวกในการใช้บริการทางด้านการบินพาณิชย์ โดยเฉพาะจังหวัดร้อยเอ็ดมีสภาพทางภูมิศาสตร์ และโครงข่ายการคมนาคมทางบกเชื่อมกับจังหวัดใกล้เคียงจังหวัดดังกล่าวข้างต้น มีศักยภาพและปริมาณจราจรเพียงพอที่จะพัฒนาให้มีสนามบินพาณิชย์เพื่ออำนวยความสะดวกในการเดินทางของประชาชนได้ และหากมีสนามบินพาณิชย์ที่จังหวัดร้อยเอ็ด ก็จะมีพื้นที่บริการของสนามบินครอบคลุมจังหวัดใกล้เคียงถึง 4 จังหวัด ดังนั้น คณะรัฐมนตรีจึงมีมติเห็นชอบในหลักการให้ก่อสร้างท่าอากาศยานร้อยเอ็ด ตามที่กระทรวงคมนาคมเสนอ เมื่อวันที่ 13 พฤษภาคม 2532



ภาพประกอบที่ 2.3 ท่าอากาศยานร้อยเอ็ด
ที่มา : วิกีพีเดีย (2558: เว็บไซต์)

2.1.7.4 ท่าอากาศยานนครราชสีมา

ท่าอากาศยานนครราชสีมา หรือ สนามบินนครราชสีมา (อังกฤษ: Nakhon Ratchasima Airport) ตั้งอยู่ที่ อ.เฉลิมพระเกียรติ จังหวัดนครราชสีมา สร้างขึ้นเพื่อใช้แทนท่าอากาศยานกองบิน 1 นครราชสีมา ซึ่งเป็นสนามบินทหาร ตั้งอยู่ห่างจากเมืองนครราชสีมาไปทางตะวันออก ระยะทางประมาณ 30 กิโลเมตร ในเขตป่าสงวนหนองเต็ง-จักราช เป็นท่าอากาศยานในสังกัดกรมการบินพลเรือน กระทรวงคมนาคม

พ.ศ. 2529 ท่าอากาศยานนครราชสีมาเริ่มเปิดทำการบินเชิงพาณิชย์เป็นครั้งแรก โดยตั้งอยู่ที่ในตัวเมือง และใช้ทางวิ่งและลานจอดของกองทัพอากาศกองบิน 1 ในการทำการบิน แต่ก็ยังประสบปัญหา เนื่องจากต้องใช้พื้นที่ของกองทัพบกซึ่งอยู่ห่างจากลานจอดประมาณ 2 กิโลเมตร ในการสร้างอาคารที่พักผู้โดยสาร เพราะกองทัพอากาศไม่สามารถจัดสรรพื้นที่บริเวณติดกับลานจอดให้กรมการบินพาณิชย์ก่อสร้างอาคารที่พักผู้โดยสาร และยังมีปัญหาเข้าออกสนามบินของผู้โดยสาร เนื่องจากอยู่ในเขตทหารซึ่ง มีมาตรการรักษาความปลอดภัยค่อนข้างเข้มงวด



พ.ศ. 2537 กรมการบินพาณิชย์ จึงจัดหาที่ก่อสร้างท่าอากาศยานแห่งใหม่ เพื่ออำนวยความสะดวกแก่ผู้ใช้บริการ โดยได้พื้นที่บริเวณป่าสงวนแห่งชาติหนองเต็ง - จักราช - ตำบล สีสุก ตำบลท่าช้าง อำเภอเฉลิมพระเกียรติ และได้เริ่มก่อสร้าง

พ.ศ. 2540 โดยเริ่มเปิดให้บริการในวันที่ 5 ธันวาคม พ.ศ. 2540 สายการบินพาณิชย์ ที่ให้บริการในขณะนั้นจึงย้ายไปใช้ท่าอากาศยานแห่งใหม่ทั้งหมด แต่ก็มีปัญหาเรื่องความสะดวกสบาย เพราะตั้งอยู่ห่างไกล จึงทยอยยกเลิกการบินจนหมด

พ.ศ. 2553 สายการบินแชนเปียนแอร์เปิดเที่ยวบินระหว่างกรุงเทพฯ-นครราชสีมาอย่างเป็นทางการ ในวันที่ 16 ตุลาคม และแผนเปิดเส้นทางบินไปยังเชียงใหม่และหัวหิน

พ.ศ. 2554 สายการบินไทยรีเจียนัลแอร์ไลน์ส เริ่มทำการบินกรุงเทพฯ-นครราชสีมา ในวันที่ 2 กันยายน แต่เนื่องจากท่าอากาศยานแห่งใหม่นี้อยู่ห่างตัวเมืองมาก กอปรกับปัญหาด้านการคมนาคมเข้าสู่สนามบิน ทำให้ความนิยมในการใช้บริการลดลง จนสายการบินต้องยกเลิกทำการบินไปในที่สุด

พ.ศ. 2559 สายการบินกานต์แอร์ เปิดเส้นทางการบินเชื่อมภูมิภาค นครราชสีมา - เชียงใหม่ เริ่มทำการบินวันที่ 2 กุมภาพันธ์ 2559 และต่อมาต้องยกเลิกการทำการบิน เนื่องจากปัญหา ด้านใบอนุญาตทำการบิน



ภาพประกอบที่ 2.4 ท่าอากาศยานนครราชสีมา
ที่มา : วิกีพีเดีย (2558: เว็บไซต์)



2.1.7.5 ท่าอากาศยานบุรีรัมย์

ท่าอากาศยานบุรีรัมย์ หรือ สนามบินบุรีรัมย์ (อังกฤษ: Buriram Airport) ตั้งอยู่ที่อำเภอสตึก จังหวัดบุรีรัมย์ ห่างจากเทศบาลเมืองบุรีรัมย์ ประมาณ 34 กิโลเมตร เป็นท่าอากาศยานในสังกัดกรมการขนส่งทางอากาศ กระทรวงคมนาคม

ปี พ.ศ. 2528 อดีตสมาชิกสภาผู้แทนราษฎร เสนอให้ก่อสร้างสนามบินบุรีรัมย์ที่สามารถให้บริการทั้งจังหวัดบุรีรัมย์และสุรินทร์ จังหวัดได้จัดหาที่ดินสาธารณะประโยชน์โคกเสม็ด และโคกพริก อำเภอกระสัง แต่มีปัญหาเรื่องราษฎรและพื้นที่ไม่เพียงพอ

ธันวาคม 2532 จังหวัดเสนอที่ดินบริเวณป่าโคกโจด อำเภอสตึก จังหวัดบุรีรัมย์ เนื้อที่ประมาณ 3,750 ไร่ ให้กรมการขนส่งทางอากาศ (ขณะนั้น) ก่อสร้างท่าอากาศยานบุรีรัมย์และมติคณะรัฐมนตรีเห็นชอบ

ปี พ.ศ. 2536 – 2539 เริ่มก่อสร้าง ซึ่งกรมการขนส่งทางอากาศได้จัดสรรงบประมาณปี 2536 เพื่อก่อสร้าง รวมเป็นเงินทั้งสิ้น 376.20 ล้านบาท รายละเอียด ดังนี้

- 1.งานสนามบิน วงเงิน 214.55 ล้านบาท
 - 2.งานอาคาร วงเงิน 109.80 ล้านบาท
 - 3.เครื่องมือสื่อสารและเครื่องช่วยการเดินอากาศ วงเงิน 51.94 ล้านบาท
- แล้วเสร็จเมื่อประมาณเดือน ตุลาคม 2539 ประกาศเป็นสนามบินอนุญาต เมื่อวันที่

14 ตุลาคม 2539



ภาพประกอบที่ 2.5 ท่าอากาศยานบุรีรัมย์
ที่มา : วิกิพีเดีย (2558: เว็บไซต์)

2.1.7.6 ท่าอากาศยานเลย

ท่าอากาศยานเลย หรือ สนามบินเลย (อังกฤษ: Loei Airport) สนามบินตั้งอยู่ที่ อ.เมือง จังหวัดเลย ตั้งอยู่ทางทิศใต้ของจังหวัดเลย ห่างจากตัวเมืองประมาณ 6 กิโลเมตร มีพื้นที่ประมาณ 1,429 ไร่ บริเวณโดยรอบเกือบทุกทิศทางจะมีภูเขาเตี้ยๆล้อมรอบ มีระดับความสูงตั้งแต่ 600-2,000 ฟุต เป็นท่าอากาศยานในสังกัดกรมการบินพลเรือน กระทรวงคมนาคม

ในปี พ.ศ. 2485 ข้าหลวงเทียบ กำเนิดเพชร (หลวงนิคมคณาภิรักษ์) เป็นผู้เริ่มวางแผนสร้างสนามบินโดยย้ายจากสนามบินชั่วคราวตรงที่ตั้งศาลากลางจังหวัดเลยปัจจุบัน โดยย้ายห่างออกจากตัวจังหวัดเลยไปทางทิศใต้ประมาณ 5 กิโลเมตร ในเขตตำบลนาอาน มีการถางป่า และถมดินเป็นทางวิ่ง ใช้รับส่งหนังสือทางราชการ

ในปี พ.ศ. 2489 กองทัพอากาศได้มาปักหลักเป็นที่ดินขึ้นเป็นที่ดินของ กองทัพอากาศ และได้มีการสร้างอาคารผู้โดยสารและปรับปรุงทางวิ่ง ประกาศเป็นสนามบินอนุญาต เมื่อวันที่ 13 ธันวาคม 2497

ในปี พ.ศ. 2511 กรมการบินพาณิชย์ (ปัจจุบันเปลี่ยนเป็นกรมการบินพลเรือนได้) เข้ามาดูแลและปรับปรุงทางวิ่ง สร้างอาคารดับเพลิง โรงเครื่องยนต์ และเครื่องช่วยเดินอากาศ (non-directional radio beacon : NDB) มีการจัดซื้อที่ดินเพิ่มเติมในปี พ.ศ. 2515 และมีการปรับปรุงก่อสร้างขยายทางวิ่ง ทางขับ ลานจอดอากาศยาน อาคารผู้โดยสาร เครื่องช่วยเดินอากาศ อาคารโรงเครื่องยนต์ อาคาร AFL อาคารดับเพลิง ลานจอดรถยนต์ และเครื่องอำนวยความสะดวกต่าง ๆ ในการให้บริการอากาศยาน ผู้โดยสาร และผู้มาใช้บริการเรื่อยมาจนถึงปัจจุบัน



ภาพประกอบที่ 2.6 ท่าอากาศยานเลย
ที่มา : วิกีพีเดีย (2558: เว็บไซต์)



2.1.7.7 ท่าอากาศยานสกลนคร

สนามบินสกลนคร(บ้านค่าย)เป็นเครื่องบินบินกองทัพบกเปิดใช้เมื่อปี พ.ศ. 2515 ภารกิจหลักก็เพื่อรับเสด็จเครื่องบินพระที่นั่งและภารกิจทางทหารตั้งอยู่ในค่ายกฤษณ์สีวะรา พิกัด 171130 เหนือ 104076 ตะวันออกห่างจากตัวจังหวัด 4 กิโลเมตร

เมื่อปี พ.ศ. 2528 นายพีระ บุญจริง ผู้ว่าราชการจังหวัดสกลนคร ขณะนั้นได้ประสานกับกรมการบินพาณิชย์ และบริษัท เดินอากาศไทย จำกัด ให้เปิดบริการทางด้านการบินพาณิชย์ โดยได้สร้าง อาคารที่พักผู้โดยสาร จำนวน 1 หลัง ภายในค่ายกฤษณ์สีวะรา และให้บริการจนถึงปี พ.ศ. 2537

ปรากฏว่าสภาพเศรษฐกิจของจังหวัดสกลนคร ได้มีการขยายตัวของผู้โดยสารได้เข้ามาใช้บริการเพิ่มขึ้น ทำให้อาคารที่พักผู้โดยสารที่มีอยู่เกิดความคับแคบ และไม่สามารถต่อเติมอาคารออกไปได้อีก ประกอบกับการเข้า-ออก ต้องผ่านค่ายกฤษณ์สีวะรา ทำให้มีปัญหาเกี่ยวกับการรักษาความปลอดภัยทางราชการทหาร กรมการบินพาณิชย์ ได้พิจารณาเห็นว่าบริเวณที่ว่างทางทิศตะวันตกของทางวิ่ง ซึ่งอยู่เยื้องกับอาคารที่พักผู้โดยสารหลังเดิมปัจจุบัน มีความเหมาะสมที่จะใช้พื้นที่ก่อสร้างอาคารท่าอากาศยานหลังใหม่ พร้อมเครื่องอำนวยความสะดวกต่างๆ จึงได้ประสานกับกองทัพสกลนครขอใช้ที่ดิน 158 ไร่ สร้างอาคารท่าอากาศยานหลังใหม่ และแล้วเสร็จภายในปี พ.ศ. 2539 จึงได้เปิดใช้ท่าอากาศยานให้บริการประชาชน ในจังหวัดสกลนครและจังหวัดใกล้เคียง จนถึงปัจจุบัน



ภาพประกอบที่ 2.7 ท่าอากาศยานสกลนคร
ที่มา : วิกิพีเดีย (2558: เว็บไซต์)



2.1.7.8 ท่าอากาศยานนครพนม

สนามบินนครพนม เดิมเป็นที่ตั้งกองกำลังทหารสหรัฐอเมริกาในช่วงสงครามอินโดจีน หลังจากกองกำลังทหารสหรัฐฯ ถอนกำลังออกไปใน พ.ศ. 2518 ท่าอากาศยานนครพนมจึงอยู่ในความดูแลของกองทัพอากาศ ผูกบิน 238 และได้มีการสนับสนุนให้ใช้ในเชิงพาณิชย์โดยดัดแปลงโรงเก็บเครื่องบินของกองทัพอากาศเป็นอาคารที่พักผู้โดยสาร

พ.ศ. 2521 บริษัท เดินอากาศไทย จำกัดได้ทำการบินในเส้นทางกรุงเทพฯ-นครพนม และบินเชื่อมระหว่างจังหวัดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ คือนครพนม อุบลราชธานี อุดรธานี และขอนแก่น โดยใช้เครื่องบินดักลาส DC-3 หรือดาโกต้า และแอร์โบ้ Bae HS748 ให้บริการสัปดาห์ละ 3-4 เที่ยวบิน

ต่อมาใน พ.ศ. 2537 บริษัท การบินไทย จำกัดได้เปิดทำการบินอีกครั้ง ในวันที่ 3 กรกฎาคม พ.ศ. 2537 ตามเส้นทางกรุงเทพฯ-สกลนคร-นครพนม-กรุงเทพฯ ด้วยเครื่องบินโบอิง B737 เมื่อมีผู้โดยสารมาใช้บริการเพิ่มมากขึ้น จึงพัฒนาขีดความสามารถของท่าอากาศยานนครพนมตั้งแต่ พ.ศ. 2539-2543 โดยก่อสร้างอาคารที่พักผู้โดยสารหลังใหม่และเปิดใช้เมื่อวันที่ 12 ตุลาคม พ.ศ.2543

และได้รับการกำหนดให้เป็นสนามบินศุลกากร เมื่อวันที่ 3 กันยายน 2544 และมีสายการบินพาณิชย์ที่ให้บริการในปัจจุบัน ได้แก่ สายการบินนกแอร์ และ สายการบินไทยแอร์เอเชีย

โดยท่าอากาศยานนครพนมมีศักยภาพสามารถรองรับอากาศยานขนาดใหญ่ได้ถึงโบอิง B737 หรือ แอร์บัส A320



ภาพประกอบที่ 2.8 ท่าอากาศยานนครพนม
ที่มา : วิกีพีเดีย (2558: เว็บไซต์)



2.1.7.9 ท่าอากาศยานขอนแก่น

ท่าอากาศยานขอนแก่น หรือ สนามบินขอนแก่น (อังกฤษ: Khon Kaen Airport) สนามบินตั้งอยู่ในตำบลบ้านเป็ด อำเภอเมืองขอนแก่น จังหวัดขอนแก่น ห่างจากตัวเมืองไปทางทิศตะวันตกประมาณ 8 กิโลเมตร อาคารที่ทำการห่างจากทางหลวงแผ่นดินสาย 12 (ขอนแก่น – เลย) 2 กิโลเมตร วัดทางตรงจากกรุงเทพฯ มาทางทิศตะวันออกเฉียงเหนือ ประมาณ 200 นอตติคอลไมล์ (ประมาณ 364 กิโลเมตร) โดยปัจจุบันทางสายการบินไทยแอร์เอเชียได้เลือกท่าอากาศยานขอนแก่นเป็นฮับ การบินของภาคอีสานตอนกลาง ซึ่งทางท่าอากาศยานขอนแก่นจึงได้เร่งขยายสนามบินทั้งอาคารผู้โดยสาร รันเวย์ และส่วนต่างๆ เพื่อรองรับการเป็นสนามบินนานาชาติ (International Airport) อยู่ในความดูแลของกรมการขนส่งทางบก กระทรวงคมนาคม

ท่าอากาศยานขอนแก่น เดิมเป็นท่าอากาศยานเล็กๆ แห่งหนึ่งตั้งอยู่ใจกลางเมืองขอนแก่นอยู่ห่างจากกรุงเทพฯ ทางทิศตะวันออกเฉียงเหนือ 450 กิโลเมตร มีขนาดทางวิ่งเป็นดินลูกรังขนาด $30 \times 1,300$ เมตร ไม่มีอุปกรณ์สื่อสารเครื่องช่วยการเดินอากาศ การให้สัญญาณเครื่องบินขึ้น-ลง โดยใช้เจ้าหน้าที่ผู้ดูแลสนามบินและธงเขียวแดงให้สัญญาณ เมื่อเห็นว่าปลอดภัยนักบินก็จะนำเครื่องบินลง

รัฐบาลในสมัยจอมพลสฤษดิ์ ธนะรัชต์ เป็นนายกรัฐมนตรีได้เห็นความสำคัญในการพัฒนาภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ให้มีความเจริญทัดเทียมกับภาคอื่นๆ ของประเทศโดยเฉพาะภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ได้เลือกจังหวัดขอนแก่นเป็นศูนย์กลางของภาค และให้เป็นศูนย์กลางพัฒนาที่ตั้งอยู่ระหว่างกลางของภาค สามารถเดินทางไปจังหวัดต่างๆ ได้สะดวกโดยทางรถยนต์และรถไฟในบางจังหวัด แต่ยังคงขาดการเดินทางโดยทางเครื่องบินซึ่งธุรกิจต่างๆ ต้องการความรวดเร็ว ความคล่องตัว การเดินทางโดยเครื่องบินจึงมีความจำเป็นและเห็นสมควรให้เปิดการบินพาณิชย์ขึ้น โดยการให้มีการพัฒนาสนามบินขอนแก่นที่เดิมแต่ไม่เหมาะสมที่จะขยายปรับปรุง อีกทั้งอยู่ในเขตชุมชนจะทำให้ขยายตัวเมืองไม่ได้ ประกอบกับส่วนราชการต่างๆ ของจังหวัดก็มีความจำเป็น ไม่มีที่ปลูกที่ทำการจึงได้ให้จังหวัดขอนแก่นจัดหาที่ดินแห่งใหม่เพื่อทำการก่อสร้างสนามบินใหม่ทดแทนสนามบินเดิม โดยมีข้อตกลงระหว่างกระทรวงมหาดไทยและกระทรวงกลาโหม (โดยกองทัพอากาศ) ในที่สุดก็เลือกได้ที่ดินซึ่งเป็นที่สาธารณะ ตั้งอยู่ห่างจากตัวเมืองไปทางทิศตะวันตกประมาณ 8 กิโลเมตร และเป็นที่เหมาะสมที่จะสร้างสนามบิน

ในปี พ.ศ. 2505 สำนักงานการขนส่งทางบก กรมการขนส่ง กระทรวงคมนาคม ได้เป็นส่วนราชการที่รับผิดชอบในการก่อสร้างสนามบินขอนแก่นขึ้นใหม่ โดยเริ่มปลูกสร้างคือ อาคารที่ทำการและที่พักผู้โดยสารชั่วคราว (ลักษณะเป็นเรือนไม้) โรงเก็บเครื่องบินท่าอากาศยานไฟฟ้า โรงจอดรถยนต์ ทางวิ่งเครื่องบินมีขนาด $30 \times 1,000$ เมตร ลานจอดขนาด 60×90 เมตร พื้นที่ลาดยางแอสฟัลต์

เมื่อวันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2506 บริษัท เดินอากาศไทย จำกัด ปัจจุบันได้เปลี่ยนชื่อเป็น บริษัท การบินไทย จำกัด (มหาชน) ได้นำเครื่องบิน DAGOTA (D.C.3) บรรจุผู้โดยสาร 28 ที่นั่ง ทำการบินเส้นทางกรุงเทพฯ -ขอนแก่น -อุดร -นครพนม -อุบลราชธานี -กรุงเทพฯ เพื่อดำเนินกิจการขนส่งผู้โดยสาร สินค้าและไปรษณียภัณฑ์ ซึ่งเป็นเส้นทางทำการบินมายังจังหวัดขอนแก่นเป็นครั้งแรก ตั้งแต่บัดนั้นเป็นต้นมา



ท่าอากาศยานขอนแก่นได้ประกาศเป็นสนามบินอนุญาตตามพระราชบัญญัติการเดินอากาศ เมื่อวันที่ 14 สิงหาคม 2506 และต่อมาประกาศเป็นท่าอากาศยานศุลกากร เมื่อวันที่ 26 สิงหาคม 2534



ภาพประกอบที่ 2.9 ท่าอากาศยานขอนแก่น
ที่มา : วิกีพีเดีย (2558: เว็บไซต์)



2.2 ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์

2.2.1 ตัวแบบเกรย์ (Grey Model : GM)

ตัวแบบการพยากรณ์เกรย์ ซึ่งเป็นหนึ่งในการวิธีการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา โดยพัฒนา มาจากทฤษฎีระบบเกรย์ (Grey System Theory) เป็นตัวแบบที่นำมาใช้ในการหาแนวโน้มของค่า พยากรณ์ ค้นพบโดย นักคณิตศาสตร์ชาวจีน Deng ในปี ค.ศ. 1982 ได้นำเสนอแบบจำลอง Grey Model (GM) โดยหลักการของแบบจำลอง GM คือศึกษาข้อมูลไม่ต่อเนื่อง ตัวแบบการแจกแจง ไม่แน่นอน เช่น ข้อมูลทางการแพทย์ ข้อมูลทางการเกษตร ข้อมูลทางวิศวกรรม ข้อมูลทางเศรษฐศาสตร์ ข้อมูลทางการตลาด นำข้อมูลมาสร้างการพยากรณ์โดยแบบจำลองนี้ และในปีต่อ ๆ มาทฤษฎีเกี่ยวกับ แบบจำลอง GM ได้ถูกพัฒนาอย่างต่อเนื่องและเป็นที่นิยมใช้กันอย่างกว้างขวาง เนื่องจากแบบ GM มีขั้นตอนในการคำนวณ จะพิจารณาค่าข้อมูลเริ่มต้นมาโดย มาสร้างเมตริกซ์และนำไปหาตัวประมาณ พารามิเตอร์ และที่สำคัญ คือ จำนวนข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ไม่ต้องมีจำนวนมาก แบบจำลองที่นิยมคือ GM(1,1) เป็นตัวแบบที่นิยมมาก ซึ่งมาจาก แบบจำลอง GM (n,h) เมื่อ n แทนจำนวนตัวแปรสุ่มที่ศึกษา และ h แทนจำนวนครั้งของการหาปริพันธ์ ดังนั้นจึงสนใจต่อการนำแบบจำลอง GM(1,1) มาใช้ในการ การพยากรณ์

สำหรับขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง GM(1,1) มีขั้นตอนดังนี้
 ขั้นตอนที่ 1 สร้างลำดับให้กับข้อมูลดั้งเดิม (Original data) ดังนี้

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (2.1)$$

ขั้นตอนที่ 2 หาผลรวมสะสมข้อมูลดั้งเดิม และตั้งเป็นตัวแปรใหม่ ดังนี้

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (2.2)$$

$$\text{เมื่อ} \quad x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (2.3)$$

เรียก $x^{(1)}(k)$ ว่า ผลรวมสะสมของข้อมูลดั้งเดิม $x^{(0)}(k)$ หรือแทนด้วย 1-AGO (Accumulated Generating Operation of $x^{(0)}(k)$)



ขั้นตอนที่ 3 หา Background Value โดยใช้ ลำดับของค่ากลางและการหาอนุพันธ์ของลำดับข้อมูล ดังนี้

การหาสมการอนุพันธ์ของแบบจำลอง GM (1,1) ดังนี้

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (2.4)$$

ผลของการหาอนุพันธ์ของฟังก์ชัน จะได้ $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ เมื่อ a และ b เป็นค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์การปรับปรุง (Developing Coefficient) และ b คือค่า grey input

ประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้งสองตัวด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square Method) ดังนี้

$$[a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y_n$$

เมื่อ $Y_n = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]$ และ $B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}$ (2.5)

จากสมการที่ (2.5) สามารถคำนวณ background value ได้ดังนี้

$$z^{(1)}(k+1) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k+1)), \quad k=1, 2, 3, \dots, n-1 \quad (2.6)$$

ขั้นตอนที่ 4 การหาค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง GM(1,1)

หาค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง GM(1,1) จาก

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak} + \frac{b}{a}$$

ปรับสมการใหม่ได้ดังนี้

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = x^{(1)}(k+1) - x^{(2)}(k) = (1 - e^a) \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak}, \quad k=1, 2, 3, \dots, n-1 \quad (2.7)$$



2.2.2 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins method)

วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box et al., 1994) เป็นวิธีการพยากรณ์ที่ใช้ได้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่เป็นสเตชันนารีหรือข้อมูลอนุกรมเวลาที่ถูกลดให้เป็นสเตชันนารี ตัวแบบการพยากรณ์ที่กำหนดให้กับข้อมูลอนุกรมเวลาจะอยู่ในตัวแบบ ARIMA (p,d,q) หรือ SARIMA (P,D,Q)_L (Seasonal integrated autoregressive and moving average) เนื่องจากการพิจารณาลักษณะของอนุกรมเวลาเป็นตัวแบบพยากรณ์ที่มีการคำนึงถึงความผันแปรตามฤดูกาลซึ่งเป็นส่วนประกอบที่สำคัญ โดยมีตัวแบบทั่วไป คือ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average โดยถือว่าข้อมูลที่เกิดขึ้นตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป มีลักษณะการเกิดที่เป็นไปตามกฎความน่าจะเป็น ซึ่งการวิเคราะห์อนุกรมเวลาโดยวิธีนี้ ลักษณะของอนุกรมเวลาต้องเป็นอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติสเตชันนารี (Stationary Time Series) เท่านั้นกรณีที่มีอนุกรมเวลาไม่มีคุณสมบัติสเตชันนารี จะต้องแปลงอนุกรมเวลาดังกล่าวให้มีคุณสมบัติสเตชันนารีโดยการหาผลต่างของค่าสังเกตที่อยู่ติดกัน หรือหาลอการิทึมของค่าสังเกตในอนุกรมเวลานั้น (มุกดา แม่นมินทร์, 2549)

2.2.2.1 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit Root test or Stationary test)

การทดสอบ Unit Root โดยใช้การทดสอบ DF (Dickey – Fuller Test) และการทดสอบ ADF (Augmented Dickey – Fuller Test) (Dickey-Fuller, 1981) ซึ่งพัฒนามาจาก DF (Dickey – Fuller Test) มาใช้เพื่อแก้ปัญหา Serial Correlation ในค่าความคลาดเคลื่อน ε_t ในการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งหรือไม่โดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ T-Test หรือ F-Test ที่คำนวณได้กับค่าวิกฤต โดยที่ ADF (Augmented Dickey – Fuller Test) มีสมมุติฐานดังนี้

$H_0 : \theta = 0$ คือ อนุกรมเวลามีลักษณะไม่นิ่ง หรือกล่าวคือ มี Unit Root

$H_0 : \theta < 0$ คือ อนุกรมเวลามีลักษณะนิ่ง หรือกล่าวคือ ไม่มี Unit Root

2.2.2.2 ขั้นตอนในการสร้างสมการพยากรณ์ คือ

ขั้นที่ 1 กำหนดตัวแบบ (Identification)

กำหนดให้ ... Y_t	ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t
δ	ค่าคงที่
$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$	พารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟ (Autoregressive Parameter)
$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$	พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Parameter)
ε_t	ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t มีการแจกแจงแบบปกติ ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ค่าความแปรปรวนเท่ากับ σ^2



3) ตัวแบบเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Model)

ตัวแบบเฉลี่ยเคลื่อนที่ (MA(q)) คือ ตัวแบบ MA แสดงให้เห็นว่าข้อมูลอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับความคลาดเคลื่อนในปัจจุบันและความคลาดเคลื่อนของความล่าช้าอันดับ q ซึ่งสามารถนำมาเขียนในรูปสมการได้ดังนี้

$$Y_t = \phi_0 + e_t - \phi_1 e_{t-1} - \phi_2 e_{t-2} + \dots + \phi_q e_{t-q} \quad (2.11)$$

โดยที่ ϕ_0 = ค่าคงที่
 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ = ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรล่าช้า
 $e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-q}$ = ตัวแปรล่าช้าของค่าความคลาดเคลื่อน
 e_t = ค่าความคลาดเคลื่อน

4) ตัวแบบอัตถถดถอยผสมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Autoregressive Moving Average Model : ARMA (p,q))

เมื่อนำความสัมพันธ์ระหว่าง AR และ MA มารวมกัน ก็จะได้ตัวแบบระบบใหม่ที่เรียกว่า ARMA ซึ่งในกรณีที่ข้อมูลมีลักษณะนิ่ง (stationary) ตัวแบบของ ARIMA(p,d,q) จะมีตัวแบบเป็น ARIMA(p,0,q) ซึ่งเหมือน ARMA(p,q) โดยสามารถเขียนในตัวแบบจำลองได้ดังนี้

$$Y_t = \delta_0 + \delta_1 Y_{t-1} + \delta_2 Y_{t-2} + \dots + \delta_p Y_{t-p} + e_t - \phi_1 e_{t-1} - \phi_2 e_{t-2} + \dots + \phi_q e_{t-q} \quad (2.12)$$

ในกรณีที่ข้อมูลไม่นิ่ง (Non-stationary) ตัวแบบของแบบจำลอง ARIMA(p,d,q) จะมีลักษณะดังนี้

$$\Delta^d Y_t = \delta_0 + \delta_1 \Delta^d Y_{t-1} + \delta_2 \Delta^d Y_{t-2} + \dots + \delta_p \Delta^d Y_{t-p} + e_t - \phi_1 e_{t-1} - \phi_2 e_{t-2} + \dots + \phi_q e_{t-q}$$

โดยที่ Δ^d = อันดับผลต่างของข้อมูล

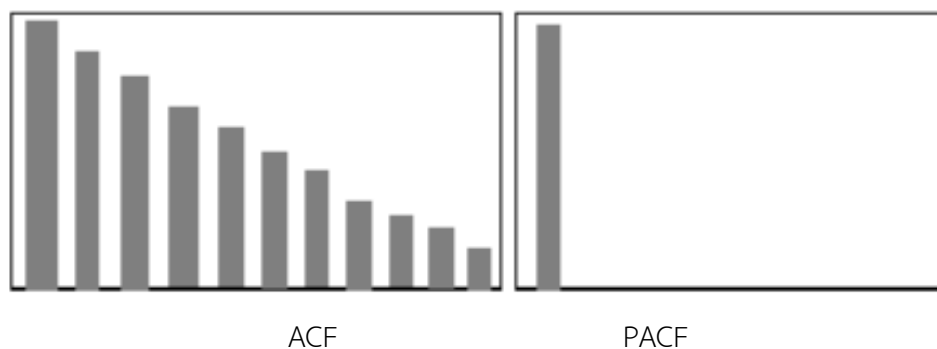


การกำหนดลำดับชั้น p , q ในแบบจำลอง (Identifying the Dependence Order of Model) ขั้นตอนนี้เป็นการระบุว่าแบบจำลองนี้ควรมี Autoregressive (p) เท่าใด Differencing (d) ที่ลำดับเท่าใด และ Moving Average (q) เท่าใด โดยพิจารณาจาก ACF และ PACF ซึ่งอาจจะใช้ตารางดังต่อไปนี้พิจารณาร่วม

ตารางที่ 2.1 แสดงการพิจารณากราฟ ACF และ PACF

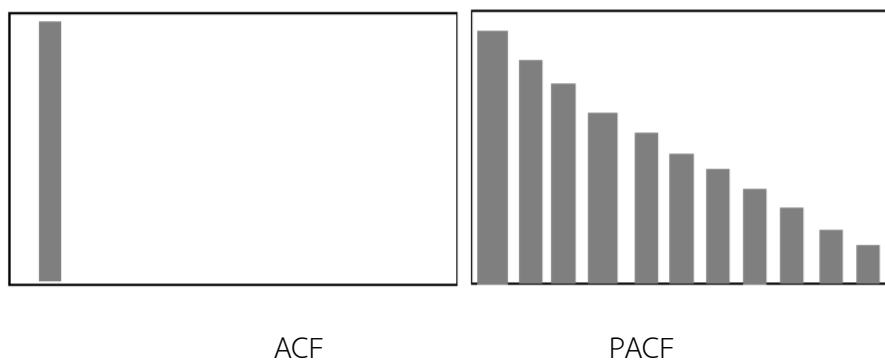
ชนิดแบบจำลอง	ตัวแบบ ACF	ตัวแบบ PACF
AR (p)	ลู่โค้งเข้าหาแกน (Tails Off)	เกิดค่าที่ชัดเจนเพียง p แล้วหายไป (Cut Off After Lag p)
MA (q)	เกิดค่าที่ชัดเจนเพียง q แล้วหายไป (Cut Off After Lag q)	ลู่โค้งเข้าหาแกน (Tails Off)
ARMA (p, q)	ลู่โค้งเข้าหาแกน (Tails Off)	ลู่โค้งเข้าหาแกน (Tails Off)

ที่มา : Gujarati (2003)



ภาพประกอบที่ 2.10 ตัวอย่างการเกิดแบบจำลอง AR (1)

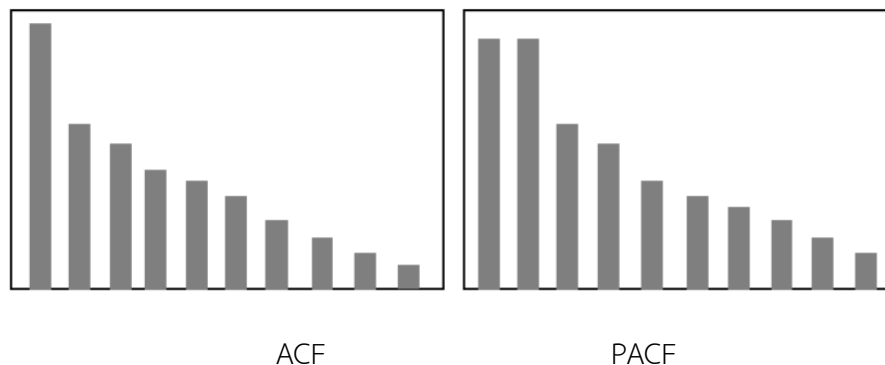
ที่มา : นิภาพร ลีมงคลสวัสดิ์ (2552 : 30)



ภาพประกอบที่ 2.11 ตัวอย่างการเกิดแบบจำลอง MA (1)

ที่มา : นิภาพร ลีมงคลสวัสดิ์ (2552 : 30)





ภาพประกอบที่ 2.12 ตัวอย่างการเกิดแบบจำลอง ARMA (p,q)
ที่มา : นิภาพร ลิ้มกุลสวัสดิ์ (2552 : 30)

5) ตัวแบบ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model: SARIMA(p,d,q) (P,D,Q)_s (มุกดา แม้นมินทร์, 2549) แสดงดังสมการต่อไปนี้

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_P B^{Ps})(1 - B)^d (1 - L)^D Y_t \quad (2.13)$$

$$= (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)(1 - \Theta_Q B^{Qs}) a_t$$

โดยที่

$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$	แทน	การถดถอยด้วยตัวเองแบบไม่มีฤดูกาล AR(p)
$(1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_P B^{Ps})$	แทน	การถดถอยด้วยตัวเองแบบมีฤดูกาล AR(P)
$(1 - B)^d$	แทน	อันดับของผลต่างแบบไม่มีฤดูกาล
$(1 - L)^D$	แทน	อันดับของผลต่างแบบมีฤดูกาล
$(1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$	แทน	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีฤดูกาล MA(q)
$(1 - \Theta_Q B^{Qs})$	แทน	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาล MA(Q)
Y_t	แทน	อนุกรมเวลา ณ เวลา t
a_t	แทน	ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t



ขั้นที่ 2 การประเมินตัวแบบที่มีความเหมาะสม

การประเมินแบบจำลองที่มีความเหมาะสม เพื่อนำมาใช้ประกอบการตัดสินใจ สามารถพิจารณาจากค่าสถิติดังต่อไปนี้

1. Schwarz's Bayesian Information Criterion (SBC หรือ BIC) คือ วิธีการปรับวัดได้อย่างดี (Goodness of fit) เป็นวิธีที่ประยุกต์คล้ายกับ Akaike Information Criterion (AIC) การพิจารณาค่า BIC มีค่าน้อยเท่าใด แสดงว่าแบบจำลองนั้นใช้เป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้อย่างเหมาะสม ซึ่งมีรูปแบบสมการดังนี้

$$BIC = \log\left(\frac{\sum \hat{u}_i^2}{n}\right) + \left(\frac{2k \log n}{n}\right) \quad (2.14)$$

ขั้นที่ 3 การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameter Estimation)

การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบจะใช้การวิเคราะห์ตัวเลข (Numerical Analysis) ซึ่งจะต้องประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด โดยค่าประมาณที่เลือกจะต้องทำให้ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อน ($\sum e_t^2$) มีค่าต่ำที่สุด

ขั้นที่ 4 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ (Diagnostic Checking)

ต้องมีการตรวจสอบว่าตัวแบบที่เลือกไว้มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาหรือไม่ โดยใช้การทดสอบวิธีของบ็อกซ์และเพียซ (Box-Pierce Test) ซึ่งเป็นการทดสอบว่า

$$H_0: \rho_1(e_t) = \rho_2(e_t) = \dots = \rho_m(e_t) = 0$$

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

โดยใช้ตัวทดสอบสถิติ คือ $Q = n \sum_{k=1}^m r_k^2(e_t)$ (2.15)

กำหนดให้ ... n ขนาดของอนุกรมเวลา

m lag สูงที่สุดที่ต้องการทดสอบ

n_p จำนวนพารามิเตอร์ที่ประมาณขึ้นในตัวแบบ

จะยอมรับ H_0 เมื่อ $Q < \chi_{\alpha, (m-n_p)}^2$ แสดงว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เป็นอิสระกัน หรือ ตัวแบบที่กำหนดเหมาะสมดีแล้ว

จากค่า Q - Statistic ของตัวแบบมีการแจกแจงแบบ Chi-Square ที่มีดีกรีเท่ากับ m ซึ่งอยู่ภายใต้ข้อสมมุติฐานว่าง : H_0 คือ ค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการประมาณมีลักษณะเป็น White Noise คือ ตัวแบบที่ได้ไม่มีอัตสหสัมพันธ์ ถ้าตัวแบบที่ได้ไม่มีอัตสหสัมพันธ์ให้ใช้ตัวแบบนี้ไปพยากรณ์ หรือ e_t มีการกระจายแบบปกติ (Normal Distribution) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และมีค่าความแปรปรวนเท่ากับ $\sigma^2 I[e_t \sim NID(0, \sigma^2 I)]$ แสดงว่า e_t มีลักษณะปราศจากอัตสหสัมพันธ์ (Non-Autocorrelation) แต่ถ้าหากตัวแบบมีอัตสหสัมพันธ์ให้กลับไปกำหนดรูปแบบตามขั้นตอนที่ 1 ใหม่ เพื่อกำหนดรูปแบบของตัวแบบใหม่



ขั้นที่ 5 การพยากรณ์ (Forecasting)

วิธีนี้จะให้สมการพยากรณ์ที่จะใช้ในการหาค่าพยากรณ์ล่วงหน้าได้หลายช่วงเวลา โดยส่วนใหญ่ค่าพยากรณ์ที่ได้จากสมการพยากรณ์หากเป็นการพยากรณ์ระยะยาวค่าพยากรณ์นั้นจะใช้สาระจากข้อมูลจริงน้อยลง และความแม่นยำจากการพยากรณ์ก็จะมีค่าน้อยลง

2.2.3 การแปลงข้อมูลโดยวิธี Box-Cox transformation

เมื่อพบว่าข้อมูลมีการแจกแจงที่ไม่ปกติหรือมีความแปรปรวนไม่คงที่ไม่เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นในการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins method) การเลือกตัวแบบการแปลงข้อมูลมีความยุ่งยาก Box และ Cox (1964) จึงได้ค้นสูตรการแปลงข้อมูล โดยจัดให้อยู่ในตัวแบบของการยกกำลังของ Y หรือ Y^λ โดยที่ λ เป็นพารามิเตอร์ที่ใช้ในการกำหนดตัวแบบการแปลงดังนี้

$$\lambda = -1.0 \text{ คือ } Y' = \frac{1}{Y}$$

$$\lambda = -0.5 \text{ คือ } Y' = \frac{1}{\sqrt{Y}}$$

$$\lambda = 0.0 \text{ คือ } Y' = \ln(Y)$$

$$\lambda = 0.5 \text{ คือ } Y' = \sqrt{Y}$$

$$\lambda = 1.0 \text{ คือ } Y' = Y \text{ (ไม่มีการแปลงข้อมูล)}$$

$$\lambda = 2.0 \text{ คือ } Y' = Y^2$$

แนวคิดของวิธีการนี้ คือ การสร้างสมการถดถอยโดยวิธีความน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood method) ในการประมาณค่า λ และทำการเลือกค่าโดยพิจารณาจาก λ ที่ให้ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (SSE) ที่ต่ำ หาก λ ใดให้ค่า SSE ที่ต่ำที่สุด เป็น λ ที่เหมาะสมที่สุด เนื่องจากการใช้ค่า λ ที่แตกต่างกันจะให้ค่า Y มีหน่วยที่แตกต่างกันทำให้ SSE ที่ได้จากสมการถดถอยนั้น ๆ ไม่สามารถนำมาเปรียบเทียบกันได้ดังนั้นจึงต้องแปลงค่า Y ให้อยู่ในรูปเดียวกัน ($Y^{(\lambda)}$) ดังนี้

$$Y^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{Y^\lambda - 1}{\lambda Y^{\lambda-1}}, & \lambda \neq 0 \\ Y \ln(Y), & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.16)$$

$$\text{โดยที่ } Y = \ln^{-1} \left[\frac{\sum \ln(Y)}{n} \right]$$

จากนั้นนำค่า $Y^{(\lambda)}$ ที่ได้มาสร้างสมการถดถอยกับตัวแปรอิสระเพื่อหาค่า SSE แล้วเปรียบเทียบเพื่อหาค่า SSE ที่ต่ำที่สุด การคำนวณด้วยมือจะยุ่งยาก และเสียเวลามาก ในการศึกษาครั้งนี้จึงได้นำข้อมูลมาวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม R-Studio ที่ช่วยในการหาค่า λ ที่เหมาะสมพร้อมทั้งแปลงข้อมูลโดยใช้ค่า λ นั้นเพื่อใช้ในการพยากรณ์ต่อไป



2.2.4 การปรับปรุงการพยากรณ์ด้วย Fourier residual modification

อนุกรมฟูรีเยร์ (Fourier series)

สมมติให้ f เป็นฟังก์ชันซึ่งสามารถอินทิเกรตได้ในช่วง $[-L, L]$ โดยต้องการให้ฟังก์ชันดังกล่าวสามารถเขียนได้ในรูปของอนุกรมอนันต์ของฟังก์ชันตรีโกณมิติต่อไปนี้

$$f(x) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \left[a_n \cos\left(\frac{n\pi}{L}x\right) + b_n \sin\left(\frac{n\pi}{L}x\right) \right] \quad (2.17)$$

โดยที่ $a_0, a_1, \dots, b_1, b_2, \dots$ ค่าคงที่ซึ่งทำให้สมการ (2.17) เป็นจริง

หากสังเกตจะเห็นได้ว่าสมการ (2.17) เป็นการรวมเชิงเส้น (Linear combination) ของฟังก์ชัน \sin และ \cosine ซึ่งเป็นฟังก์ชันแบบคาบซึ่งมีคาบพื้นฐานเท่ากับ 2π อย่างไรก็ตามฟังก์ชันซึ่งเขียนในรูปของอนุกรมฟูรีเยร์ดังสมการที่ (2.17) จะมีคาบพื้นฐานเท่ากับ $2L$ โดย L คือ ระยะเวลาครึ่งคาบ (half period) ของฟังก์ชัน $f(x)$

สำหรับค่าคงที่ $a_0, a_1, \dots, b_1, b_2, \dots$ ในสมการ (2.17) สามารถคำนวณหาได้โดยอาศัยคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก (Orthogonality) ของฟังก์ชัน \sin และ \cosine โดยแสดงได้ดังสูตรของออยเลอร์ (Euler formula) ดังนี้

$$a_0 = \frac{1}{2L} \int_{-L}^L f(x) dx \quad (2.18)$$

$$a_n = \frac{1}{L} \int_{-L}^L f(x) \cos \frac{n\pi x}{L} dx, \quad n = 1, 2, \dots \quad (2.19)$$

$$b_n = \frac{1}{L} \int_{-L}^L f(x) \sin \frac{n\pi x}{L} dx, \quad n = 1, 2, \dots \quad (2.20)$$

การปรับปรุงความแม่นยำของการตัวแบบ $GM(1, 1)$ หรือ SARIMA ด้วยอนุกรมฟูรีเยร์ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางและในการนำไปใช้ในการปรับค่าความคลาดเคลื่อนของทฤษฎีเกรย์มีขั้นตอนดังนี้

- 1) นำค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดจาก ตัวแบบ $GM(1, 1)$ หรือ SARIMA กำหนดเป็น $\hat{x}^{(0)}(k)$ และนำมาสร้างลำดับของความคลาดเคลื่อน $r^{(0)}(k)$
- 2) สร้าง $r^{(0)}(k)$ โดยใช้อนุกรมฟูรีเยร์ จากสมการ

$$r^{(0)}(k) = \frac{1}{2} a_{(0)} + \sum_{i=1}^z \left[a_i \cos\left(\frac{2\pi i}{T}(k)\right) + b_i \sin\left(\frac{2\pi i}{T}(k)\right) \right] \quad (2.21)$$

โดยที่ $k = 2, 3, 4, \dots, n$, $T = n - 1$ และ $z = \left(\frac{n-1}{2}\right) - 1$



3) $Y = PC$ หาค่า $C = (P^T P)^{-1} P^T Y$ ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด
เมื่อกำหนดให้

$$P = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \cos\left(2\frac{2\pi}{T}\right) & \sin\left(2\frac{2\pi}{T}\right) & \cos\left(2\frac{2\pi 2}{T}\right) & \sin\left(2\frac{2\pi 2}{T}\right) & \cdots & \cos\left(2\frac{2\pi z}{T}\right) & \sin\left(2\frac{2\pi z}{T}\right) \\ \frac{1}{2} & \cos\left(3\frac{2\pi}{T}\right) & \sin\left(3\frac{2\pi}{T}\right) & \cos\left(3\frac{2\pi 2}{T}\right) & \sin\left(3\frac{2\pi 2}{T}\right) & \cdots & \cos\left(3\frac{2\pi z}{T}\right) & \sin\left(3\frac{2\pi z}{T}\right) \\ \frac{1}{2} & \cos\left(n\frac{2\pi}{T}\right) & \sin\left(n\frac{2\pi}{T}\right) & \cos\left(n\frac{2\pi 2}{T}\right) & \sin\left(n\frac{2\pi 2}{T}\right) & \cdots & \cos\left(n\frac{2\pi z}{T}\right) & \sin\left(n\frac{2\pi z}{T}\right) \end{bmatrix}$$

$$C = [a_0, a_1, b_1, a_2, b_2, \dots, a_z, b_z]^T$$

$$Y = [r^{(0)}(2), r^{(0)}(3), r^{(0)}(4), \dots, r^{(0)}(n)]^T, k = 2, 3, 4, \dots, n$$

4) เมื่อได้ ค่า C แล้วนำไปแทน ในสมการที่ 2.17 เพื่อให้ได้ค่า $\hat{r}^{(0)}(k)$

5) การหาค่าพยากรณ์

เมื่อตัวแบบพยากรณ์ GM (1, 1) หรือ SARIMA ที่ได้ทำการปรับปรุงประสิทธิภาพด้วยวิธีการ Fourier residual modification แล้ว จะกำหนดด้วยตัวแบบ FGM (1, 1) หรือ FSARIMA เพื่อใช้ในการพยากรณ์ โดยหาค่าพยากรณ์ FGM (1, 1) หรือ FSARIMA ได้ดังสมการ

$$\begin{cases} \hat{x}_f^{(0)}(1) = \hat{x}^{(0)}(1) \\ \hat{x}_f^{(0)}(k) = \hat{x}^{(0)}(k) + \hat{r}^{(0)}(k), k = 2, 3, 4, \dots, n \end{cases} \quad (2.21)$$

2.2.5 เกณฑ์การพิจารณาค่าพยากรณ์ที่เหมาะสม

ในการพิจารณาแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์นั้น เราสามารถพิจารณาความแตกต่างระหว่างค่าที่แท้จริงกับค่าพยากรณ์ หรือที่เราเรียกว่า “ค่าความคลาดเคลื่อน (residuals)” ซึ่งมีตัวแบบสมการดังนี้

$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t \quad (2.23)$$

โดยที่ e_t = ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ในช่วงเวลา t

Y_t = ค่าของข้อมูลจริงในช่วงเวลา t

\hat{Y}_t = ค่าที่พยากรณ์ในช่วงเวลา t

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ซึ่งสามารถหาได้จากนำค่าความผิดพลาดที่แท้จริงในแต่ละช่วงเวลาหารด้วยข้อมูลจริงในช่วงเวลานั้น และเฉลี่ยความผิดพลาดที่แท้จริงเป็นร้อยละ ซึ่งมีตัวแบบสมการในการพิจารณาดังนี้

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \% \quad (2.24)$$

โดยที่ Y_t = ค่าของข้อมูลจริงในช่วงเวลา t

\hat{Y}_t = ค่าที่พยากรณ์ในช่วงเวลา t



ทั้งนี้ จะต้องพิจารณาว่าค่าพยากรณ์ใดที่ให้ค่าสถิติต่างๆ ดังกล่าวที่กล่าวมาข้างต้นนั้นต้องมีค่าต่ำสุด เพื่อให้ค่าความแม่นยำในการพยากรณ์สูงสุด

ตารางที่ 2.2 เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพและความแม่นยำของตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์

เกณฑ์ MAPE %	ผลการประเมิน
$MAPE \leq 10 \%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก
$10 \% < MAPE \leq 20 \%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำสูง
$20 \% < MAPE \leq 50 \%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำพอใช้
$MAPE > 50 \%$	ค่าพยากรณ์ไม่มีความแม่นยำ

อ้างอิงตามเกณฑ์ของ (Lewis, 1982)

2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.3.1 งานวิจัยในประเทศ

มานพ เตชะธนสมบัติ (2545) ทำการศึกษาปริมาณผู้โดยสารรายเดือนโดย เครื่องบิน รถประจำทาง และรถไฟ ระหว่างเชียงใหม่กับกรุงเทพมหานคร โดยการ สร้างแบบจำลองพยากรณ์ ปริมาณผู้โดยสารในระบบขนส่งทั้ง 3 ประเภท ในรูปของสมการ ถดถอยเพื่อศึกษาถึงปัจจัยที่มีอิทธิพล ต่อการเดินทางและการตัดสินใจเลือก ตัวแบบในการเดินทางของผู้โดยสารและการวิเคราะห์อนุกรมเวลา ของ Box-Jenkins เนื่องจากข้อมูลการเดินทางรายเดือนของผู้โดยสารมีลักษณะเป็นอนุกรมเวลาที่มีการ เปลี่ยนแปลงตามเวลา แนวโน้มและฤดูกาล เนื่องจากการวิเคราะห์การถดถอยกับ ข้อมูลที่มีการ เปลี่ยนแปลงของเวลาและฤดูกาลเพียงอย่างเดียวไม่เหมาะสม และการวิเคราะห์อนุกรมเวลา เพียงอย่างเดียวก็ไม่สามารถอธิบายพฤติกรรม การเดินทางของผู้โดยสารได้ ดังนั้นจึงได้ใช้วิธีรวมการ วิเคราะห์การถดถอย และการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเข้าด้วยกัน เพื่อหาความสัมพันธ์ของตัวแปรที่มี อิทธิพลต่อการเดินทางและพยากรณ์ปริมาณการเดินทางของผู้โดยสารในอนาคต ในการสร้าง แบบจำลองได้ใช้ข้อมูลสถิติการเดินทางรายเดือนของผู้โดยสาร เครื่องบิน รถประจำทาง และรถไฟ ระหว่างเชียงใหม่กับกรุงเทพมหานครในปี พ.ศ. 2535-2542 โดยการวิเคราะห์ภาพรวมการเดินทางของ ระบบขนส่ง วิเคราะห์แยกประเภท ชั้นโดยสาร และวิเคราะห์แยกทิศทางการเดินทาง จากการวิเคราะห์ อนุกรมเวลาจะได้ แบบจำลองพยากรณ์ปริมาณผู้โดยสาร เช่น แบบจำลองพยากรณ์ปริมาณผู้โดยสาร รายเดือนเครื่องบิน รถประจำทาง และรถไฟ จากกรุงเทพฯ ไปเชียงใหม่อยู่ในรูป $ARIMA(1,0,0) \times (2,1,0)_{12}$ $ARIMA(1,0,1) \times (1,0,1)_{12}$ และ $ARIMA(1,0,0) \times (0,1,0)_{12}$ ตามลำดับ และจาก เชียงใหม่ไปกรุงเทพฯ อยู่ในรูป $ARIMA(1,0,1) \times (0,1,1)_{12}$ $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,0)_{12}$ และ $ARIMA(1,0,0) \times (0,1,0)_{12}$ ตามลำดับ และจากการวิเคราะห์การถดถอยพบว่าจำนวน ผู้โดยสารมีความสัมพันธ์กับ ราคาค่าโดยสาร ระยะเวลาในการเดินทาง อัตราส่วน ราคาค่าโดยสาร และความแตกต่างของระยะเวลา ในการเดินทาง รวมทั้งระดับรายได้ ผลผลิตจังหวัดและจำนวนประชากรมีผลต่อปริมาณผู้โดยสาร



เมื่อรวมการ วิเคราะห์การถดถอยและวิเคราะห์อนุกรมเวลาเข้าด้วยกันจะได้แบบจำลองที่สามารถพยากรณ์ปริมาณผู้โดยสารและสามารถทดสอบนโยบายที่จะใช้ดึงดูดผู้โดยสารให้มาใช้ บริการให้มากขึ้นได้

อัญมณี ทะเสนฮอด (2552) ทำการศึกษาการคาดการณ์แนวโน้มปริมาณผู้โดยสารระหว่างประเทศในอนาคต แยกตามภูมิภาคโดยท่าอากาศยานหลักหรือท่าอากาศยานสากลกรุงเทพ ครอบคลุม 8 ภูมิภาคและท่าอากาศยานภูมิภาคที่มีการบริการเที่ยวบินระหว่างอย่างต่อเนื่องยาวนาน คือ ท่าอากาศยานภูเก็ตและท่าอากาศยานเชียงใหม่ เทคนิคในการพยากรณ์คือ เทคนิคอนุกรมเวลาและเทคนิค Causal method โดยเทคนิคอนุกรมเวลาใช้ตรวจจับแบบแผนการเคลื่อนไหวข้อมูลในระดับรวม พบว่า ข้อมูลปีล่าสุดมีผลต่อค่าพยากรณ์สูงมาก นอกจากนี้ตัวแบบแนวโน้มผู้โดยสารมีลักษณะเชิงเส้นและเชิงเส้นโค้ง และเทคนิค Causal method ใช้ปัจจัยที่มีอิทธิพลในการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคการถดถอยในการวิเคราะห์ข้อมูลประเภท Panel ซึ่งเป็นการตรวจสอบลักษณะเฉพาะของประเทศในภูมิภาคพบว่า แบบจำลอง Fixed-effect มีความน่าเชื่อถือมากกว่าแบบจำลอง Random-effect สำหรับขนาดพารามิเตอร์ของตัวแปร real GDP per capita มีค่าสูงกว่าตัวแปรจำนวนประชากร ในการคัดเลือกแบบจำลองการพยากรณ์ซึ่งพิจารณาจากผลการทดสอบหลังการพยากรณ์ และการเปรียบเทียบค่าวัดความถูกต้องพบว่า แบบจำลอง Least square dummy variable (LSDV) มีความเหมาะสมมากกว่าเทคนิคอนุกรมเวลา และผลการทดสอบส่วนใหญ่พบว่า ตลาดในเอเชียให้ค่าพยากรณ์ที่ต่ำกว่าความเป็นจริง แต่ไม่แปรผันตามเวลา ขณะที่ทวีปออสเตรเลียและทวีปยุโรปให้ค่าพยากรณ์ที่ดีมากกว่าภูมิภาคอื่น การตรวจสอบผลลัพธ์การพยากรณ์จากผู้ประกอบการในอุตสาหกรรมพบว่า ควรมีการปรับอัตราการเติบโตเฉลี่ยเพิ่มขึ้น โดยเฉพาะภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ นอกจากนี้ผลกระทบจากความไม่สงบทางการเมือง จะส่งผลต่อการตัดสินใจเดินทางของผู้โดยสารค่อนข้างมาก แม้ว่าจะเป็นระยะสั้นก็ตาม นอกจากนี้การทำการบินระหว่างประเทศแบบประจำยังพบว่าท่าอากาศยานหลักครองสัดส่วนผู้โดยสารที่สูงมาก แนวโน้มการเติบโตมีความมั่นคงสูงและแปรปรวนน้อยกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับท่าอากาศยานภูมิภาค

อัมทิมา เขียมเข้ม (2554) ทำการศึกษาทดสอบจำนวนข้อมูลและคำนวณหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยด้วยตัวแบบการพยากรณ์เกรย์ กลุ่มตัวอย่างที่ใช้คือ ราคาปิดของดัชนีราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยรายวัน จำนวน 26 ดัชนี ตั้งแต่วันอังคารที่ 4 มกราคม พ.ศ. 2543 ถึง วันอังคารที่ 9 มิถุนายน พ.ศ. 2552 รวมทั้งสิ้น 2,313 วัน ผลการวิจัยพบว่า มีดัชนีราคาหลักทรัพย์จำนวน 19 ดัชนี ที่การใช้จำนวน 5 ข้อมูล ในการพยากรณ์ให้ผลแม่นยำที่สุด มีดัชนีราคาหลักทรัพย์จำนวน 3 ดัชนี ที่การใช้ข้อมูลจำนวน 4 ข้อมูลในการพยากรณ์ให้ผลแม่นยำที่สุด และมีดัชนีราคาจำนวน 2 ดัชนี ที่การใช้ข้อมูลจำนวน 6 ข้อมูล ในการพยากรณ์ให้ผลแม่นยำที่สุด และมีดัชนีราคาหลักทรัพย์จำนวน 2 ดัชนี ที่การใช้ข้อมูลจำนวน 7 ข้อมูลในการพยากรณ์ให้ผลแม่นยำที่สุด ในด้านค่าพารามิเตอร์ พบว่าค่าพารามิเตอร์ที่เท่ากับ 0.30 เป็นค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

ลักขณา เศรษฐะนันท์ และคณะ (2557) การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทย 2 วิธี คือ วิธีบอกซ์-เจนกินส์ และวิธีการของวินเตอร์ การเปรียบเทียบพิจารณาจากรากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลัง



สองเฉลี่ย (root mean square error, RMSE) และค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (mean absolute percent error, MAPE) ผลการวิจัยพบว่าการพยากรณ์โดยวิธีการของวินเตอร์ให้ค่า RMSE และ MAPE ต่ำกว่าวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ในทุกช่วงเวลา

พิราวรรณ หนูเสน และคณะ (2559) งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาเปรียบเทียบเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาสำหรับปริมาณการผลิต น้ำมันดิบในประเทศไทย โดยศึกษาวิธีพยากรณ์ 3 วิธี คือ วิธีแยกองค์ประกอบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีตัวแบบ พยากรณ์เกรย์ ซึ่งวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมจะพิจารณาจากค่าวัดความถูกต้อง 2 ค่า คือ ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ที่ต่ำที่สุด โดยข้อมูลที่ใช้คือ ปริมาณการผลิตรายเดือนของน้ำมันดิบตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2551 ถึงธันวาคม พ.ศ. 2556 ผลการวิจัยพบว่าอนุกรมเวลาของปริมาณการผลิตน้ำมันดิบมีลักษณะการเคลื่อนไหวของแนวโน้มแต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล และวิธี บ็อกซ์-เจนกินส์เหมาะกับการพยากรณ์ปริมาณการผลิตน้ำมันดิบมากที่สุดเพราะให้ค่าวัดความถูกต้องทั้ง 2 ค่า ต่ำ ที่สุด จากนั้นนำตัวแบบที่เหมาะสมมาหาช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าตั้งแต่ 1 ถึง 9 เดือน ผลการศึกษาพบว่าการ พยากรณ์ล่วงหน้าในระยะ 6 เดือน เหมาะสมที่สุด

2.3.1 งานวิจัยต่างประเทศ

Thanh-Lam Nguyen และคณะ (2013) การท่องเที่ยวเป็นกิจกรรมทางเศรษฐกิจได้รับการพิจารณาว่ามีความสมบูรณ์และสำคัญสำหรับประเทศ และเป็นหนึ่งในอุตสาหกรรมที่ใหญ่ที่สุดในหลายประเทศ เพื่อที่จะทำให้อุตสาหกรรมการท่องเที่ยวเติบโตอย่างมีเสถียรภาพการคาดการณ์ความต้องการของการท่องเที่ยวอย่างถูกต้องถือเป็นเรื่องที่สำคัญ แม้ว่าจะมีการศึกษาต่างๆ จำนวนมากในวิธีการและตัวแบบในการคาดการณ์ความต้องการการท่องเที่ยวไม่มีตัวแบบการพยากรณ์มาตรฐานที่สามารถนำมาใช้ในสถานการณ์ที่แตกต่างกันของอุตสาหกรรม ในการศึกษาครั้งนี้เป็นการใช้ตัวแบบการพยากรณ์ 2 ตัวแบบ คือ ARIMA และ Grey forecasting GM(1,1) และมีการปรับปรุงการพยากรณ์ด้วยตัวแบบวิธีการ Fourier residual modification ในการศึกษาความต้องการการท่องเที่ยวชาวเข้าในเวียดนามที่เรียกว่า FARIMA (2,1,1) (1,0,2)₁₂ และ FGM (1,1) ซึ่งให้ค่า MAPE ที่มีค่าต่ำมาก ได้แก่ 0.0055 และ 0.0105 ตามลำดับ ทั้งสองตัวแบบเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่ยอดเยี่ยมในการคาดการณ์ความต้องการของการท่องเที่ยวชาวเข้าในเวียดนาม โดยตัวแบบการพยากรณ์ FARIMA (2,1,1) (1,0,2)₁₂ จะดีที่สุด

Chia-Nan Wang and Van-Thanh Phan (2014) ทำการศึกษาการปรับปรุงความแม่นยำในการพยากรณ์ตัวแบบเกรย์ สำหรับการขนส่งสินค้าในพอร์ตทางการค้าระหว่างประเทศของเมืองเกาสยง จากปี 2013 - 2015 เพื่อใช้เป็นแนวทางสำหรับผู้จัดการของพอร์ตในการทำแผนการพัฒนาพอร์ตในอนาคต ข้อมูลทั้งหมดจะถูกเก็บรวบรวมจากกระทรวงคมนาคมและการสื่อสารของไต้หวัน พบว่าความคลาดเคลื่อนของ GM (1,1) จากการขนส่งสินค้าขาเข้าและขาออก มีค่าน้อยมาก โดยที่ค่า MAPE ของ การขนส่งสินค้าขาเข้าและขาออก มีค่า 4.566 และ 3.473 ตามลำดับ , ความคลาดเคลื่อนของ FRMGM (1,1) จากการขนส่งสินค้าขาเข้าและขาออก มีค่าน้อยมาก โดยที่ค่า MAPE ของการขนส่งสินค้าขาเข้าและขาออก มีค่าเป็นศูนย์ แสดงให้เห็นว่าทั้ง GM (1,1) และ FRMGM (1,1) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนของการขนส่งสินค้าขาเข้าและขาออก แต่ FRMGM (1, 1) เป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่ดีกว่า



บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในการศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบการพยากรณ์ 2 วิธี ได้แก่ วิธีตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) และวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) เพื่อให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการศึกษา ผู้วิจัยได้กำหนดวิธีการดำเนินการวิจัย ดังนี้

- 3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล
- 3.2 ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย
- 3.3 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล

3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ในการดำเนินการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีการเก็บรวบรวมข้อมูลเชิงปริมาณข้อมูลสถิติจำนวนของจำนวนผู้โดยสารแต่ละท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือทั้งสิ้น จำนวน 8 แห่ง ได้แก่

1. ท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี
2. ท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี
3. ท่าอากาศยานร้อยเอ็ด
4. ท่าอากาศยานบุรีรัมย์
5. ท่าอากาศยานเลย
6. ท่าอากาศยานสกลนคร
7. ท่าอากาศยานนครพนม
8. ท่าอากาศยานขอนแก่น

ซึ่งเป็นการเก็บรวบรวมข้อมูลจากข้อมูลสถิติจำนวนผู้โดยสารแต่ละท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ โดยขอข้อมูลจาก กรมการบินพลเรือน และบริษัท ท่าอากาศยานไทย จำกัด (มหาชน)



3.2 ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ซึ่งเป็นข้อมูลจำนวนของจำนวนผู้โดยสารสารขาเข้า ผู้โดยสารขาออก ของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือข้อมูลรายเดือน ย้อนหลังจำนวน 10 ปี ระหว่างปี ค.ศ. 2007 – ค.ศ. 2016 ของแต่ละท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ได้แก่

1. ท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี
2. ท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี
3. ท่าอากาศยานร้อยเอ็ด
4. ท่าอากาศยานบุรีรัมย์
5. ท่าอากาศยานเลย
6. ท่าอากาศยานสกลนคร
7. ท่าอากาศยานนครพนม
8. ท่าอากาศยานขอนแก่น

3.3 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล

การศึกษาวิจัยในครั้งนี้เป็นการนำข้อมูลอนุกรมเวลาของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยมาหาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ จะใช้ตัวแบบการพยากรณ์ 2 วิธี ได้แก่ ตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) , วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และทำการปรับปรุงสมการพยากรณ์ด้วยวิธี Fourier residual modificatio 3 ปี , 5 ปี และ 10 ปี ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้จำนวนของข้อมูลที่แตกต่างกัน ซึ่งดำเนินการตรวจสอบความแม่นยำและประสิทธิภาพความเหมาะสมของตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยาน ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยผ่านค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) โดยการวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลด้วยโปรแกรม R-Studio



3.3.1 วิธีการพยากรณ์ข้อมูลจำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยด้วยตัวแบบการพยากรณ์เกรย์ Grey Model (GM)

ตัวแบบการพยากรณ์เกรย์ มีขั้นตอนในการคำนวณที่เข้าใจง่ายและสะดวกต่อการใช้งาน ที่สำคัญคือจำนวนข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ไม่ต้องมีจำนวนมาก

ตัวแบบของแบบจำลอง GM (n,h) เมื่อ n แทนจำนวนตัวแปรสุ่มที่ศึกษา และ h แทนจำนวนครั้งของการหาปริพันธ์ ซึ่งแบบจำลอง GM(1,1) เป็นที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย เนื่องจากง่ายต่อความเข้าใจและไม่ยุ่งยากในการคำนวณ ดังนั้นนักคณิตศาสตร์จึงให้ความสนใจต่อการพัฒนาแบบจำลอง GM(1,1) ค่อนข้างมากในปัจจุบัน

สร้างลำดับให้กับข้อมูลดั้งเดิม (Original data) ดังนี้

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$$

เมตริกซ์ $x^{(0)}(0)$ คือ ข้อมูลจำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยในอดีตย้อนหลัง

$x^{(0)}(1)$ คือ ข้อมูลจำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ปี ค.ศ. 2007

$x^{(0)}(2)$ คือ ข้อมูลจำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยปี ค.ศ. 2008 ในลำดับถัดมา และต้องมีความต่อเนื่องกันของข้อมูลหาผลรวมสะสมข้อมูลจำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศในอดีต และตั้งเป็นตัวแปรใหม่

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$$

เรียก $x^{(1)}(k)$ ว่า ผลรวมสะสมของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศในอดีต

$x^{(0)}(k)$ หรือ แทนด้วย 1-AGO (Accumulated Generating Operation of $x^{(0)}(k)$)

หาค่ากลางและการหาอนุพันธ์ของลำดับข้อมูลจำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศ ผลของการหาอนุพันธ์ของฟังก์ชัน จะได้ $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ เมื่อ a และ b เป็นค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองปริมาณผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศ โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input การหาค่าพยากรณ์ของแบบจำลอง GM (1,1) จาก

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (3.1)$$



3.3.2 วิธีการพยากรณ์ข้อมูลจำนวนผู้โดยสารท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins method)

การสร้างตัวแบบพยากรณ์ของวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ มีขั้นตอนดังนี้

1) พิจารณานุกรมเวลาว่าเป็นสเตชันนารีหรือไม่ โดยพิจารณาจากกราฟของอนุกรมเวลาเทียบกับเวลา (Y_t, t) และการทดสอบ ADF (Augmented Dickey – Fuller Test) (Dickey-Fuller, 1981) ซึ่งพัฒนามาจาก DF (Dickey – Fuller Test) มีสมมติฐานดังนี้

$H_0 : \theta = 0$ คือ อนุกรมเวลามีลักษณะไม่นิ่ง หรือกล่าวคือ มี Unit Root

$H_0 : \theta < 0$ คือ อนุกรมเวลามีลักษณะนิ่ง หรือกล่าวคือ ไม่มี Unit Root

และการพิจารณากราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) และกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) หากพบว่าอนุกรมเวลาไม่เป็นสเตชันนารี จะทำการแปลงอนุกรมเวลาใหม่ให้เป็นสเตชันนารีด้วยวิธีการต่าง ๆ ก่อนที่จะทำขั้นตอนต่อไป เช่น การแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างหรือผลต่างฤดูกาล (Difference or Seasonal Difference) การแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมสามัญหรือลอการิทึมธรรมชาติ (Logarithm or Natural Logarithm) การแปลงข้อมูลด้วยเลขยกกำลัง เช่น ยกกำลัง 0.5 (Square Root Transformation) หรือยกกำลัง 2 (Square Transformation) เป็นต้น

2) กำหนดตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้จากกราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่เป็นสเตชันนารี โดยจะทำการเลือกตัวแบบที่เป็นไปได้ตามลักษณะรูปแบบกราฟ ACF และ PACF มากที่สุด พร้อมทั้งประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ ตัดพารามิเตอร์ที่ไม่มีนัยสำคัญออกจากตัวแบบพยากรณ์ครั้งละ 1 ตัว จากนั้นกำหนดตัวแบบพยากรณ์และประมาณค่าพารามิเตอร์ใหม่จนกว่าจะได้ตัวแบบพยากรณ์ที่ประกอบด้วยพารามิเตอร์ที่มีนัยสำคัญทั้งหมด

3) ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ มีค่าสถิติ Ljung-Box Q ที่ไม่มีนัยสำคัญ และอนุกรมเวลาของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ $\{e_t\}$ มีการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกัน โดยพิจารณาจากกราฟความคลาดเคลื่อนเทียบกับเวลา (e_t, t), ACF และ PACF ของ $\{e_t\}$ โดยค่าคลาดเคลื่อน (e_t) ที่ได้จากการประมาณค่าควรจะมีคุณสมบัติดังนี้

e_t เป็นอิสระกัน

$$e_t \sim N(0, \sigma_a^2)$$

จากนั้นนำค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าวมาวิเคราะห์ค่าคงเหลือ (Residual Analysis) ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

- 1) ตรวจสอบว่า $E(e_t) = 0$ โดยการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของตัวอย่าง e_t กับ SE_{e_t}
- 2) ตรวจสอบว่าความแปรปรวนคงที่หรือไม่ โดยการพิจารณากราฟ e_t ณ เวลา t ใดๆ
- 3) ตรวจสอบการแจกแจงของ e_t ว่ามีการแจกแจงปกติ
- 4) ตรวจสอบความเป็นอิสระกัน



4) เลือกตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่าเกณฑ์สารสนเทศเบย์เซียน (Bayesian Information Criterion: BIC) ที่ต่ำที่สุด ภายใต้เงื่อนไข การกำหนดรูปแบบดังนี้

$$\text{BIC} = \log\left(\frac{\sum \hat{u}_i^2}{n}\right) + \left(\frac{2k \log n}{n}\right) \quad (3.2)$$

5) สร้างตัวแบบจากการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้ตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดจากขั้นตอนที่ 4

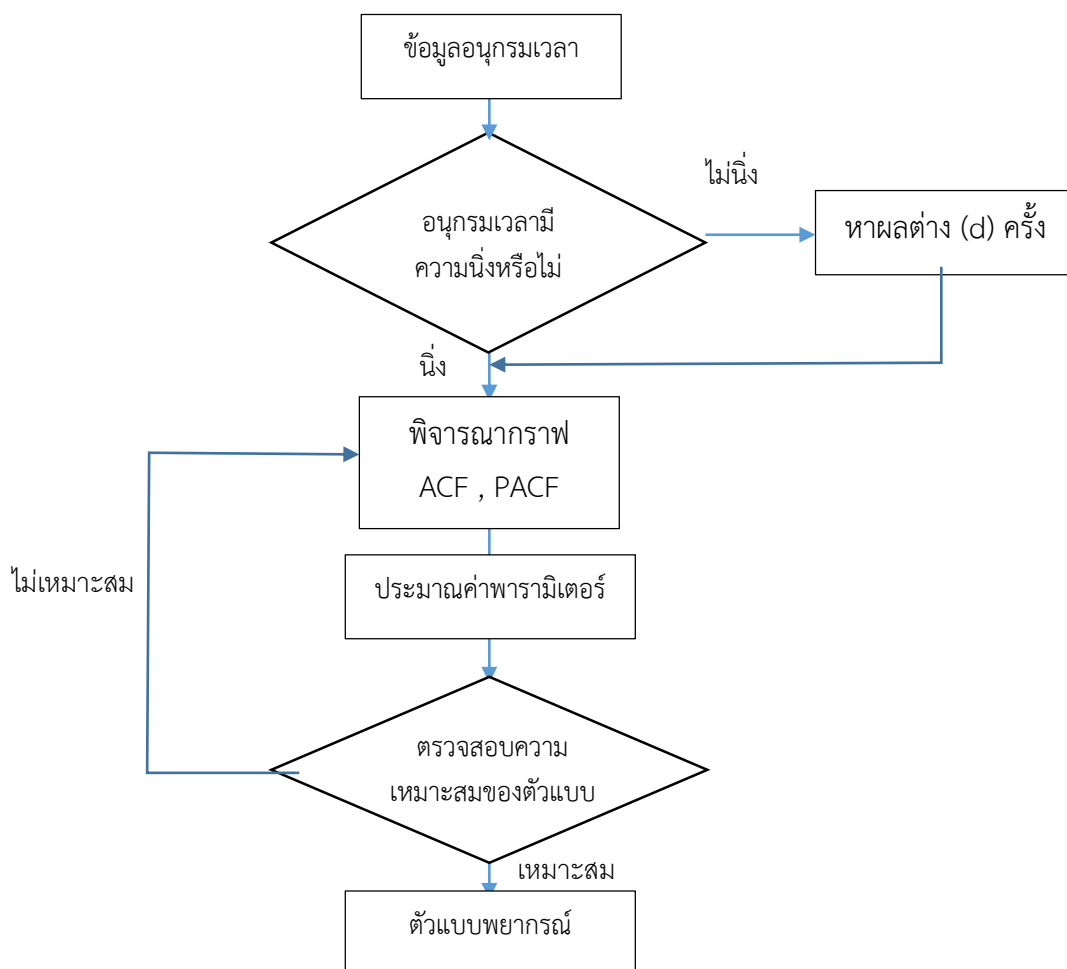
6) ความแม่นยำในการพยากรณ์ (Accuracy)

การพยากรณ์ที่ดีนั้นควรมีค่าคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำ จึงจะสามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำ ด้วยวิธีการวัดความแม่นยำดังนี้

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \% \quad (3.3)$$



ขั้นตอนการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ



แผนภาพที่ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน การพยากรณ์แบบบอซเจนกินส์

3.3.3 การปรับปรุงการพยากรณ์ด้วย Fourier residual modification

การปรับปรุงความแม่นยำของการตัวแบบ $GM(1, 1)$ หรือ SARIMA ด้วยอนุกรมฟูเรียร์ ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางและในการนำไปใช้ในการปรับค่าความคลาดเคลื่อนของทฤษฎีเกรย์ มีขั้นตอนดังนี้

- 1) นำค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดจาก ตัวแบบ $GM(1, 1)$ หรือ SARIMA กำหนดเป็น $\hat{x}^{(0)}(k)$ และนำมาสร้างลำดับของความคลาดเคลื่อน $r^{(0)}(k)$
- 2) สร้าง $r^{(0)}(k)$ โดยใช้อนุกรมฟูเรียร์ จากสมการ

$$r^{(0)}(k) = \frac{1}{2}a_{(0)} + \sum_{i=1}^z \left[a_i \cos\left(\frac{2\pi i}{T}(k)\right) + b_i \sin\left(\frac{2\pi i}{T}(k)\right) \right] \quad (3.4)$$

โดยที่ $k = 2, 3, 4, \dots, n$, $T = n - 1$ และ $z = \left(\frac{n-1}{2}\right) - 1$



3) $Y = PC$ หาค่า $C = (P^T P)^{-1} P^T Y$ ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด
เมื่อกำหนดให้

$$P = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \cos\left(2\frac{2\pi}{T}\right) & \sin\left(2\frac{2\pi}{T}\right) & \cos\left(2\frac{2\pi 2}{T}\right) & \sin\left(2\frac{2\pi 2}{T}\right) & \dots & \cos\left(2\frac{2\pi z}{T}\right) & \sin\left(2\frac{2\pi z}{T}\right) \\ \frac{1}{2} \cos\left(3\frac{2\pi}{T}\right) & \sin\left(3\frac{2\pi}{T}\right) & \cos\left(3\frac{2\pi 2}{T}\right) & \sin\left(3\frac{2\pi 2}{T}\right) & \dots & \cos\left(3\frac{2\pi z}{T}\right) & \sin\left(3\frac{2\pi z}{T}\right) \\ \frac{1}{2} \cos\left(n\frac{2\pi}{T}\right) & \sin\left(n\frac{2\pi}{T}\right) & \cos\left(n\frac{2\pi 2}{T}\right) & \sin\left(n\frac{2\pi 2}{T}\right) & \dots & \cos\left(n\frac{2\pi z}{T}\right) & \sin\left(n\frac{2\pi z}{T}\right) \end{bmatrix}$$

$$C = [a_0, a_1, b_1, a_2, b_2, \dots, a_z, b_z]^T$$

$$Y = [r^{(0)}(2), r^{(0)}(3), r^{(0)}(4), \dots, r^{(0)}(n)]^T, k = 2, 3, 4, \dots, n$$

- 4) เมื่อได้ ค่า C แล้วนำไปแทน ในสมการที่ 3.4 เพื่อให้ได้ค่า $\hat{r}^{(0)}(k)$
- 5) การหาค่าพยากรณ์

เมื่อตัวแบบพยากรณ์ GM (1, 1) หรือ SARIMA ที่ได้ทำการปรับปรุงประสิทธิภาพด้วยวิธีการ Fourier residual modification แล้ว จะกำหนดด้วยตัวแบบ FGM (1, 1) หรือ FSARIMA เพื่อใช้ในการพยากรณ์ โดยหาค่าพยากรณ์ FGM (1, 1) หรือ FSARIMA ได้ดังสมการ

$$\begin{cases} \hat{x}_f^{(0)}(1) = \hat{x}^{(0)}(1) \\ \hat{x}_f^{(0)}(k) = \hat{x}^{(0)}(k) + \hat{r}^{(0)}(k), k = 2, 3, 4, \dots, n \end{cases} \quad (3.5)$$

3.3.4 การวัดความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์

เนื่องจากการพยากรณ์มีหลายวิธีด้วยกัน ดังนั้นการที่จะตัดสินว่าวิธีการพยากรณ์แบบใดให้คำตอบที่ดีที่สุดจึงจำเป็นจะต้องมีดัชนีชี้วัด ซึ่งในการศึกษาในครั้งนี้จะใช้เกณฑ์ในการวัดความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์ ดังต่อไปนี้

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \% \quad (3.6)$$



ตารางที่ 3.1 เกณฑ์ความแม่นยำของการประเมินตัวแบบพยากรณ์

เกณฑ์ MAPE %	ผลการประเมิน
$MAPE \leq 10 \%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก
$10 \% < MAPE \leq 20 \%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำสูง
$20 \% < MAPE \leq 50 \%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำพอใช้
$MAPE > 50 \%$	ค่าพยากรณ์ไม่มีความแม่นยำ

อ้างอิงตามเกณฑ์ของ (Lewis, 1982)

ทั้งนี้ จะต้องพิจารณาว่าค่าพยากรณ์ใดที่ให้ค่าสถิติต่างๆ ดังกล่าวที่กล่าวมาข้างต้นนั้นต้องมีค่าเหมาะสมที่สุดเพื่อให้ค่าความแม่นยำในการพยากรณ์สูงสุด



บทที่ 4

ผลการวิจัย

ในบทนี้ได้นำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลจากการดำเนินการวิจัย ซึ่งในการศึกษาคั้งนี้ ได้ทำการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบการพยากรณ์ 2 วิธี ได้แก่ ตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model), วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และดำเนินการปรับปรุงสมการพยากรณ์ด้วยวิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำของการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์ที่ดีที่สุด ปรากฏผลการวิจัยรายละเอียดดังต่อไปนี้

- 4.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี
- 4.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี
- 4.3 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานขอนแก่น
- 4.4 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานนครพนม
- 4.5 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานสกลนคร
- 4.6 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานร้อยเอ็ด
- 4.7 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานเลย
- 4.8 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานบุรีรัมย์

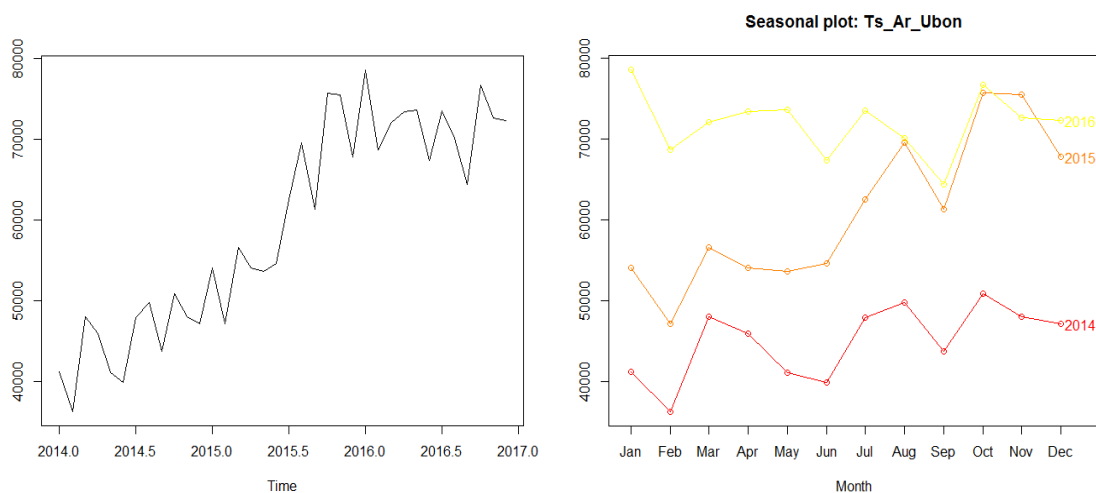
4.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี

4.1.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

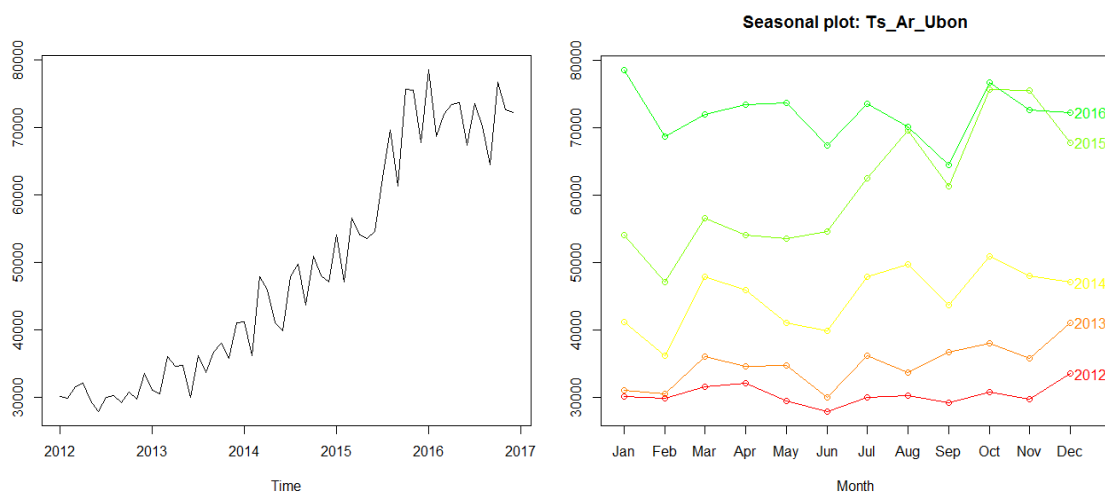
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.1





กราฟที่ 4.1 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี

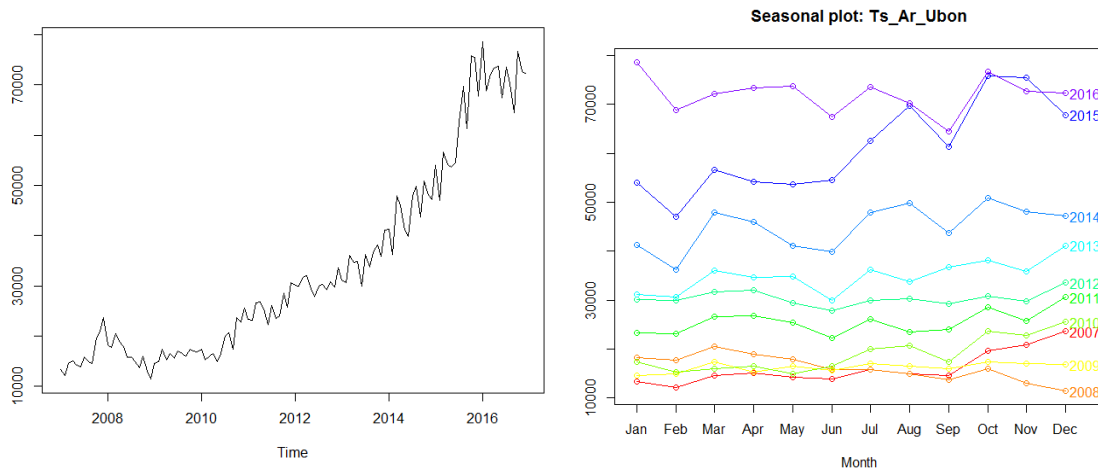
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.2



กราฟที่ 4.2 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี



ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.3



กราฟที่ 4.3 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 10 ปี

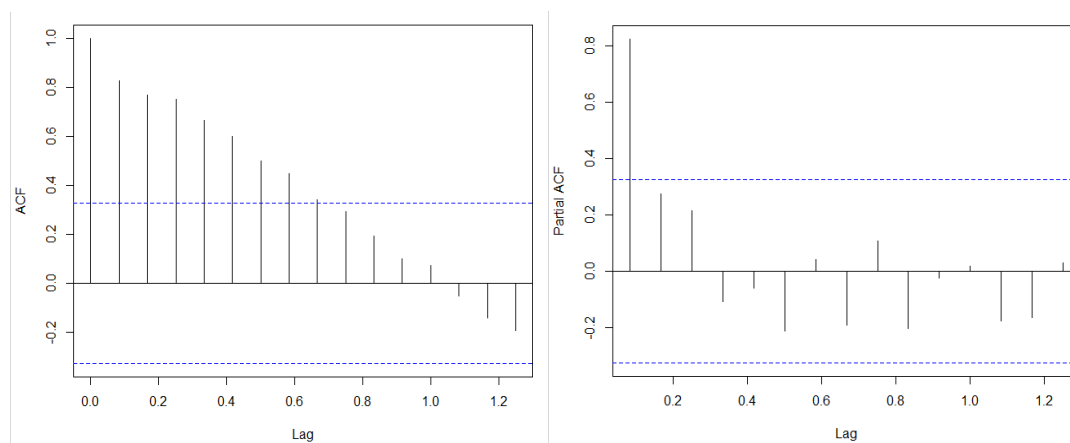
4.1.1.1 SARIMA Model

4.1.1.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.833 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.4





กราฟที่ 4.4 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติ อุบลราชธานี ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูล ด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference แล้วได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ โดยปรากฏตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,1)(0,0,1) ₁₂	706.061
2	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	703.193
3	SARIMA(1,1,0)(1,0,1) ₁₂	706.211
4	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	705.072
5	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	704.897

จากตารางที่ 4.1 พบว่า ตัวแบบ SARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 703.193 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

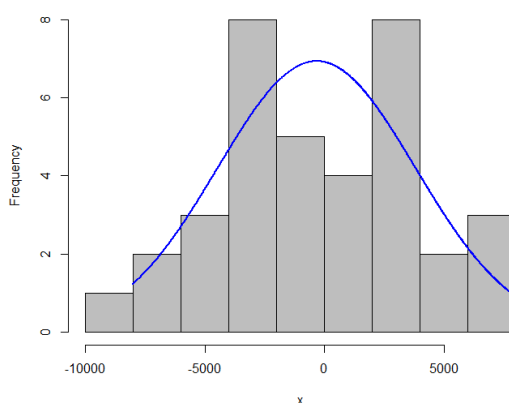


การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 3 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.576 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งสมการดังกล่าวมีการตรวจสอบสมมติฐานสำหรับค่าคลาดเคลื่อน ดังกราฟที่ 4.5



กราฟที่ 4.5 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.783 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

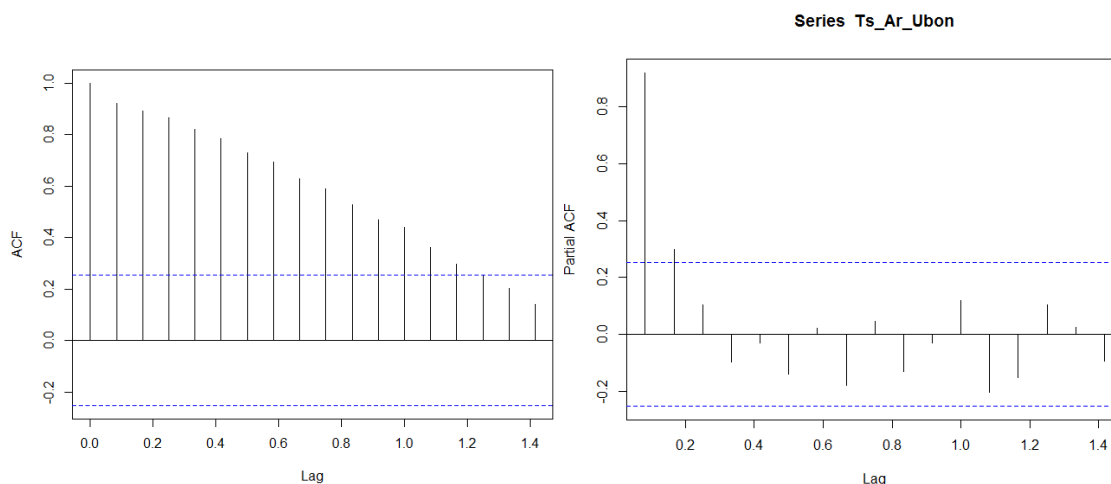
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.691 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน

4.1.1.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.416 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.6





กราฟที่ 4.6 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

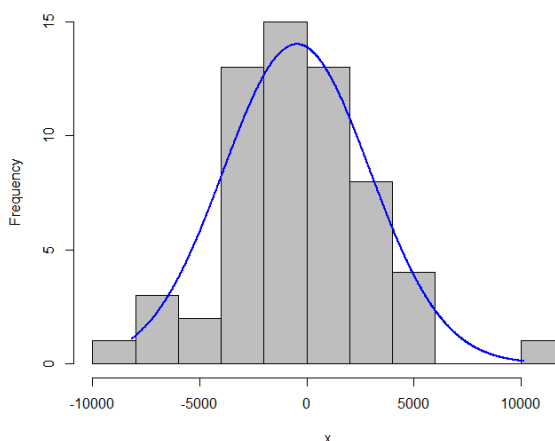
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติ อุบลราชธานี ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูล ด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1^{st} Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนด ตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.034 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบ ปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย $\text{Log } Y^2$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.344 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.7





กราฟที่ 4.7 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย $\text{Log } Y^2$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้ มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(3,1,1)(1,0,0) ₁₂	-346.805
2	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	-355.423
3	SARIMA(2,1,0)(1,0,1) ₁₂	-351.554
4	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	-354.634
5	SARIMA(3,1,0)(1,0,0) ₁₂	-352.350

จากตารางที่ 4.2 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ -355.423 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.653 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

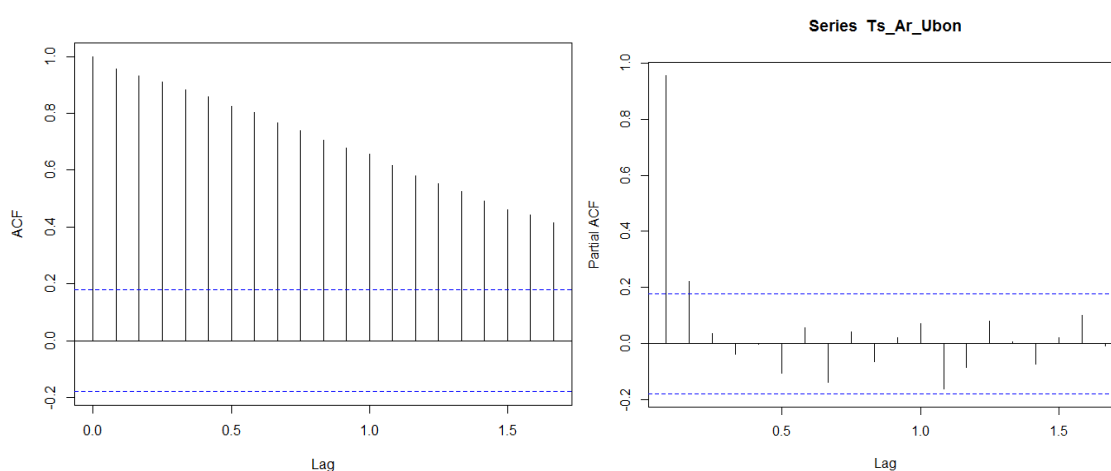
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.067 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.1.1.1.3 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า $p\text{-value} = 0.000$ และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า $p\text{-value} = 0.844$ นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.8



กราฟที่ 4.8 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ระยะเวลา 10 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1^{st} Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

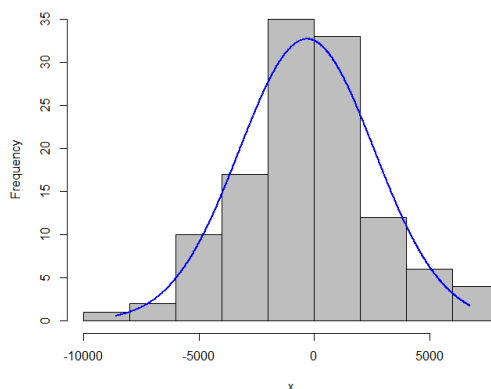
จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 10 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า $p\text{-value} = 0.001$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox



transformation: $\lambda = 0.339$ ซึ่งภายหลังจาก Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า $p\text{-value} = 0.792$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.9



กราฟที่ 4.9 Histogram of Noise residuals

ภายหลังจาก Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation: $\lambda = 0.339$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังจาก Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(2,1,1)(1,0,0) ₁₂	626.459
2	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	617.652
3	ARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	625.619
4	ARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	619.868
5	ARIMA(1,1,1)(1,0,0) ₁₂	620.788

จากตารางที่ 4.3 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (1,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 617.652 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า $P\text{-value} = 0.285$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ $P\text{-value} = 0.951$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.1.1.1.4 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของ ค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของ แต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	SARIMA(1,1,0)(0,0,1) ₁₂	5.962	FSARIMA(0,1,0)(0,0,1) ₁₂	1.288
5 ปี	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	5.357	FSARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.695
10 ปี	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	7.782	FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.517

จากตารางที่ 4.4 พบว่า ตัวแบบ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.517 รองลงมา คือ ตัวแบบ FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.695 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากตัวแบบ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.339

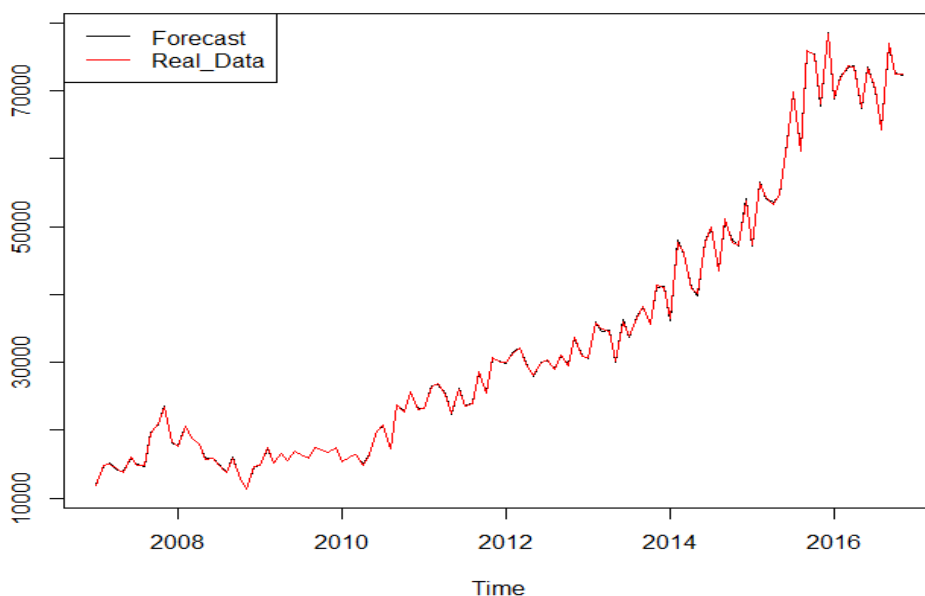
โดยตัวแบบ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ SARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.0883Y_{t-1} - 0.0845 \varepsilon_{t-1}$$



4.1.1.1.5 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ โดยใช้จำนวนข้อมูล 10 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.10



กราฟที่ 4.10 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี

4.1.1.2 Grey forecasting model

4.1.1.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.5



ตารางที่ 4.5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	7.669	FGM(1,1)	0.856
5 ปี	GM(1,1)	7.058	FGM(1,1)	0.895
10 ปี	GM(1,1)	13.379	FGM(1,1)	1.078

จากตารางที่ 4.5 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.856 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี รองลงมา คือ ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.895

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

$$a = -0.01785633 \quad \text{และ} \quad b = 42431.48$$

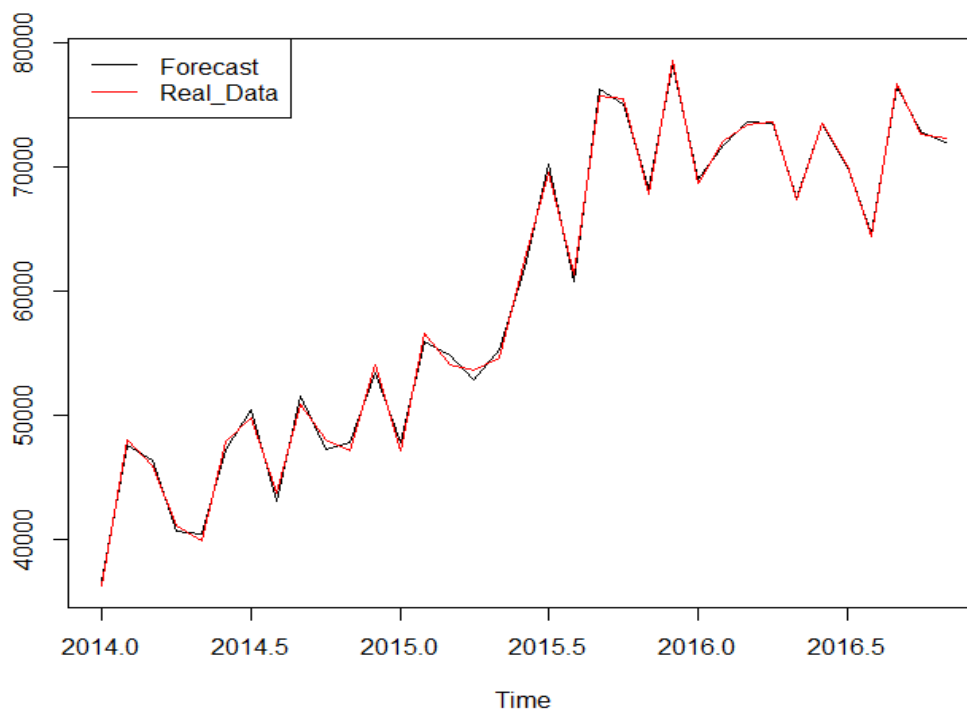
และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}k = 2417482 e^{-0.01785633(k-1)} - 2376271$$

4.1.1.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.11





กราฟที่ 4.11 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี

4.1.1.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.6 และดังกราฟที่ 4.12-14

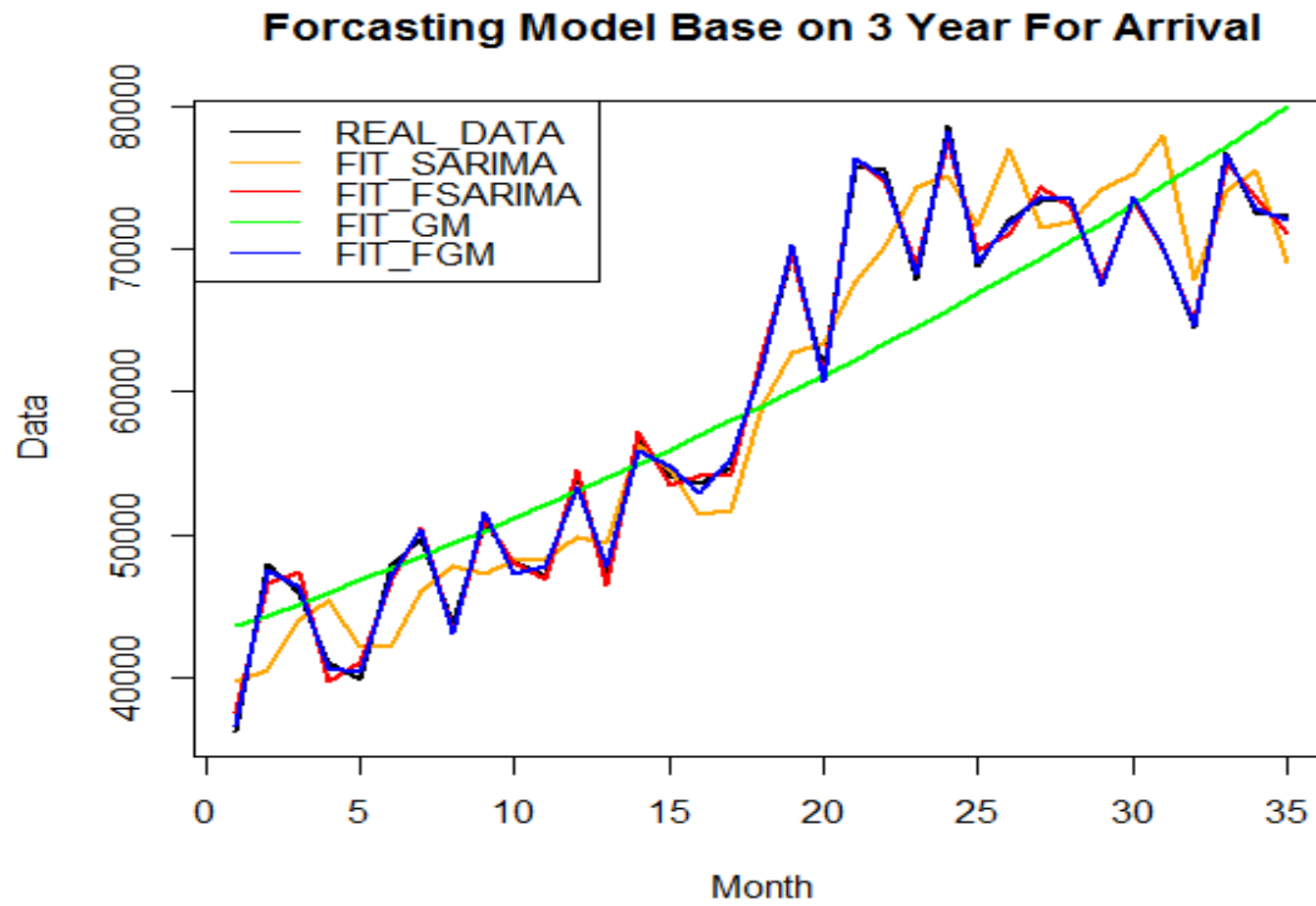


ตารางที่ 4.6 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	5.962
	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	1.288
	GM(1,1)	7.669
	FGM(1,1)	0.856
5 ปี	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	5.357
	FSARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.695
	GM(1,1)	7.058
	FGM(1,1)	0.895
10 ปี	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	7.782
	FSARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	0.517
	GM(1,1)	13.379
	FGM(1,1)	1.078

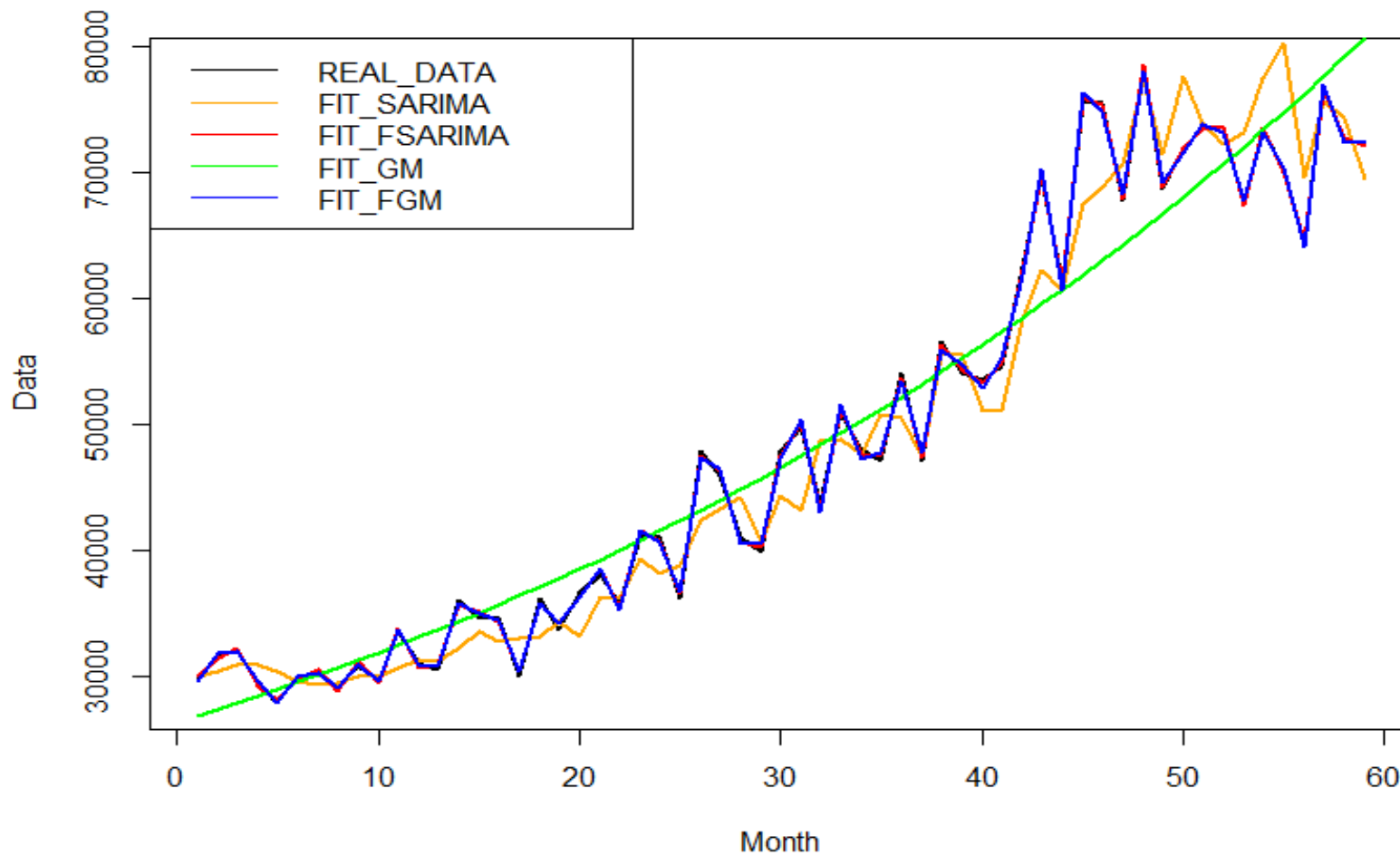
จากตารางที่ 4.6 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.517 รองลงมา คือ FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.695 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.856 ตามลำดับ





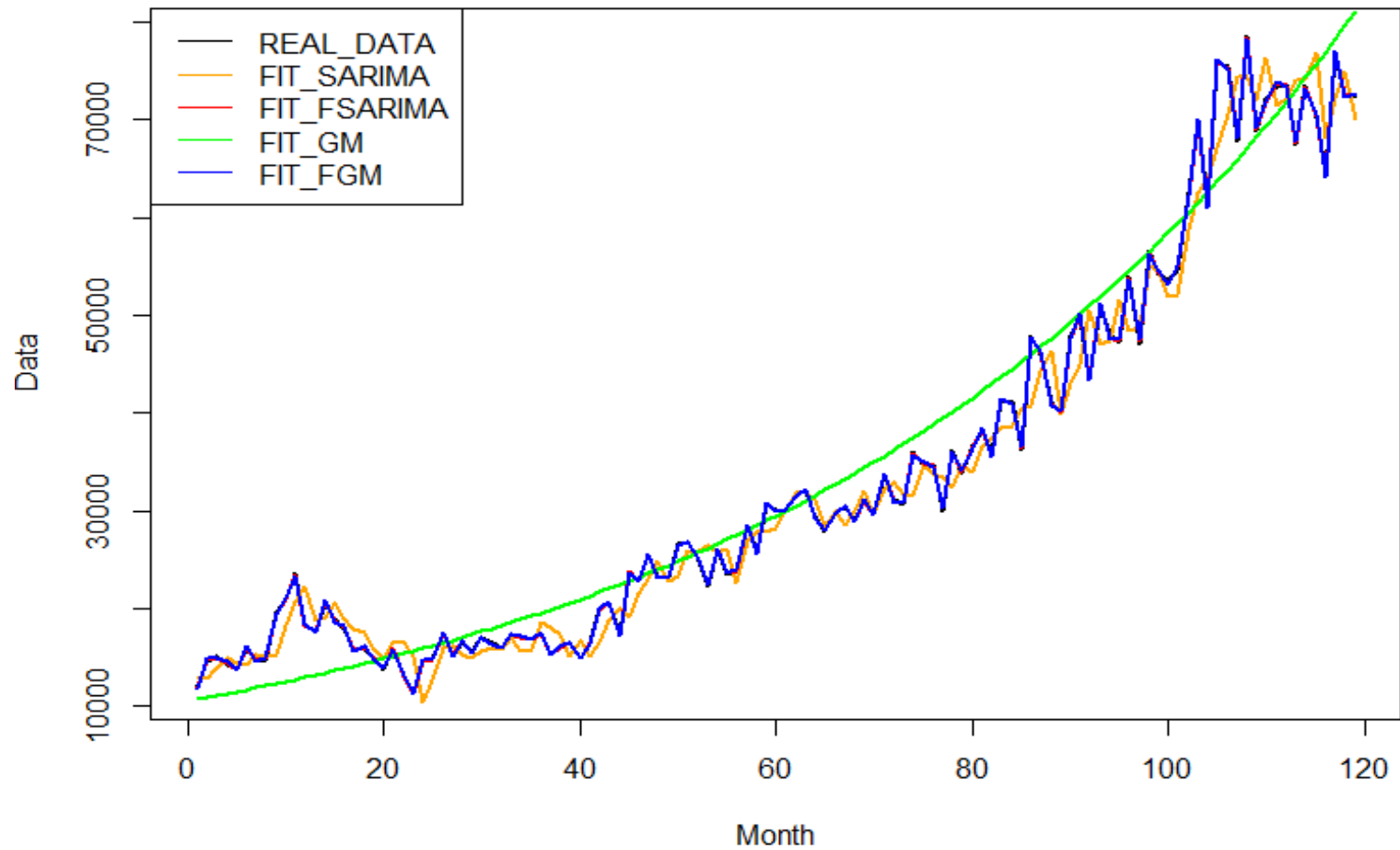
กราฟที่ 4.12 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

Forecasting Model Base on 5 Year For Arrival



กราฟที่ 4.13 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

Forecasting Model Base on 10 Year For Departure



กราฟที่ 4.14 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

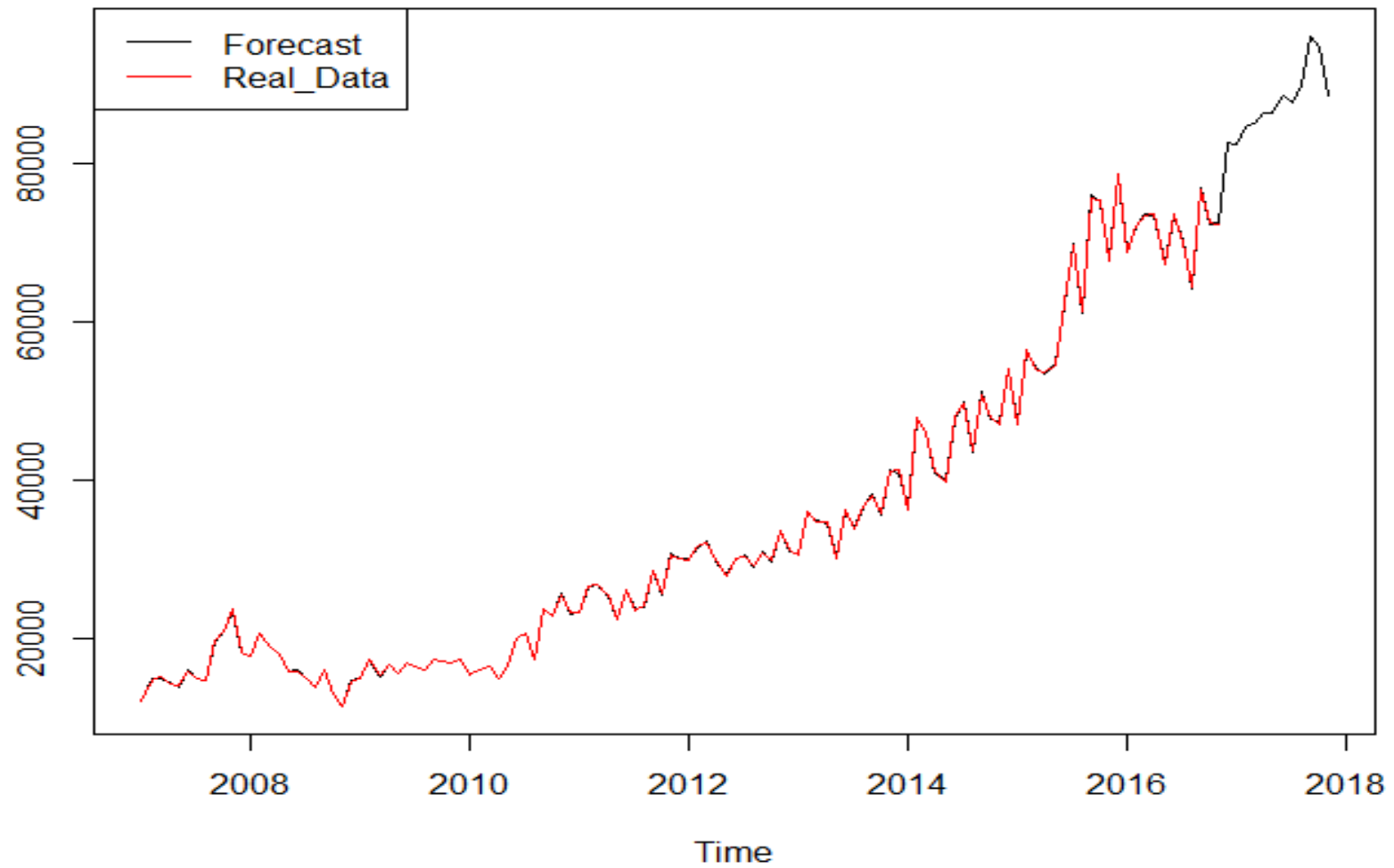
4.1.1.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.517 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.7 และดังกราฟที่ 4.15

ตารางที่ 4.7 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	82,732.82
กุมภาพันธ์ - 2017	82,473.42
มีนาคม - 2017	84,727.54
เมษายน - 2017	85,228.10
พฤษภาคม - 2017	86,386.75
มิถุนายน - 2017	86,376.95
กรกฎาคม - 2017	88,682.10
สิงหาคม - 2017	87,677.47
กันยายน - 2017	89,888.14
ตุลาคม - 2017	96,215.88
พฤศจิกายน - 2017	94,798.61
ธันวาคม - 2017	88,653.35



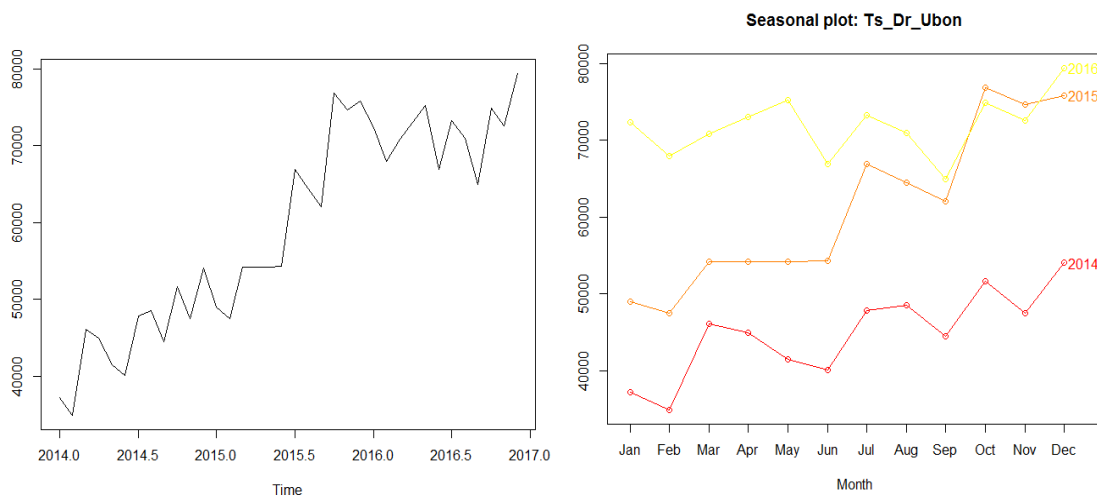


กราฟที่ 4.15 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ จากจำนวนข้อมูล 10 ปี

4.1.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

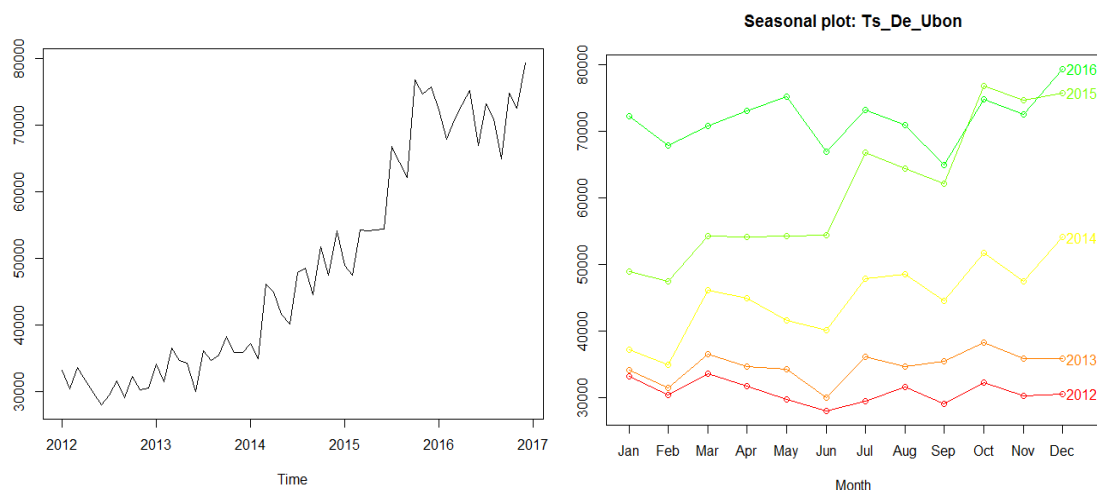
ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.16



กราฟที่ 4.16 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 3 ปี

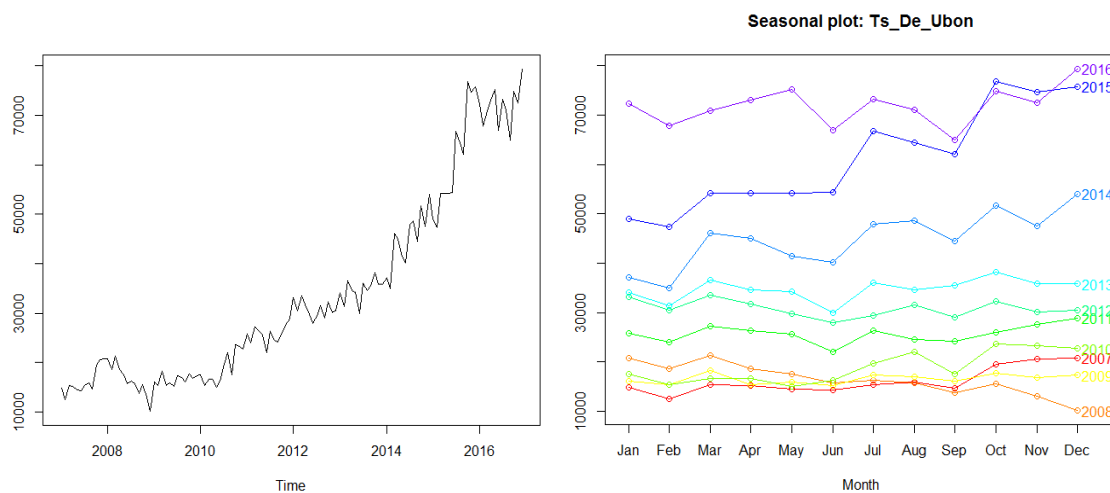
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.17



กราฟที่ 4.17 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 5 ปี



ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.18



กราฟที่ 4.18 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 10 ปี

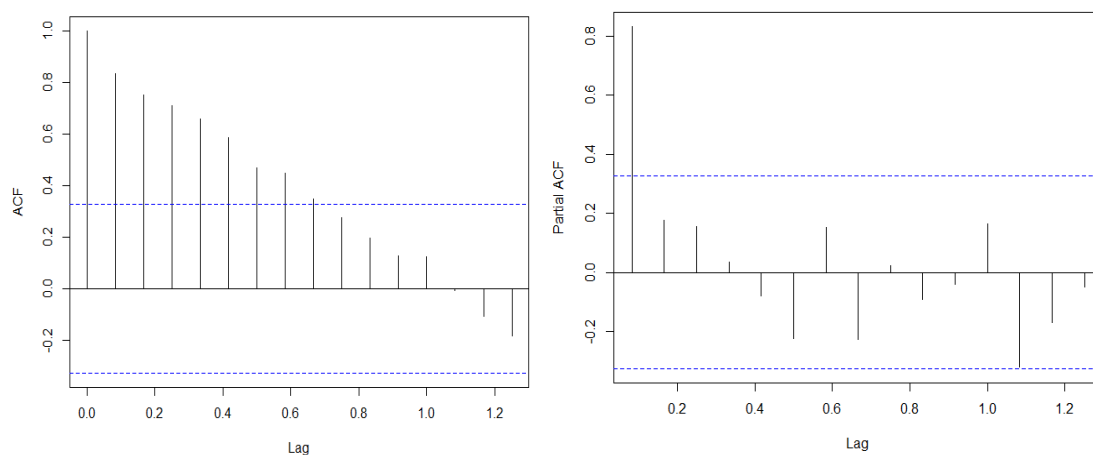
4.1.2.1 SARIMA Model

4.1.2.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.698 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.19





กราฟที่ 4.19 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติ อุบลราชธานี ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference แล้วได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ โดยปรากฏตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,0,0)(0,1,0) ₁₂	505.637
2	SARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	474.46
3	SARIMA(1,0,1)(1,1,0) ₁₂	475.647
4	SARIMA(2,0,1)(1,1,0) ₁₂	477.860
5	SARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	475.178

จากตารางที่ 4.8 พบว่า ตัวแบบ SARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 474.46 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

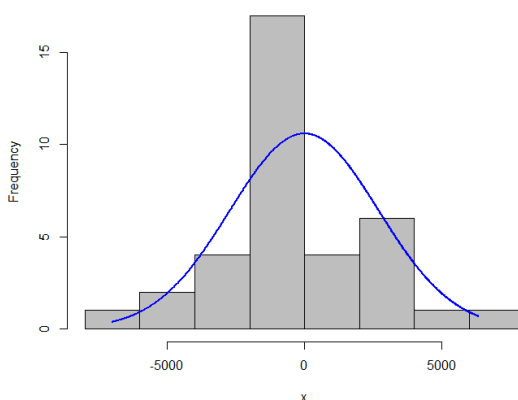


การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 3 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.797 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งสมการดังกล่าวมีการตรวจสอบสมมติฐานสำหรับค่าคลาดเคลื่อน ดังกราฟที่ 4.20



กราฟที่ 4.20 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.210 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

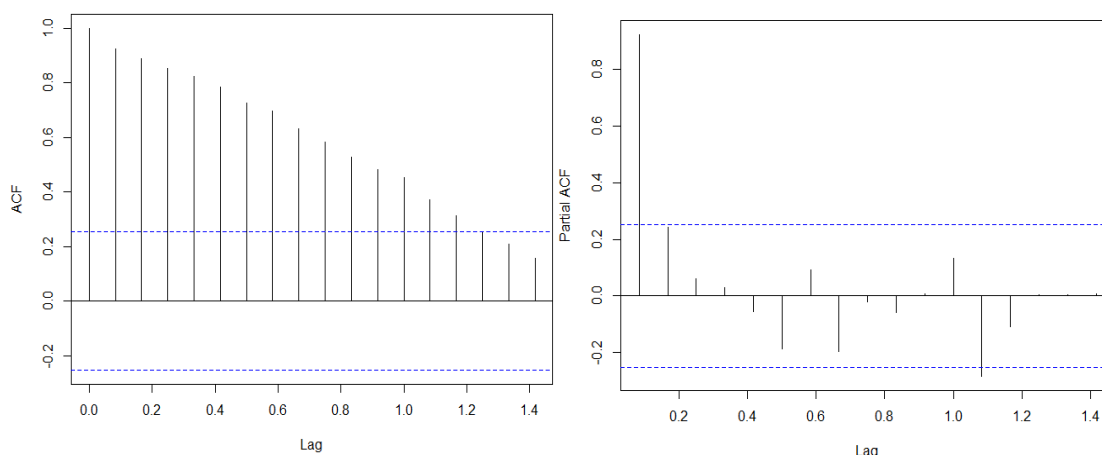
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.162 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน เท่ากัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.1.2.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอู่ตะเภาในประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.361 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.21





กราฟที่ 4.21 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference แล้วได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ โดยปรากฏตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 4 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	908.780
2	SARIMA(0,1,0)(0,1,1) ₁₂	908.334
3	SARIMA(1,1,0)(0,1,1) ₁₂	911.267
4	SARIMA(1,1,1)(0,1,1) ₁₂	915.070

จากตารางที่ 4.9 พบว่า ตัวแบบ SARIMA(0,1,0)(0,1,1)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 908.334 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

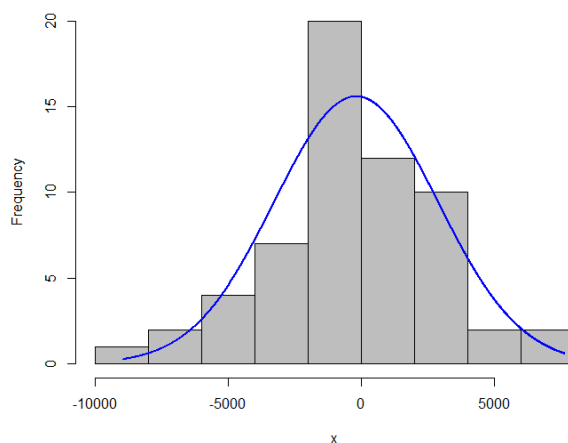
การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้



การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 5 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า $p\text{-value} = 0.217$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งสมการดังกล่าวมีการตรวจสอบสมมุติฐานสำหรับค่าคลาดเคลื่อน ดังกราฟที่ 4.22



กราฟที่ 4.22 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า $P\text{-value} = 0.731$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

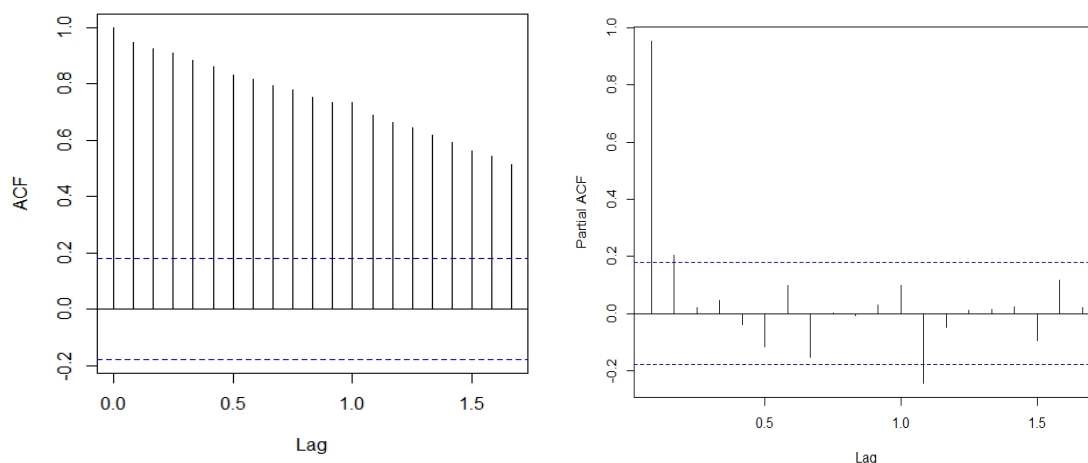
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ $P\text{-value} = 0.809$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.1.2.1.3 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า $p\text{-value} = 0.000$ และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า $p\text{-value} = 0.916$ นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.23





กราฟที่ 4.23 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี

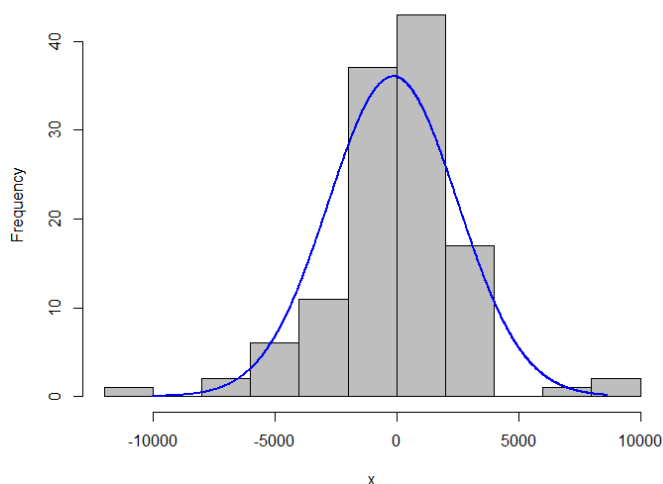
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานี ระยะเวลา 10 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1^{st} Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation: $\lambda = 0.176$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.05 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.24





กราฟที่ 4.24 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation: $\lambda = 0.176$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.10

ตารางที่ 4.10 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	206.722
2	SARIMA(0,1,1)(2,0,0) ₁₂	207.918
3	SARIMA(1,1,1)(2,0,0) ₁₂	212.676
4	SARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	207.296
5	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	221.267

จากตารางที่ 4.10 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(0,1,0)(2,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 206.722 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.716 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.854 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.1.2.1.4 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้ว ของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	SARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	2.701	FSARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	0.554
5 ปี	SARIMA(0,1,0)(0,1,1) ₁₂	4.013	FSARIMA(0,1,0)(0,1,1) ₁₂	0.944
10 ปี	SARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	6.315	FSARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	1.298

จากตารางที่ 4.11 พบว่า ตัวแบบ FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.554 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.369

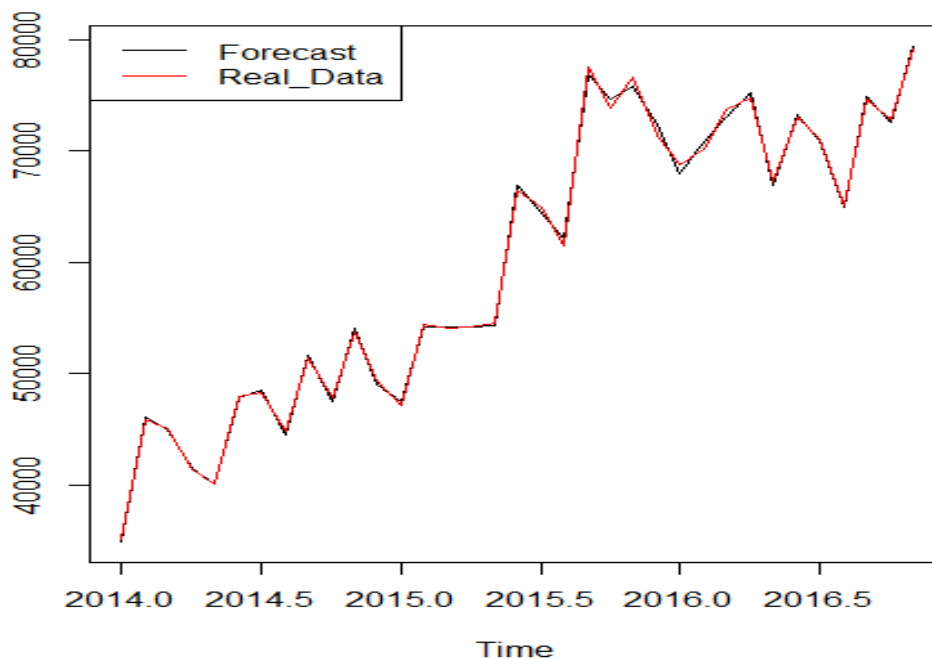
โดยตัวแบบ FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ SARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ ที่มีตัวแบบสมการ พยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.1136Y_{t-1} - 0.2047\varepsilon_{t-1}$$

4.1.2.1.5 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.25





กราฟที่ 4.25 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี

4.1.2.2 Grey forecasting model

4.1.2.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.12

ตารางที่ 4.12 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	7.25	FGM(1,1)	0.643
5 ปี	GM(1,1)	7.338	FGM(1,1)	0.707
10 ปี	GM(1,1)	13.302	FGM(1,1)	1.078



จากตารางที่ 4.12 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.643 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี รองลงมา คือ ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.707

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่า ค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

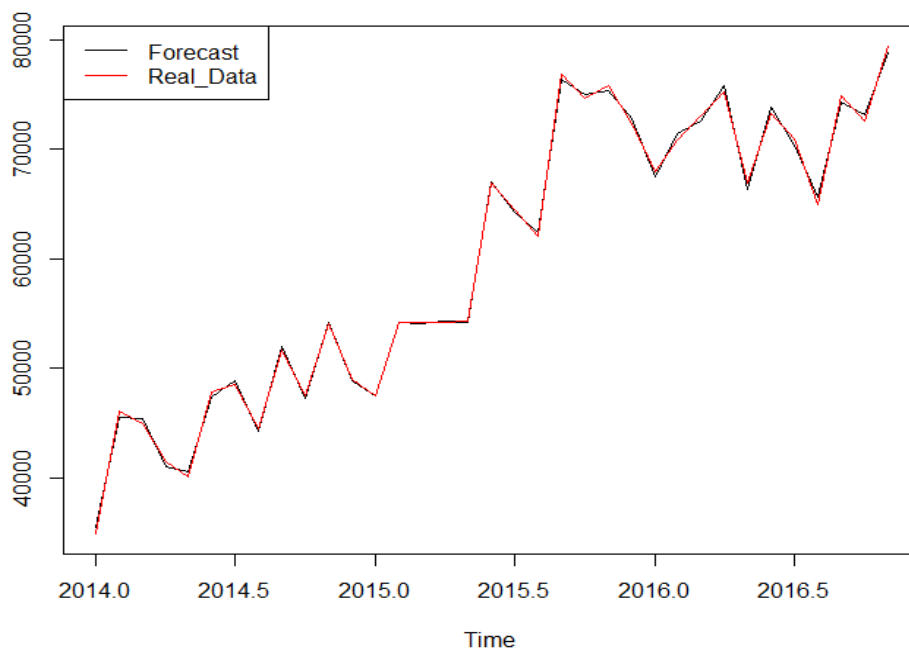
$$a = -0.01708617 \quad \text{และ} \quad b = 9553.197$$

และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 621803.7 e^{-0.01708617(k-1)} - 559118.7$$

4.1.2.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.26



กราฟที่ 4.26 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี



4.1.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

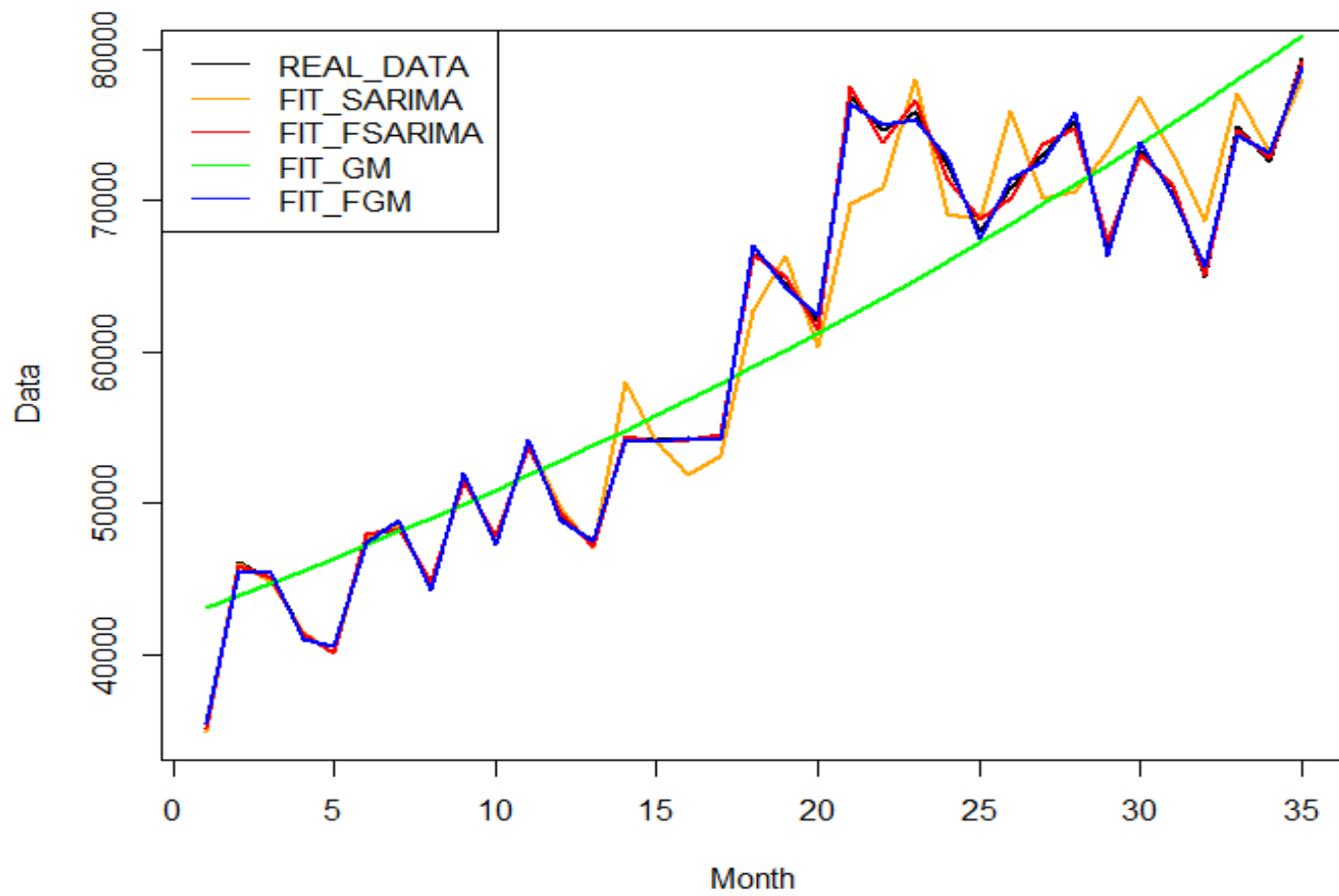
จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.13 และดังกราฟที่ 4.27-4.29

ตารางที่ 4.13 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

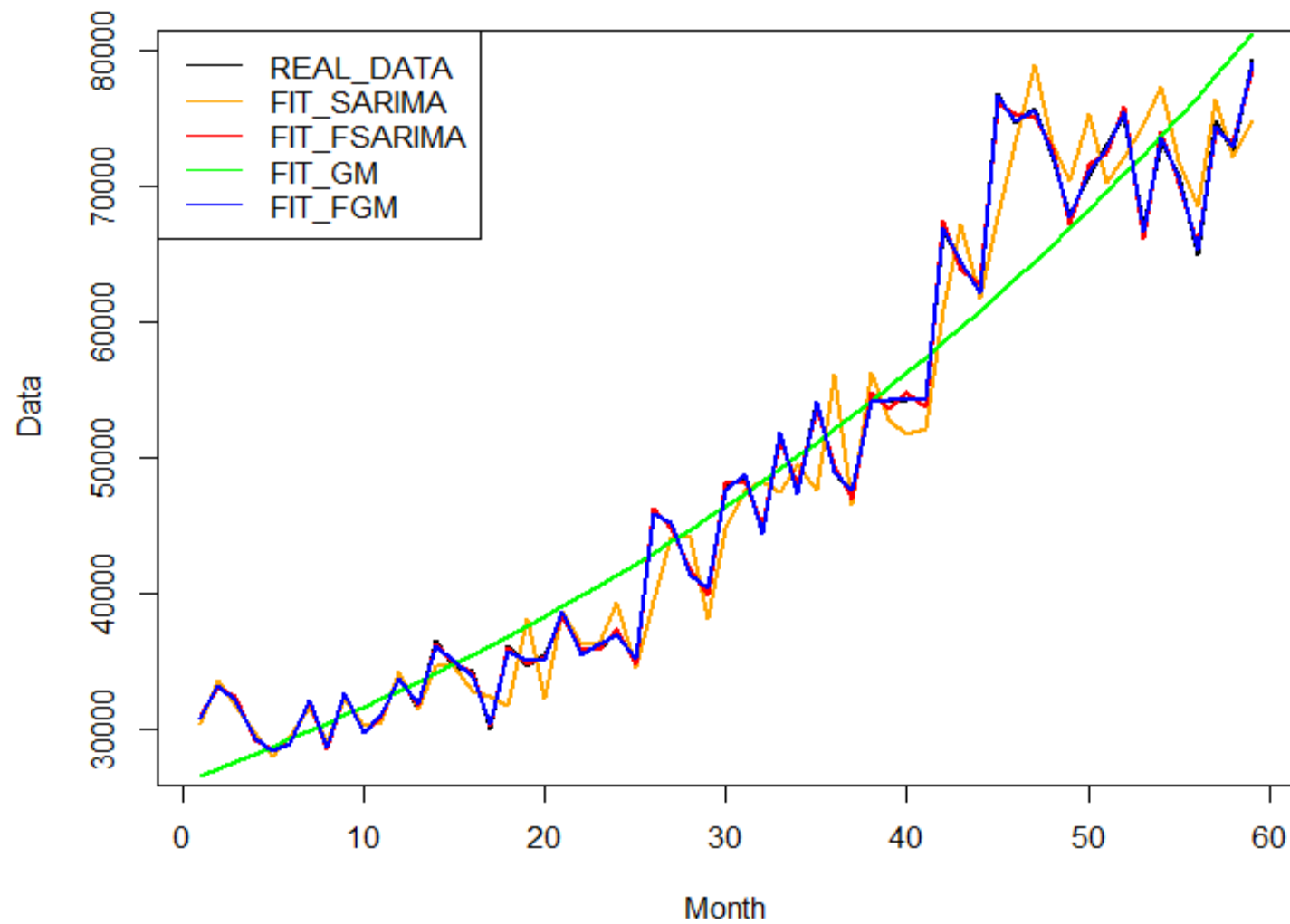
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	2.701
	FSARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	0.554
	GM(1,1)	7.25
	FGM(1,1)	0.643
5 ปี	SARIMA(0,1,0)(0,1,1) ₁₂	4.013
	FSARIMA(0,1,0)(0,1,1) ₁₂	0.944
	GM(1,1)	7.338
	FGM(1,1)	0.707
10 ปี	SARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	6.315
	FSARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	1.298
	GM(1,1)	13.302
	FGM(1,1)	1.078

จากตารางที่ 4.13 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.554 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.707 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.078 ตามลำดับ

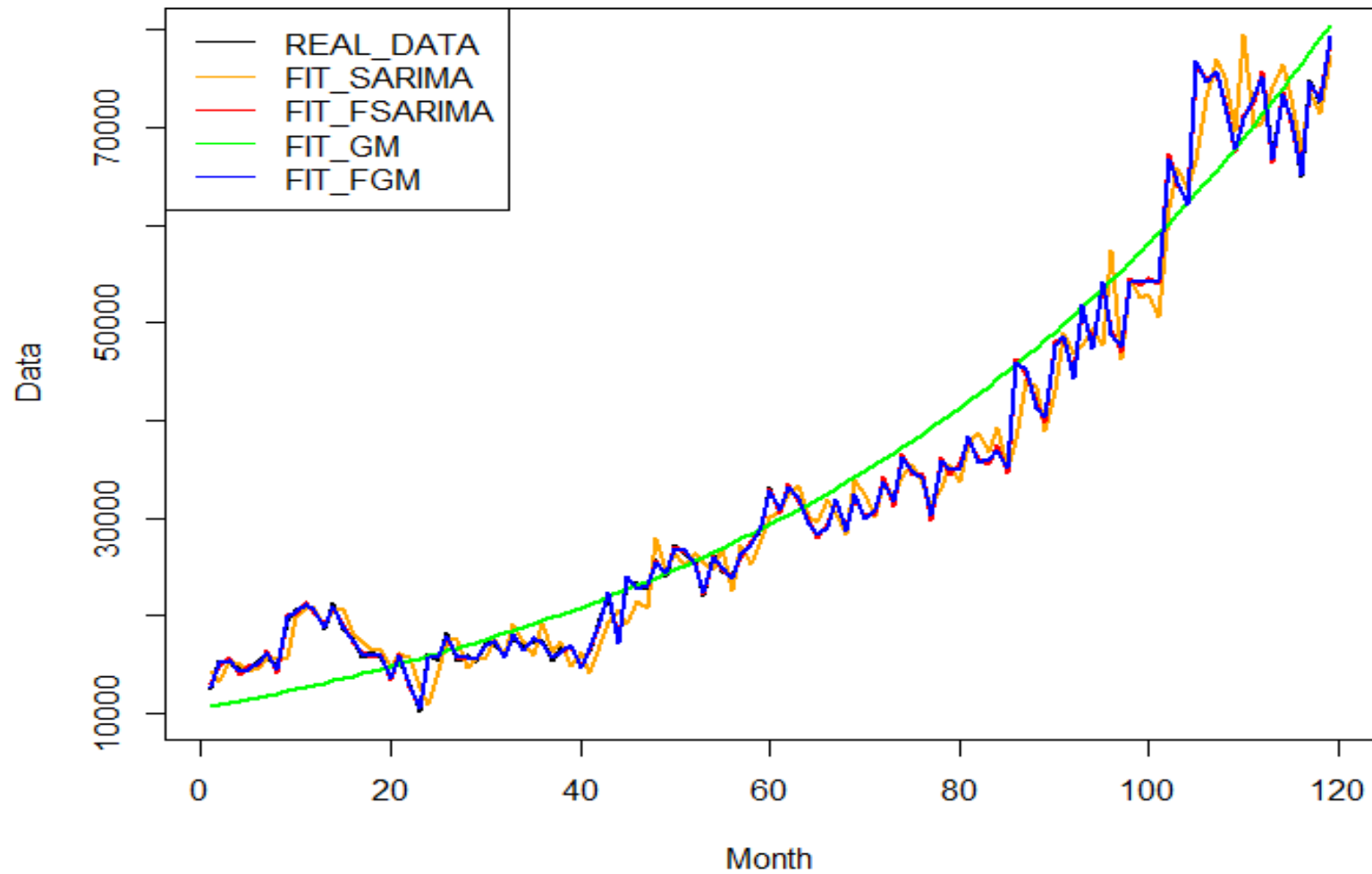




กราฟที่ 4.27 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.28 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี



กราฟที่ 4.29 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

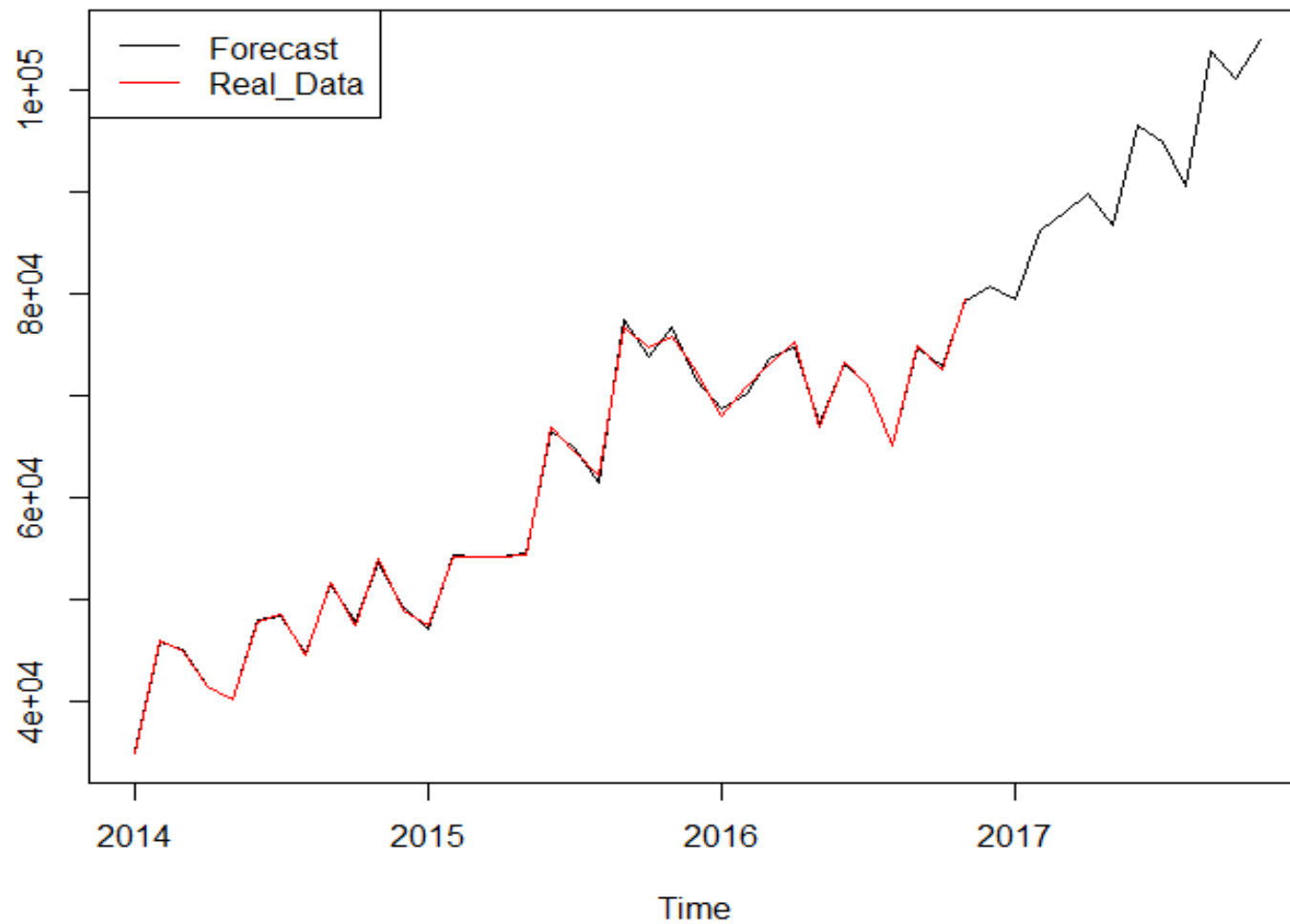
4.1.2.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.554 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.14 และดังกราฟที่ 4.30

ตารางที่ 4.14 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	80,708.05
กุมภาพันธ์ - 2017	79,445.92
มีนาคม - 2017	86,198.00
เมษายน - 2017	87,902.92
พฤษภาคม - 2017	89,742.20
มิถุนายน - 2017	86,599.80
กรกฎาคม - 2017	96,390.91
สิงหาคม - 2017	94,838.48
กันยายน - 2017	90,441.43
ตุลาคม - 2017	103,778.48
พฤศจิกายน - 2017	101,021.63
ธันวาคม - 2017	104,876.60





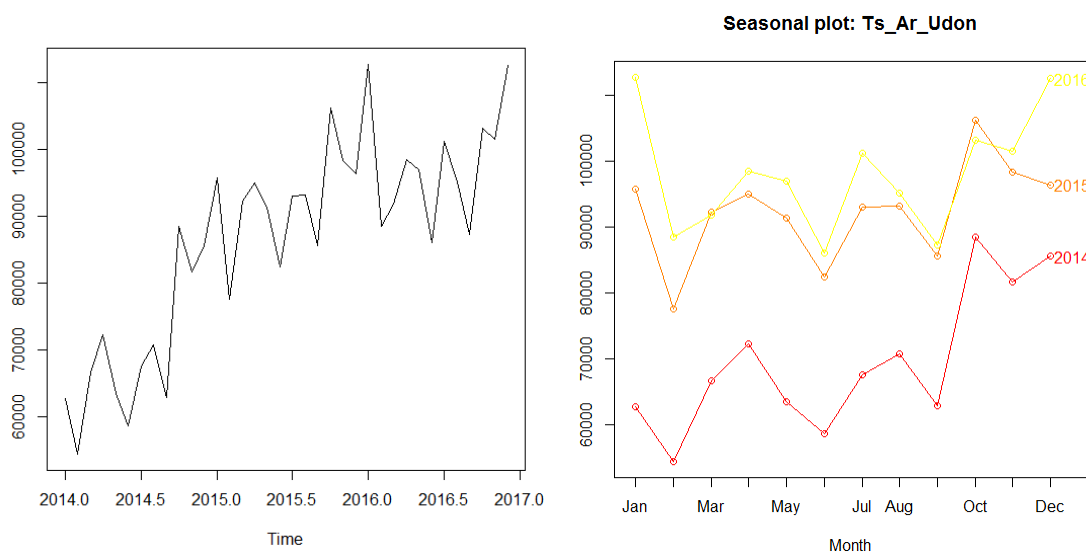
กราฟที่ 4.30 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี

4.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี

4.2.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

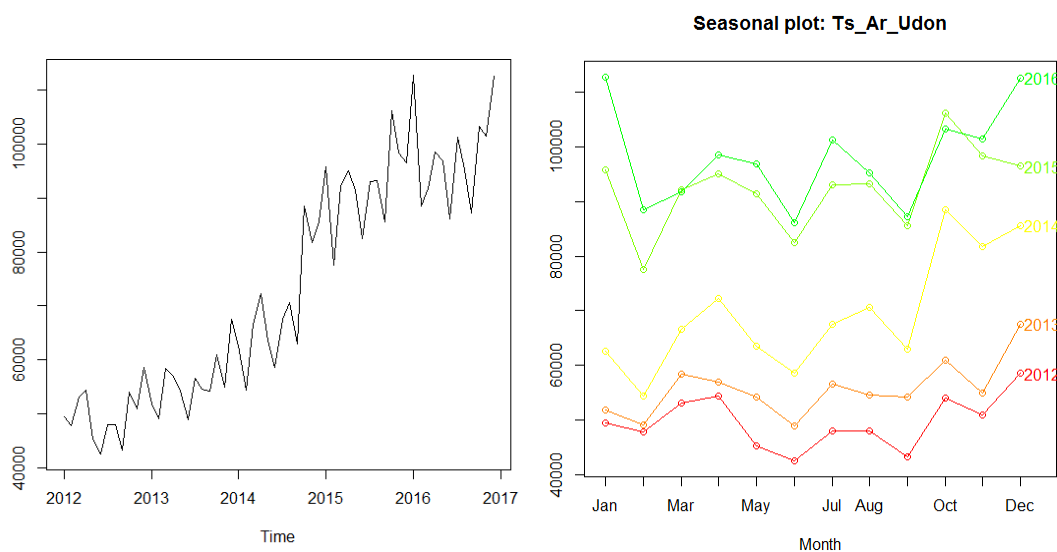
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.31



กราฟที่ 4.31 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี

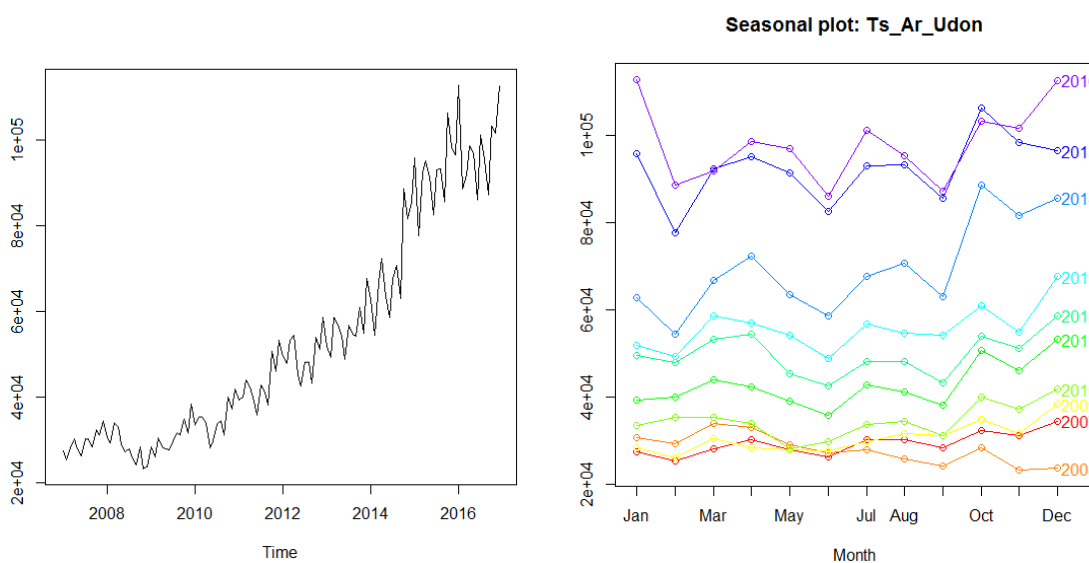
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.32





กราฟที่ 4.32 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.33



กราฟที่ 4.33 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 10 ปี

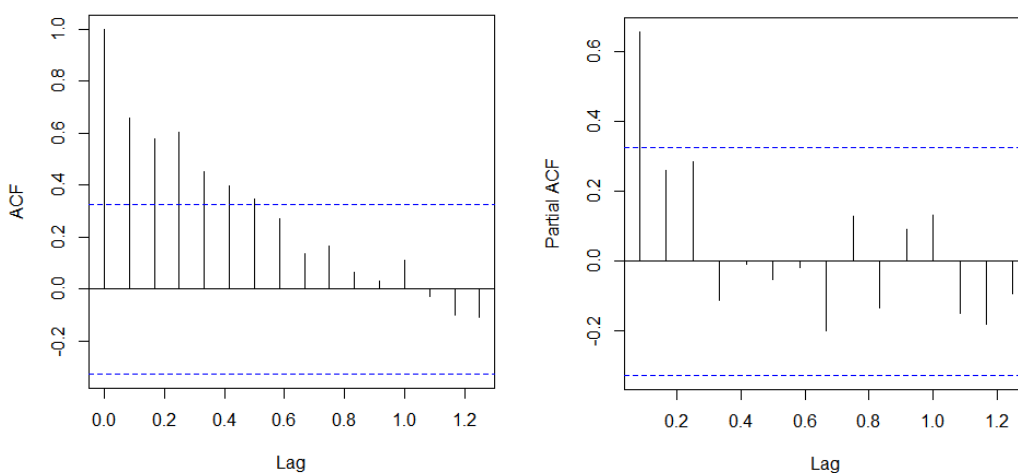


4.2.1.1 SARIMA Model

4.2.1.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.646 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.34



กราฟที่ 4.34 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference แล้วได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ โดยปรากฏตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.15



ตารางที่ 4.15 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(2,1,2)(1,1,1) ₁₂	483.349
2	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	465.854
3	SARIMA(1,1,0)(1,1,0) ₁₂	471.582
4	SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂	471.514
5	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	468.984

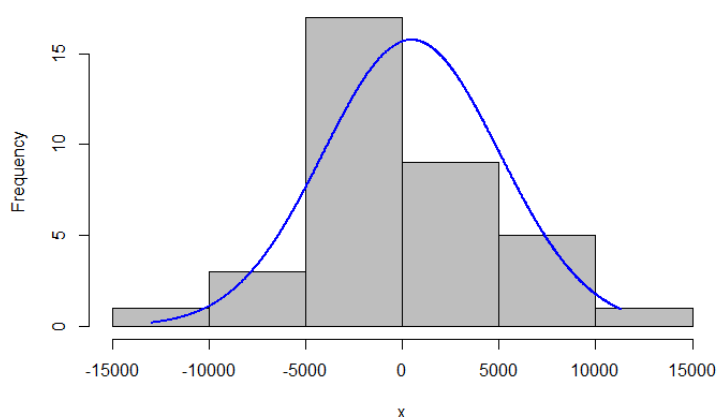
จากตารางที่ 4.15 พบว่า ตัวแบบ SARIMA(0,1,0)(0,1,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด 465.854 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 3 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.103 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งสมการดังกล่าวมีการตรวจสอบสมมติฐานสำหรับค่าคลาดเคลื่อน ดังกราฟ ที่ 4.35



กราฟที่ 4.35 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.610 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

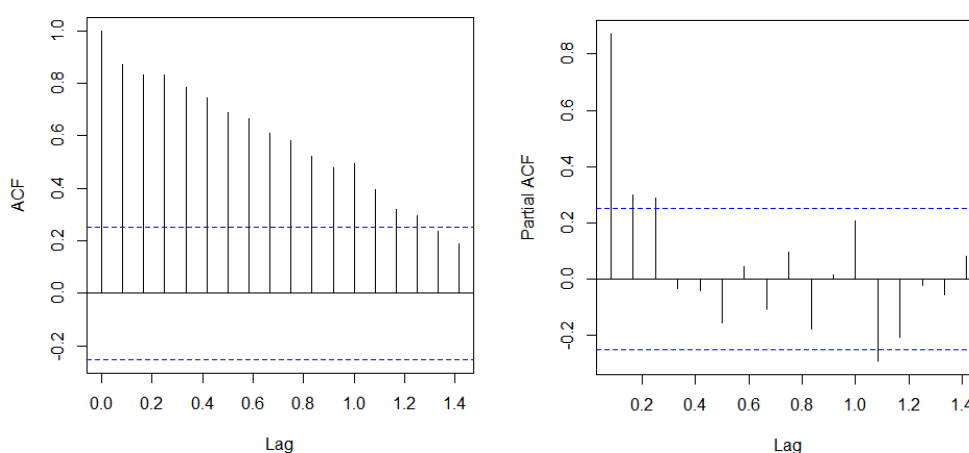
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.492 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน



4.2.1.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.249 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.36



กราฟที่ 4.36 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

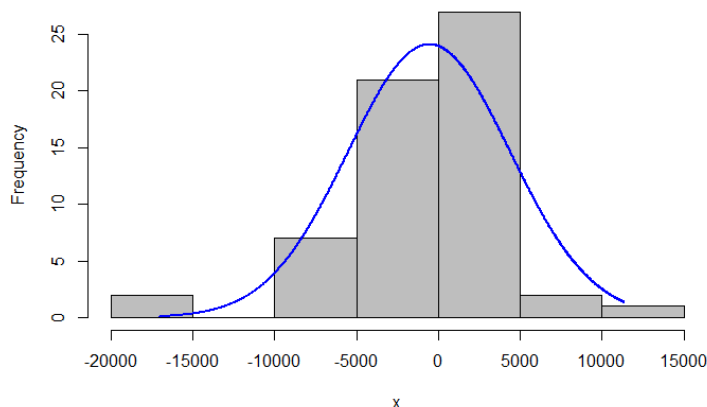
เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.187$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อน



มีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.380 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.37



กราฟที่ 4.37 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.187$ แล้วพบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.16

ตารางที่ 4.16 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	ARIMA(3,1,1)(1,0,0) ₁₂	130.195
2	ARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	119.199
3	ARIMA(2,1,0)(1,0,1) ₁₂	121.092
4	ARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	122.136
5	ARIMA(3,1,0)(1,0,0) ₁₂	123.236

จากตารางที่ 4.16 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 119.199 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.742 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

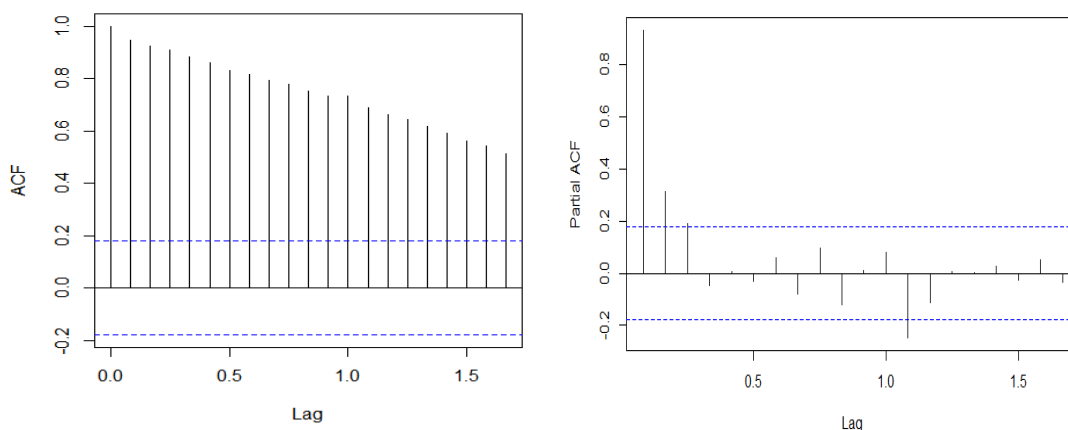
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.173 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.2.1.1.3 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.525 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.38



กราฟที่ 4.38 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี

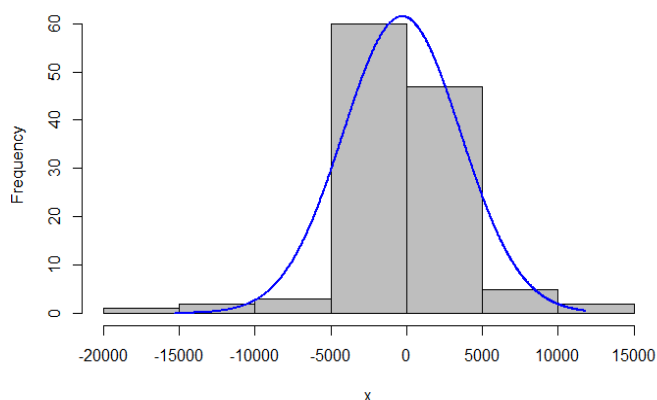
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี ระยะเวลา 10 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็น ไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation: lambda = 0.036 ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.168 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.39





กราฟที่ 4.39 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation: $\lambda = 0.036$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 6 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.17

ตารางที่ 4.17 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(2,1,0)(2,0,0) ₁₂	-174.847
2	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	-163.500
3	SARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	-171.585
4	SARIMA(3,1,0)(2,0,0) ₁₂	-170.349
5	SARIMA(2,1,1)(2,0,0) ₁₂	-170.205

จากตารางที่ 4.17 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (2,1,0)(2,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ -174.847 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.437 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.724 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.2.1.1.4 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.18

ตารางที่ 4.18 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	3.122	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	1.699
5 ปี	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	5.260	FSARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.835
10 ปี	SARIMA(2,1,0)(2,0,0) ₁₂	5.572	FSARIMA(2,1,0)(2,0,0) ₁₂	1.404

จากตารางที่ 4.18 พบว่า ตัวแบบ FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.835 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.9373

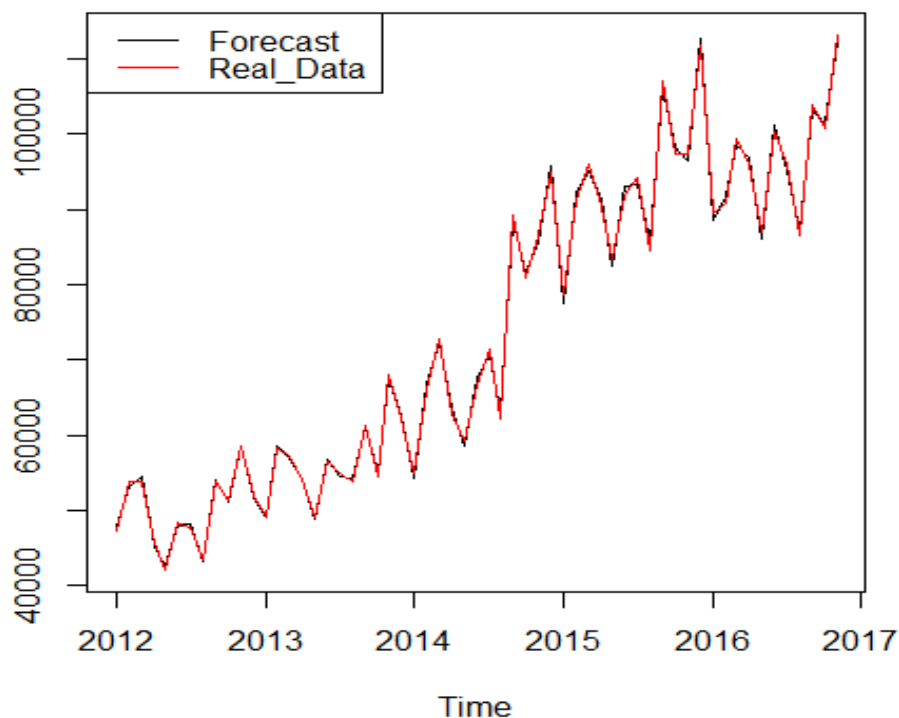
โดยตัวแบบ FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂ ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ SARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂ ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.1252Y_{t-1} - 0.1244Y_{t-2} - 0.0780\varepsilon_{t-1}$$



4.2.1.1.5 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂ โดยใช้จำนวนข้อมูล 5 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.40



กราฟที่ 4.40 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี

4.2.1.2 Grey forecasting model

4.2.1.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.19



ตารางที่ 4.19 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	8.902	FGM(1,1)	0.707
5 ปี	GM(1,1)	8.479	FGM(1,1)	0.539
10 ปี	GM(1,1)	10.936	FGM(1,1)	1.058

จากตารางที่ 4.19 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.539 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุตรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

$$a = -0.01511163 \quad \text{และ} \quad b = 44846.35$$

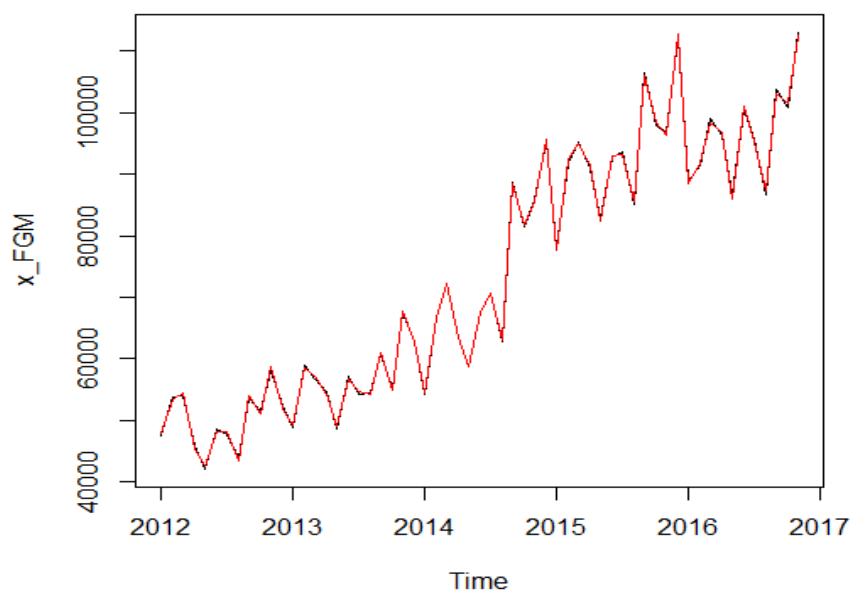
และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}k = 3017273.26 e^{-0.01511163(k-1)} - 2967671.26$$

4.2.1.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 5 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.41





กราฟที่ 4.41 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 5 ปี

4.2.1.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.20 และดังกราฟที่ 4.42-4.44

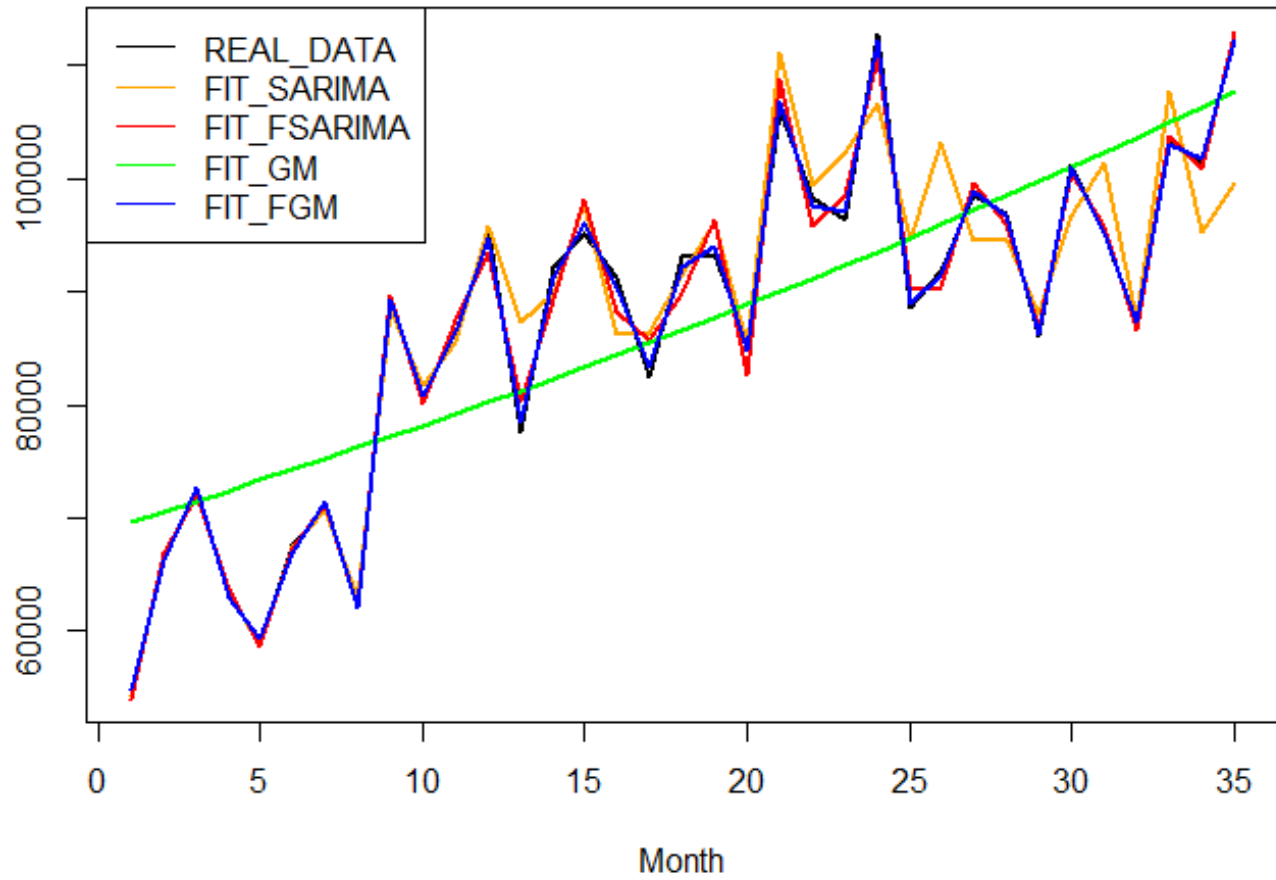


ตารางที่ 4.20 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

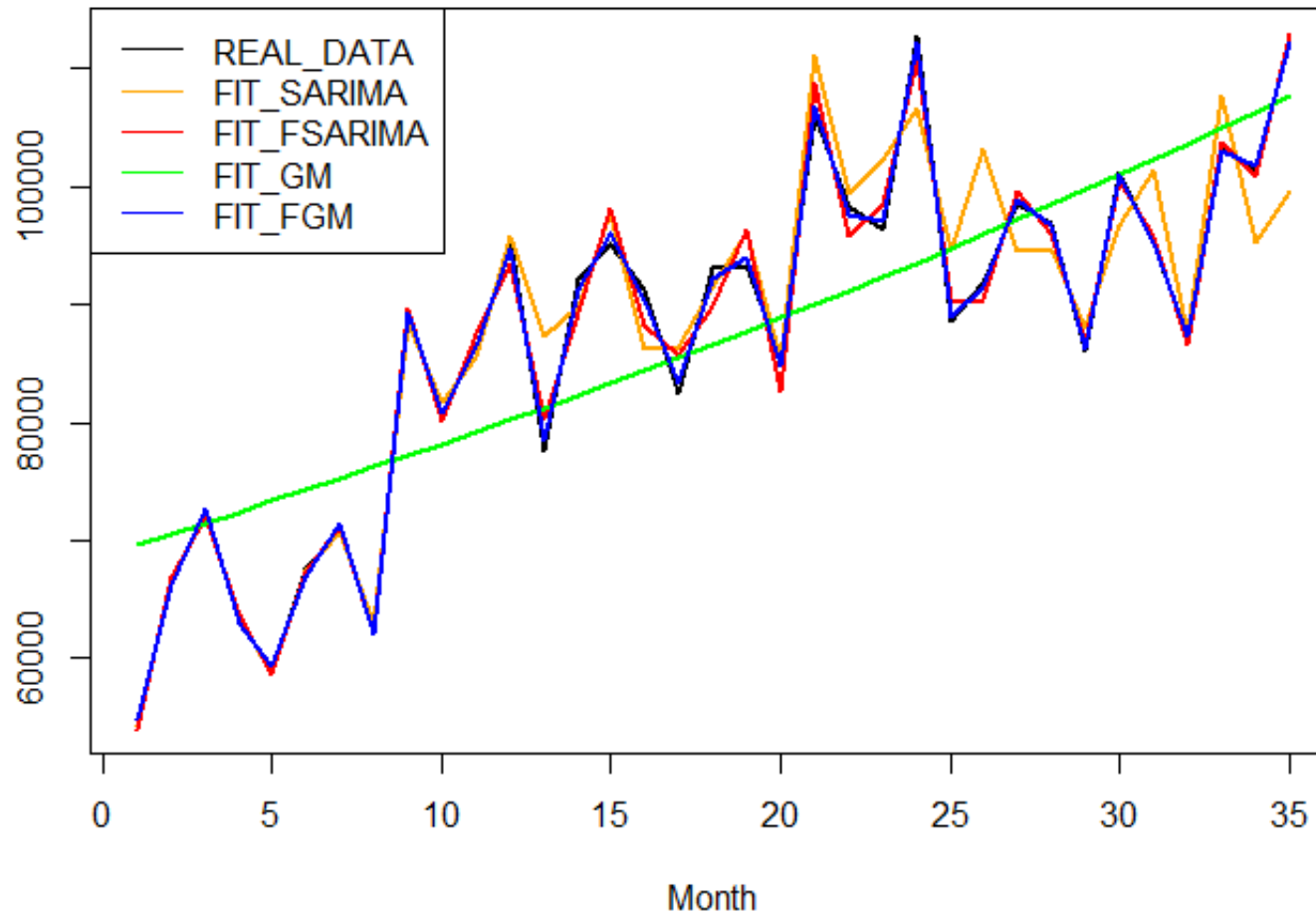
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	3.122
	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	1.699
	GM(1,1)	8.902
	FGM(1,1)	0.707
5 ปี	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	5.260
	FSARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.835
	GM(1,1)	8.479
	FGM(1,1)	0.539
10 ปี	SARIMA(2,1,0)(2,0,0) ₁₂	5.572
	FSARIMA(2,1,0)(2,0,0) ₁₂	1.404
	GM(1,1)	10.936
	FGM(1,1)	1.058

จากตารางที่ 4.20 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.539 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.707 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.058 ตามลำดับ

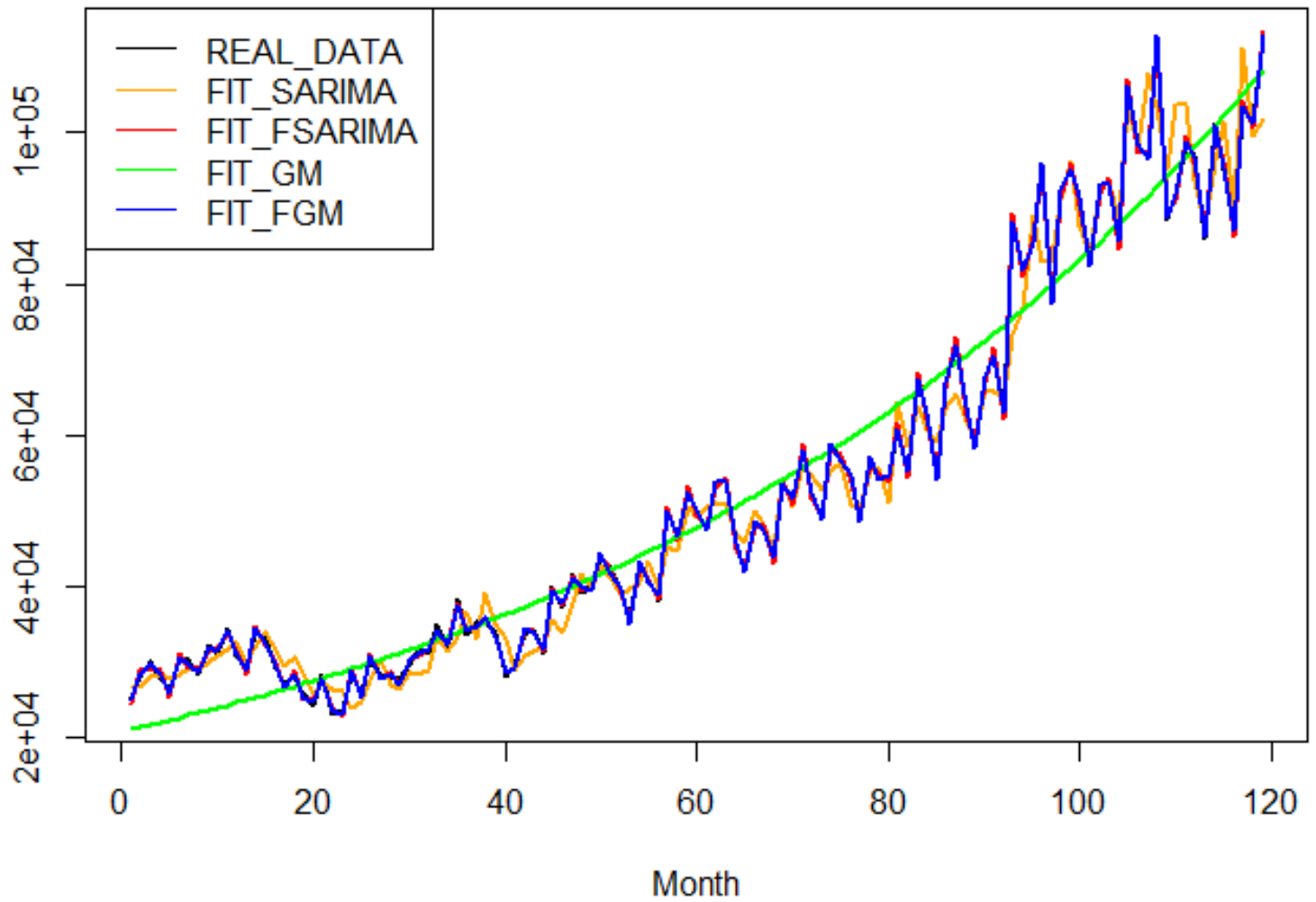




กราฟที่ 4.42 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.43 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี



กราฟที่ 4.44 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

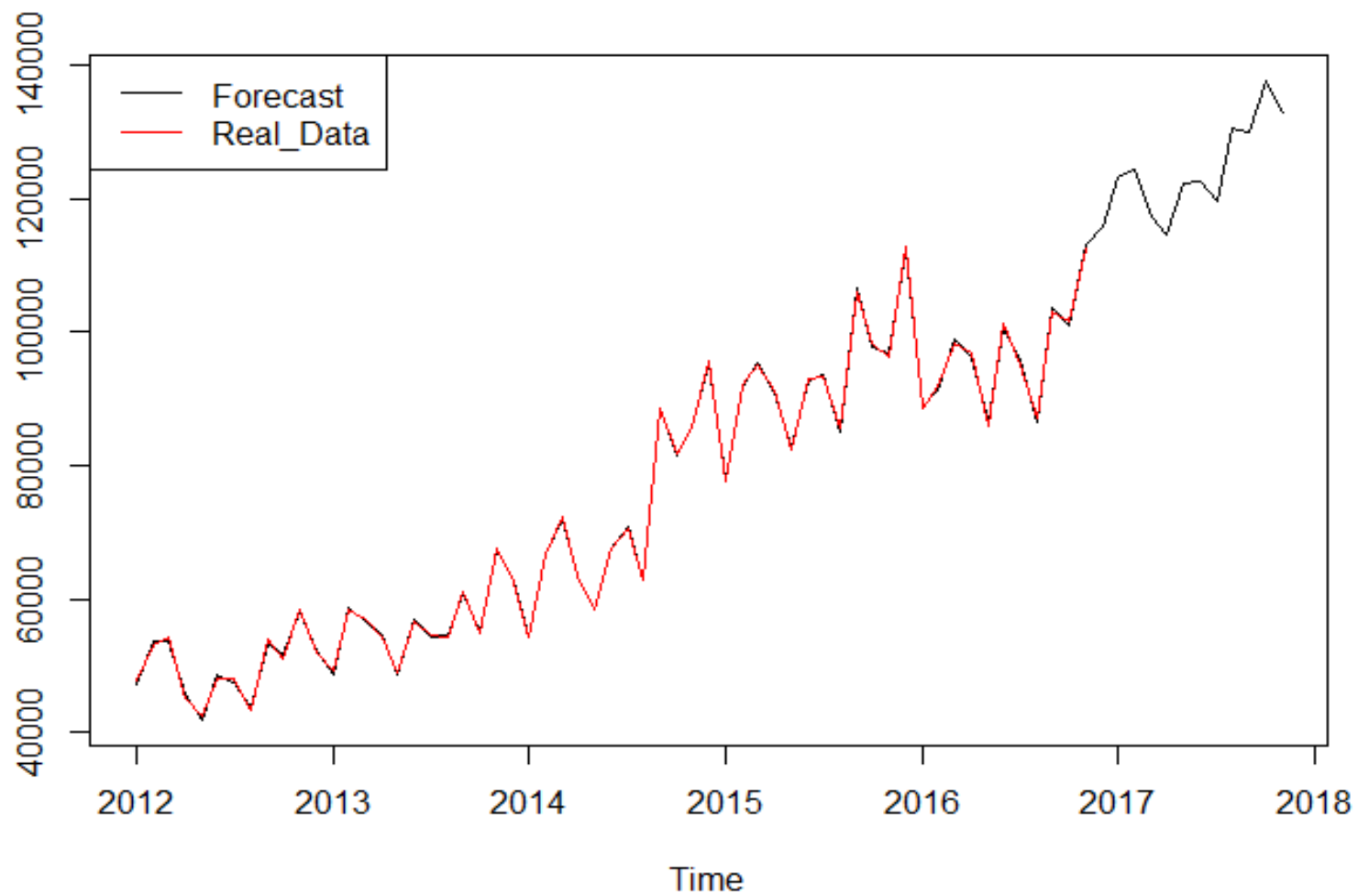
4.2.1.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนานาชาติอุตรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.539 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.21 และดังกราฟที่ 4.45

ตารางที่ 4.21 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	115,775.8
กุมภาพันธ์ - 2017	123,225.4
มีนาคม - 2017	124,345.4
เมษายน - 2017	117,387.1
พฤษภาคม - 2017	114,643.3
มิถุนายน - 2017	122,287.3
กรกฎาคม - 2017	122,443.2
สิงหาคม - 2017	119,751.2
กันยายน - 2017	130,594.0
ตุลาคม - 2017	129,823.1
พฤศจิกายน - 2017	137,593.4
ธันวาคม - 2017	133,001.4



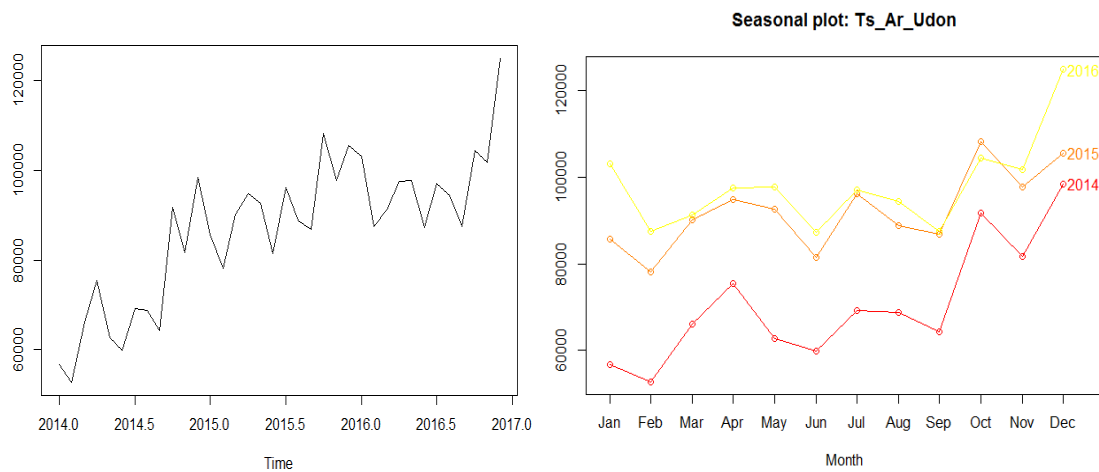


กราฟที่ 4.45 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี

4.2.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

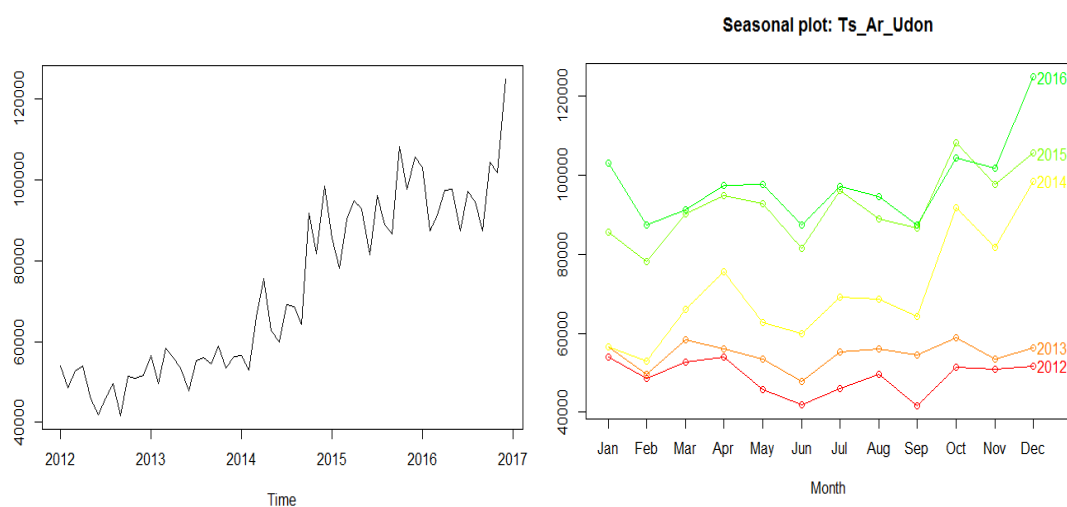
ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.46



กราฟที่ 4.46 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 3 ปี

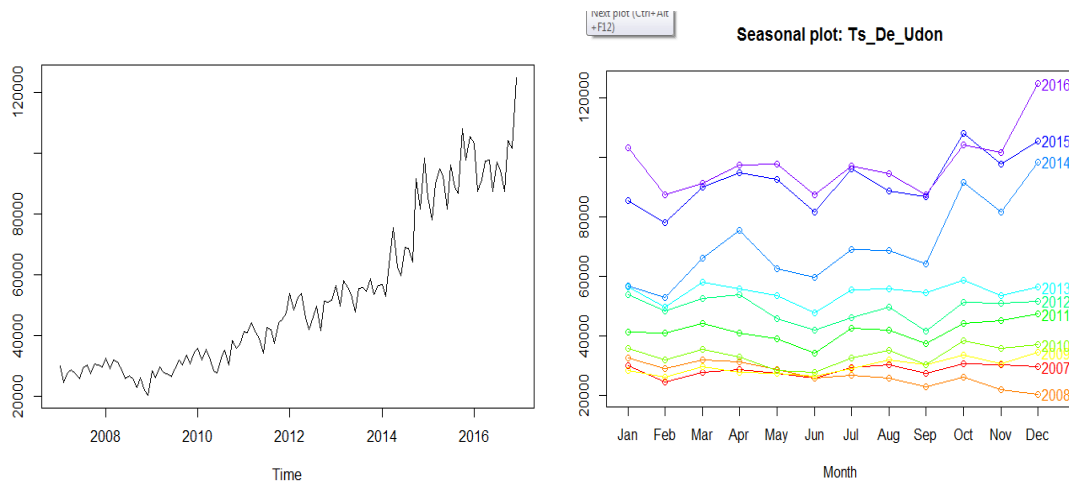
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.47



กราฟที่ 4.47 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 5 ปี



ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.48



กราฟที่ 4.48 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 10 ปี

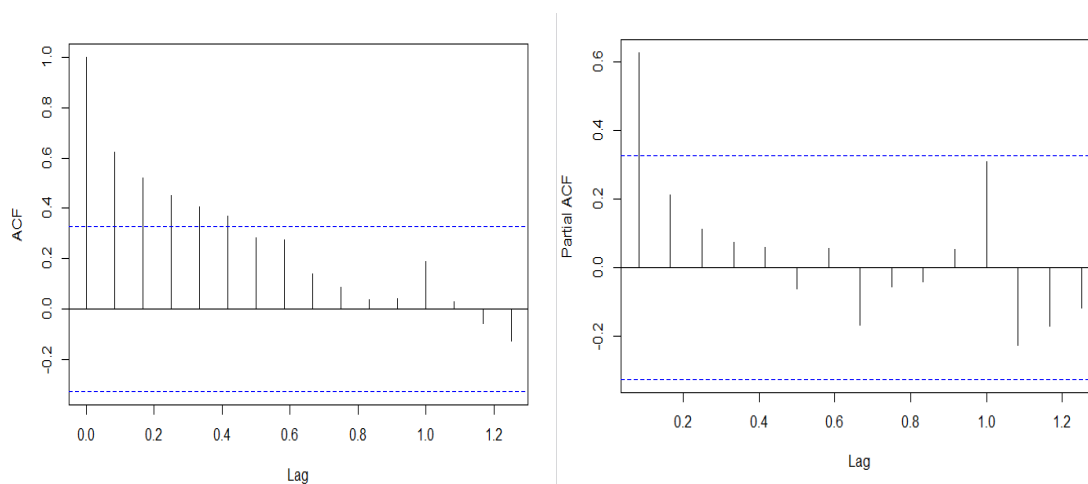
4.2.2.1 SARIMA Model

4.2.2.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.541 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.49





กราฟที่ 4.49 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.22

ตารางที่ 4.22 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	473.885
2	SARIMA(1,1,0)(1,1,0) ₁₂	477.499
3	SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂	477.061
4	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	476.181
5	SARIMA(0,1,0)(0,1,1) ₁₂	476.181

จากตารางที่ 4.22 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(0,1,0)(0,1,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 473.885 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดดังต่อไปนี้

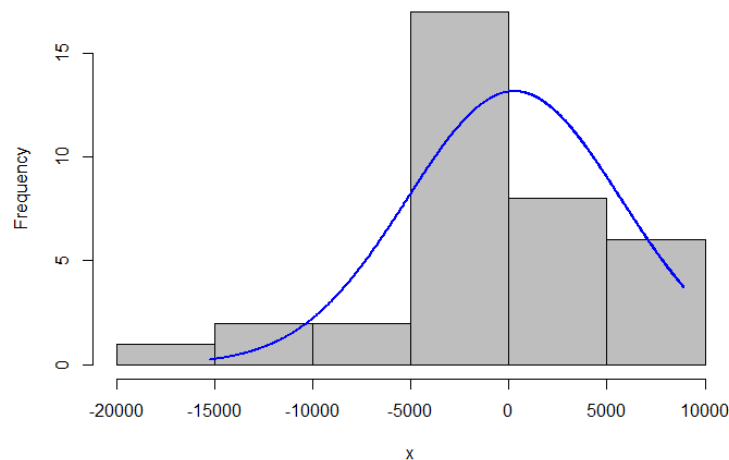


การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 3 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า $p\text{-value} = 0.124$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.50



กราฟที่ 4.50 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า $P\text{-value} = 0.370$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

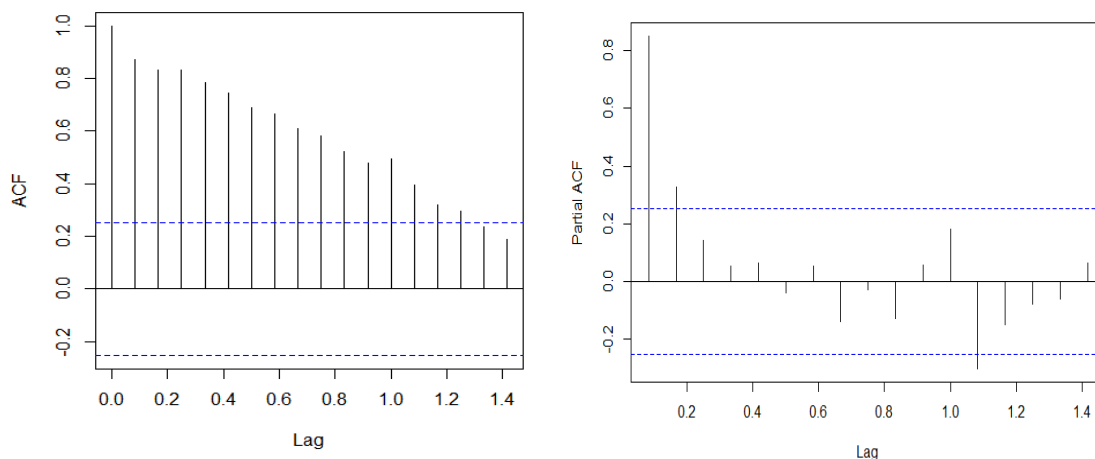
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ $P\text{-value} = 0.805$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน เท่ากัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.2.2.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า $p\text{-value} = 0.000$ และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า $p\text{-value} = 0.159$ นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.51





กราฟที่ 4.51 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

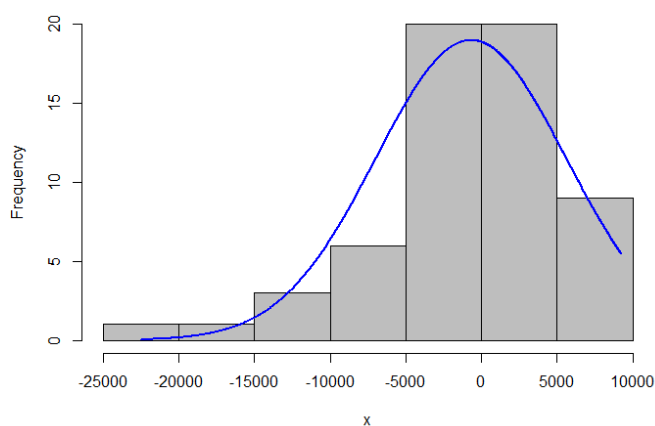
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1^{st} Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า $p\text{-value} = 0.002$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = -0.428$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า $p\text{-value} = 0.2892$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.52





กราฟที่ 4.52 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = -0.428$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 6 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.23

ตารางที่ 4.23 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	ARIMA(0,1,0) ₁₂	-637.982
2	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	-670.669
3	SARIMA(1,1,0)(1,0,1) ₁₂	-666.184
4	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	-670.093
5	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	-670.536
6	SARIMA(1,1,1)(1,0,0) ₁₂	-670.609

จากตารางที่ 4.23 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ -670.669 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.984 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

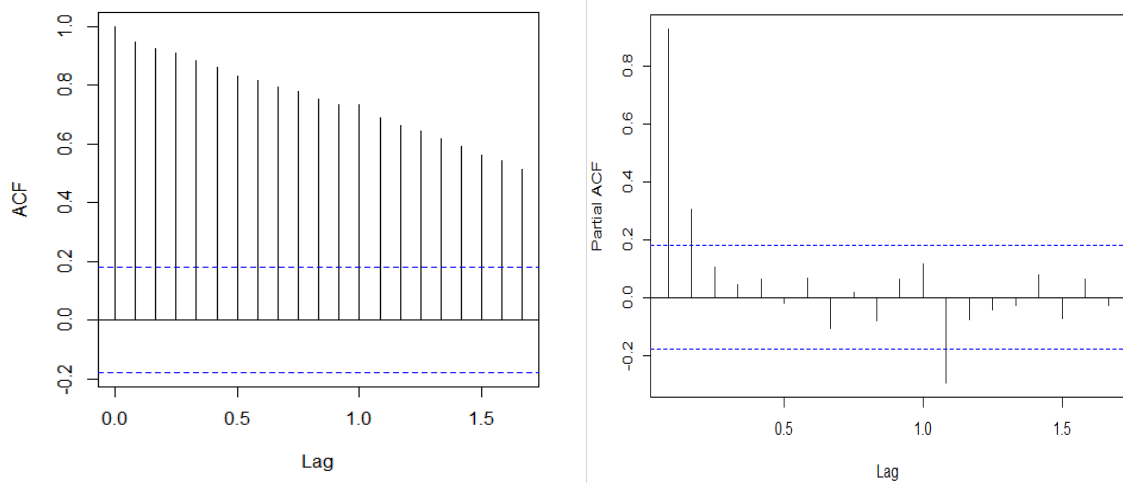
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.130 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.2.2.1.3 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.780 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.53



กราฟที่ 4.53 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี

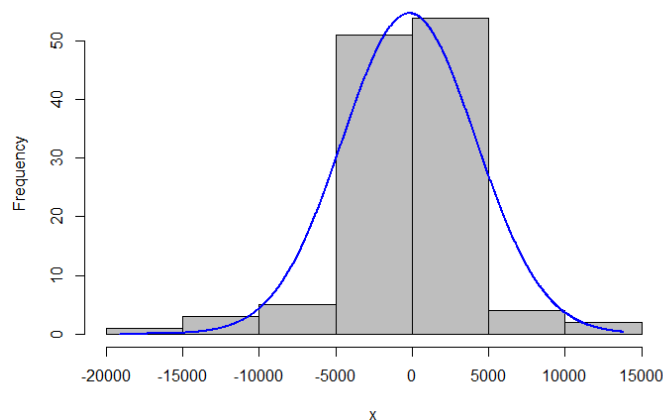
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีระยะเวลา 10 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้



การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation: $\lambda = -0.178$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อน มีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.05 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.54



กราฟที่ 4.54 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation: $\lambda = -0.178$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 6 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.24

ตารางที่ 4.24 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	-706.354
2	SARIMA(2,1,0)(2,0,0) ₁₂	-703.344
3	SARIMA(1,1,1)(2,0,0) ₁₂	-702.851
4	SARIMA(2,1,1)(2,0,0) ₁₂	-698.604
5	SARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	-710.946
6	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	-696.262

จากตารางที่ 4.24 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ -706.354 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด



2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.911 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.418 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.2.2.1.4 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.25

ตารางที่ 4.25 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	3.559	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	2.418
5 ปี	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	6.341	FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.422
10 ปี	SARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	5.599	FSARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	0.619

จากตารางที่ 4.25 พบว่า ตัวแบบ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.422 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.5744

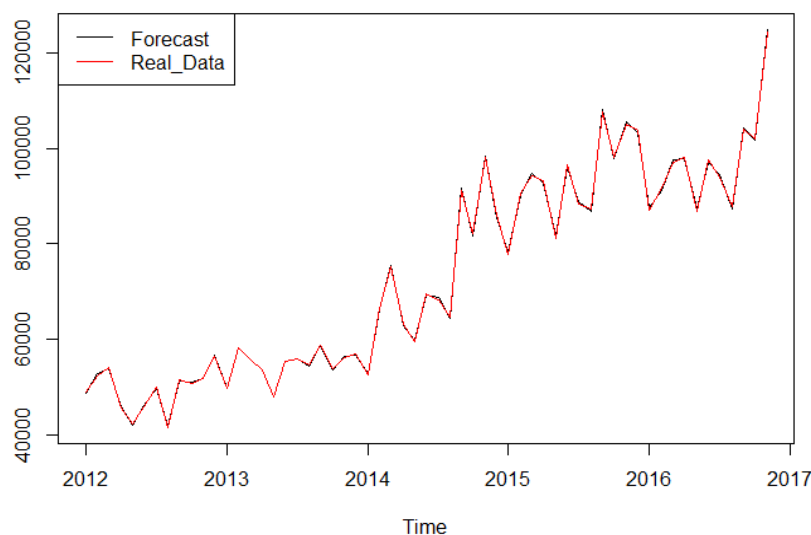
โดยตัวแบบ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ SARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.1219Y_{t-1} - 0.0879\varepsilon_{t-1}$$



4.2.2.1.5 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ โดยใช้จำนวนข้อมูล 5 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.55



กราฟที่ 4.55 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี

4.2.2.2 Grey forecasting model

4.2.2.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.26

ตารางที่ 4.26 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	9.826	FGM(1,1)	0.931
5 ปี	GM(1,1)	9.079	FGM(1,1)	0.941
10 ปี	GM(1,1)	11.012	FGM(1,1)	1.076



จากตารางที่ 4.26 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.931 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี รองลงมา คือ ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.941

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่า ค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

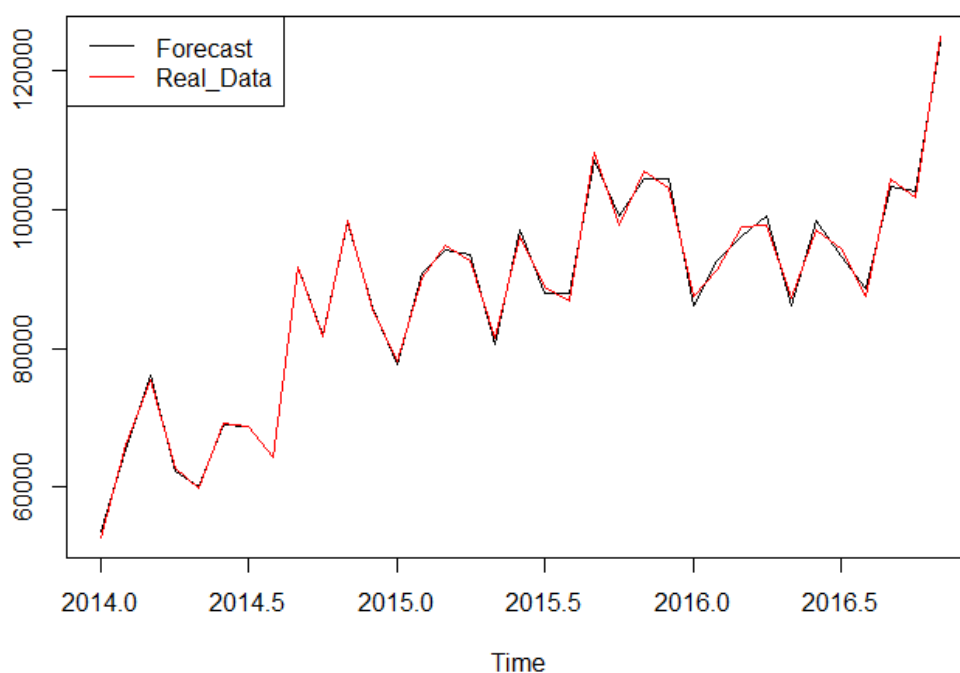
$$a = -0.01306922 \quad \text{และ} \quad b = 68566.12$$

และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}k = 5303051 e^{-0.01306922(k-1)} - 5246383$$

4.2.2.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.56



กราฟที่ 4.56 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี



4.2.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

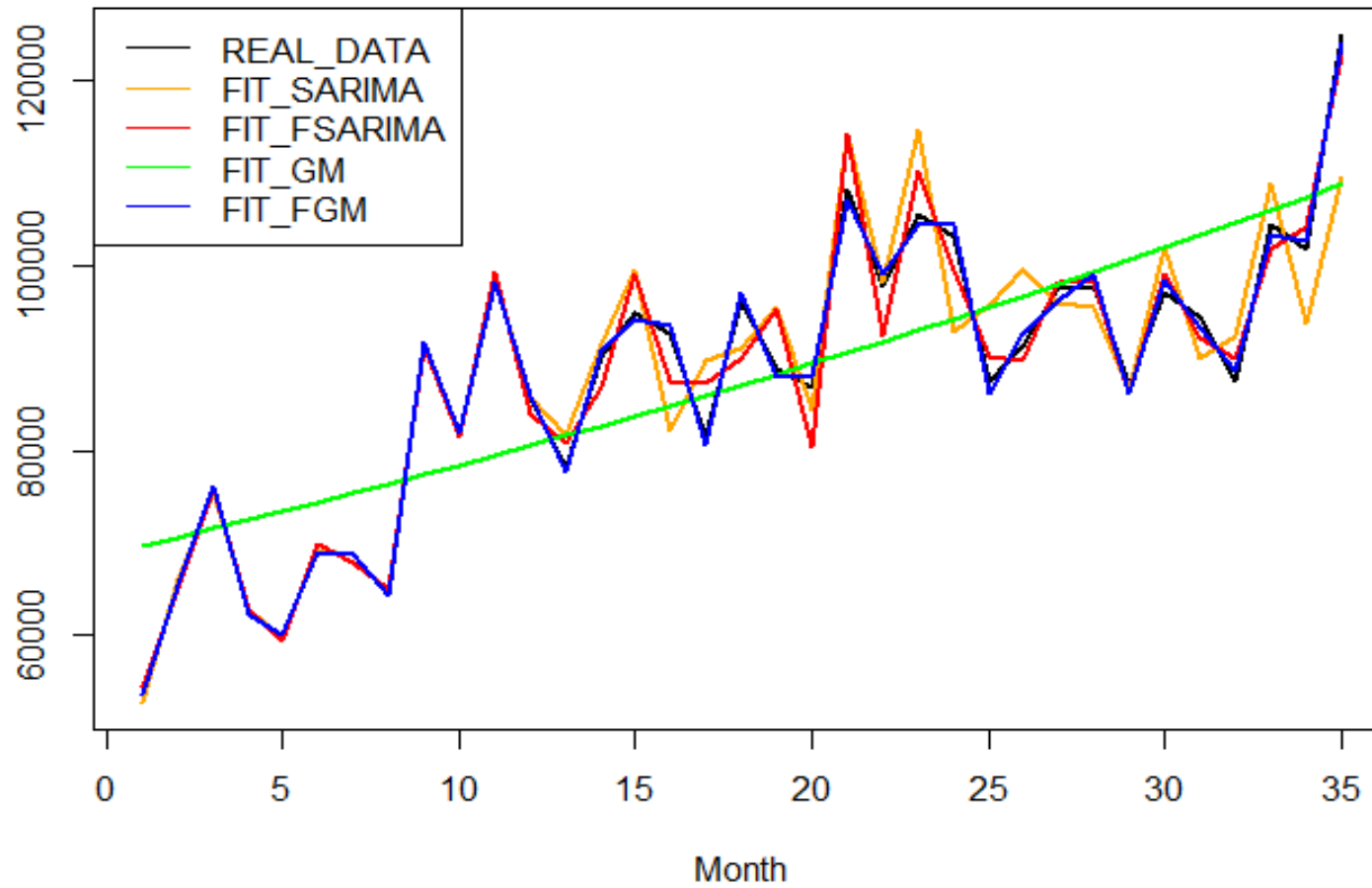
จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุง โดยการใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.27 และดังกราฟที่ 4.57-4.59

ตารางที่ 4.27 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

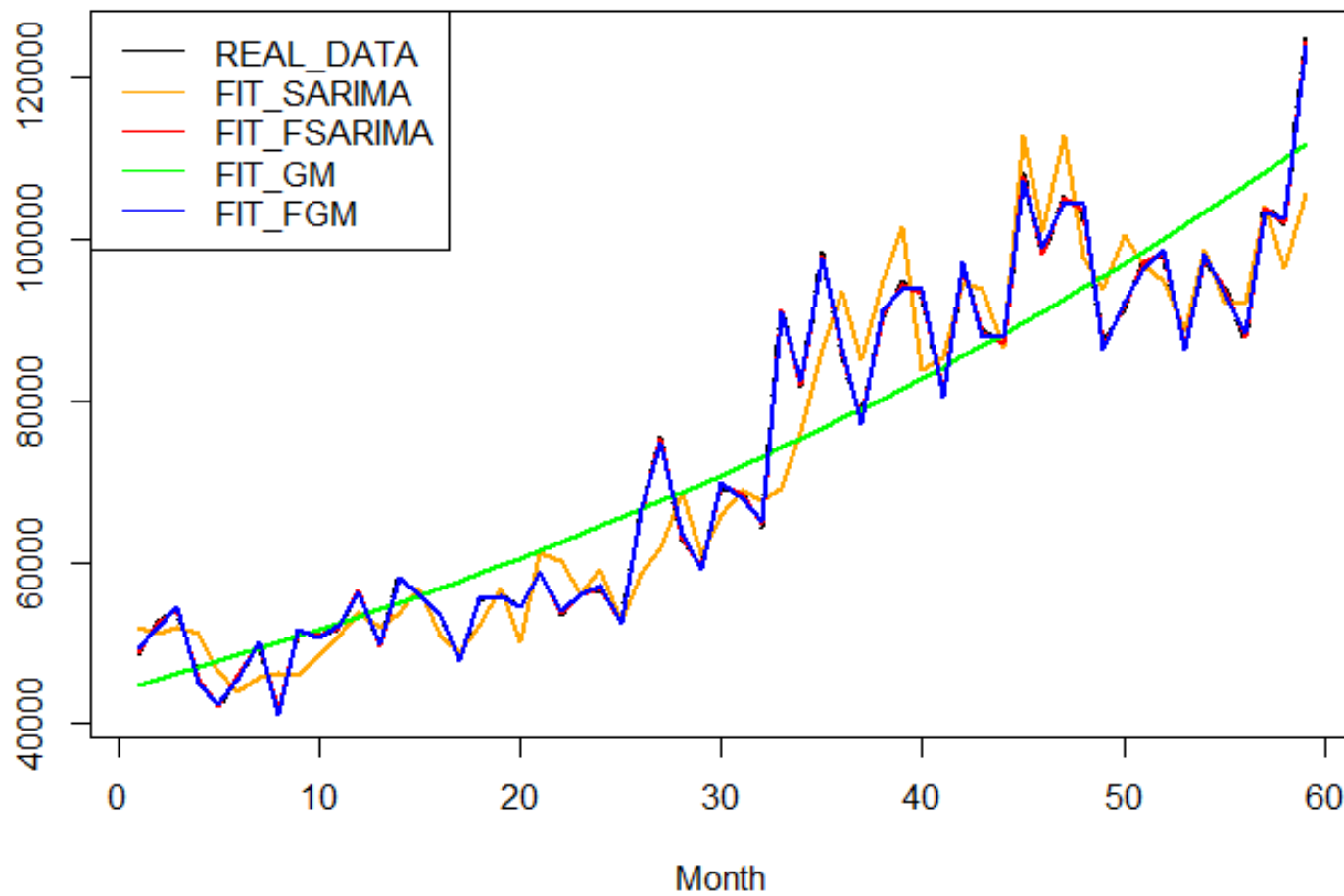
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	3.559
	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	2.418
	GM(1,1)	9.826
	FGM(1,1)	0.931
5 ปี	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	6.341
	FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.422
	GM(1,1)	9.079
	FGM(1,1)	0.941
10 ปี	SARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	5.599
	FSARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	0.619
	GM(1,1)	11.012
	FGM(1,1)	1.076

จากตารางที่ 4.27 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.422 รองลงมา คือ FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.619 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.931 ตามลำดับ

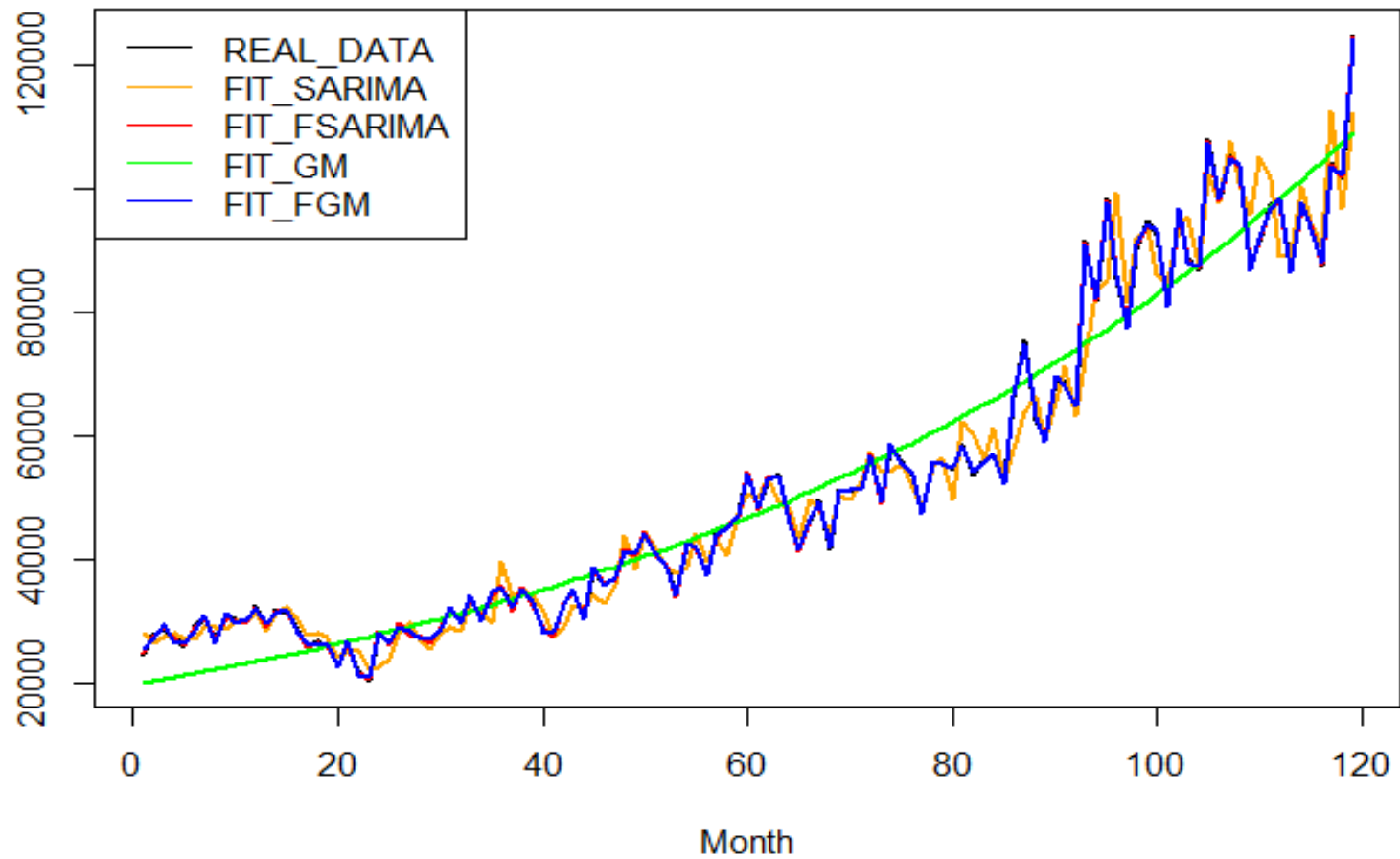




กราฟที่ 4.57 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.58 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี



กราฟที่ 4.59 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

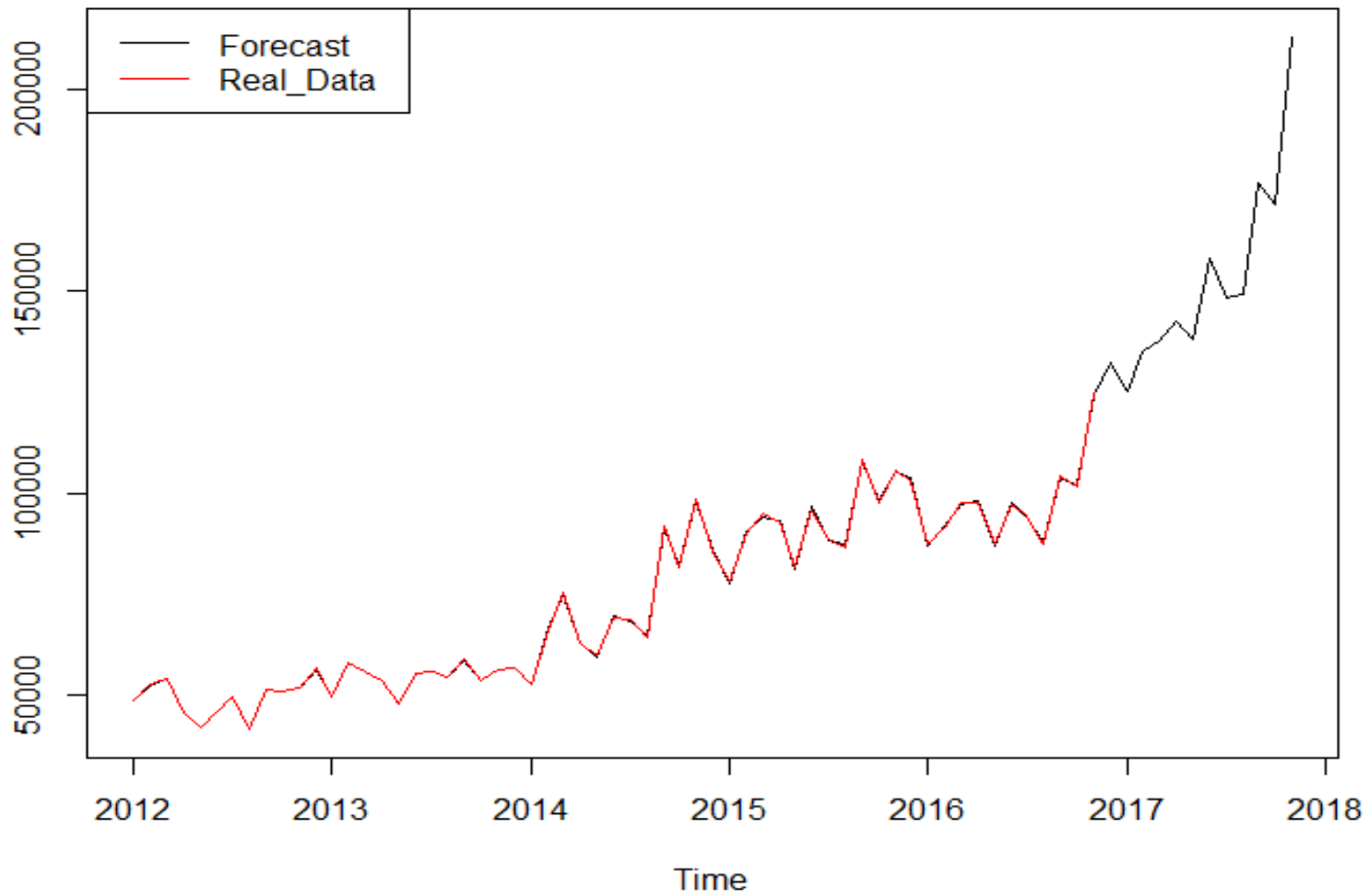
4.2.2.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.422 เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.422 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.28 และดังกราฟที่ 4.60

ตารางที่ 4.28 ค่าพยากรณ์ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	132,365.4
กุมภาพันธ์ - 2017	125,080.2
มีนาคม - 2017	135,174.4
เมษายน - 2017	137,875.5
พฤษภาคม - 2017	142,662.9
มิถุนายน - 2017	138,049.5
กรกฎาคม - 2017	158,296.5
สิงหาคม - 2017	148,200.1
กันยายน - 2017	149,194.8
ตุลาคม - 2017	176,953.5
พฤศจิกายน - 2017	171,605.0
ธันวาคม - 2017	213,058.4





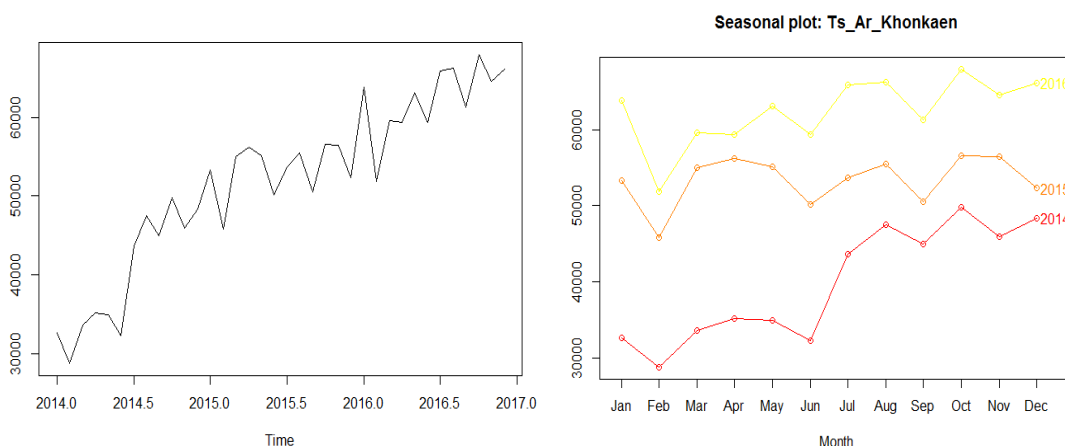
กราฟที่ 4.60 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี

4.3 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานขอนแก่น

4.3.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

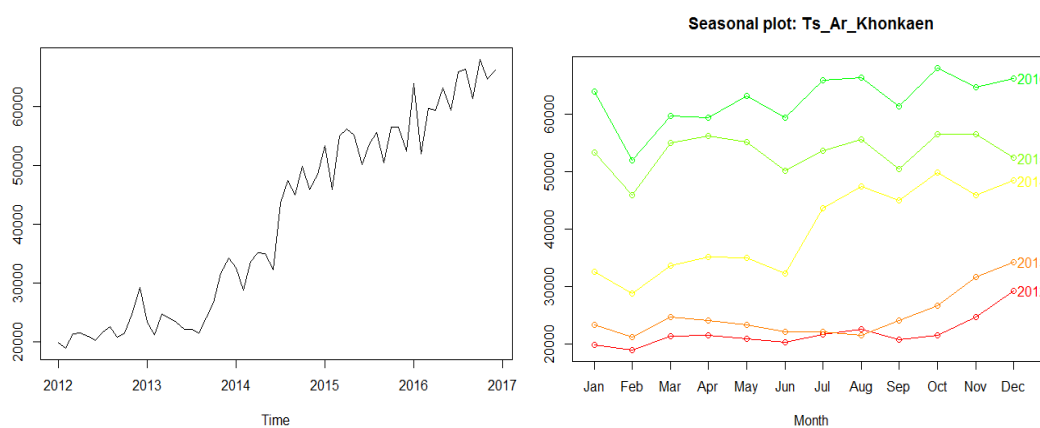
ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.61



กราฟที่ 4.61 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี

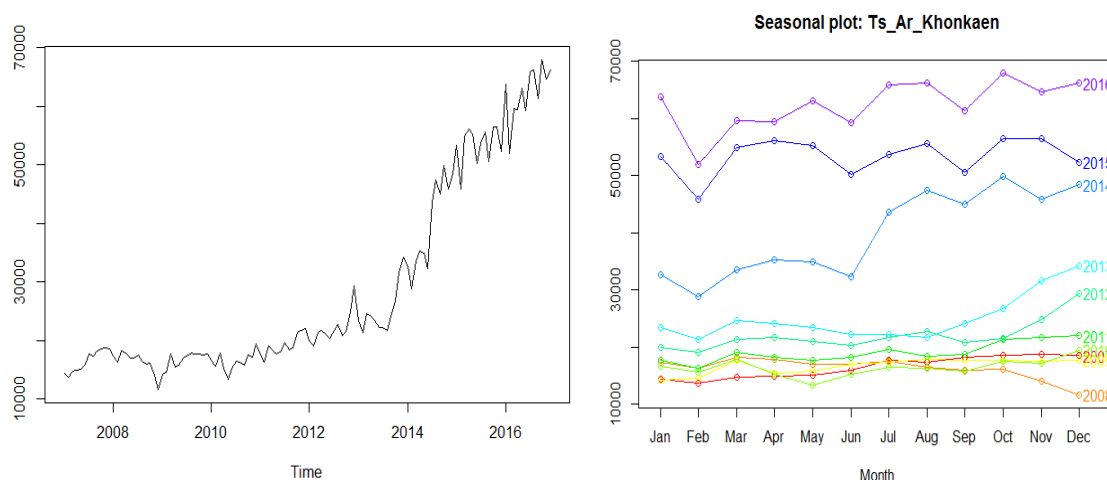
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.62



กราฟที่ 4.62 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี



ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.63



กราฟที่ 4.63 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 10 ปี

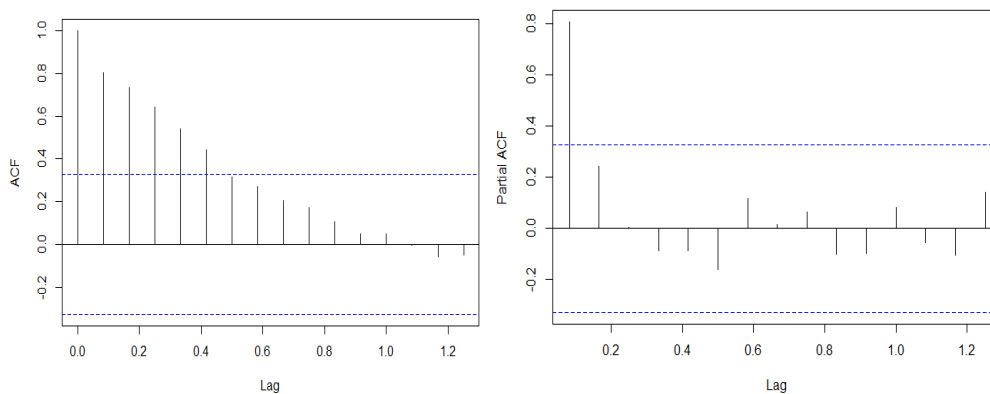
4.3.1.1 SARIMA Model

4.3.1.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.525 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.64





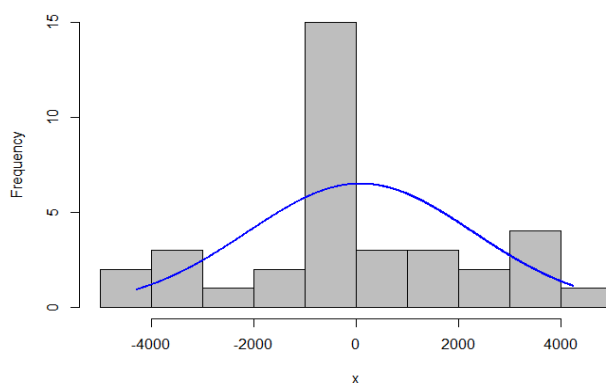
กราฟที่ 4.64 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่น ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference ได้พิจารณารูปกราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1^{st} Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 1.999$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera Test มีค่า p-value = 0.91 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.65



กราฟที่ 4.65 Histogram of Noise residuals



ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 1.999$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 4 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.29

ตารางที่ 4.29 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,0,0)(1,1,0) ₁₂	993.717
2	SARIMA(2,0,0)(1,1,0) ₁₂	992.404
3	SARIMA(2,0,1)(1,1,0) ₁₂	994.952
4	SARIMA(3,0,1)(1,1,0) ₁₂	997.662
5	SARIMA(3,0,0)(1,1,0) ₁₂	994.561

จากตารางที่ 4.29 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(2,0,0)(1,1,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 992.404 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.508 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

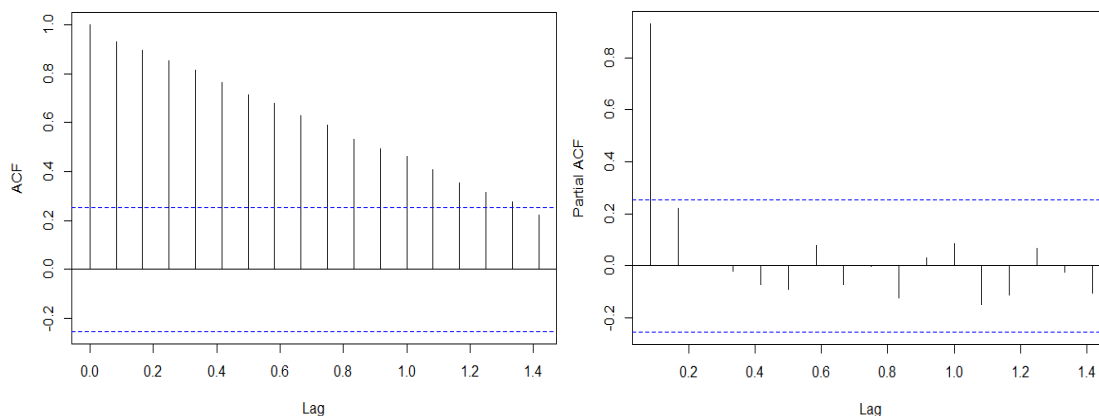
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.365 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน

การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่น ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.462 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.66





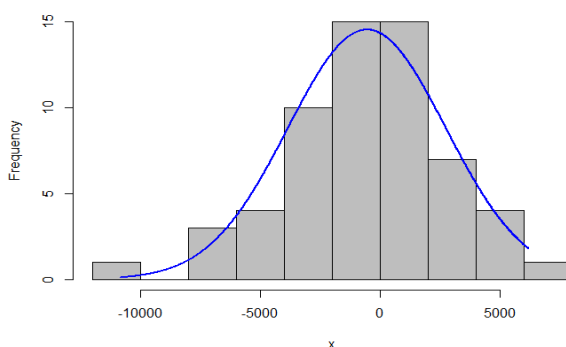
กราฟที่ 4.66 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่น ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1^{st} Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.645$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.198 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.67



กราฟที่ 4.67 Histogram of Noise residuals



ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.645$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.30

ตารางที่ 4.30 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(2,1,1)(1,0,0) ₁₂	704.478
2	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	695.082
3	SARIMA(1,1,0)(1,0,1) ₁₂	698.106
4	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	696.241
5	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	698.868

จากตารางที่ 4.30 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 695.08 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.146 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

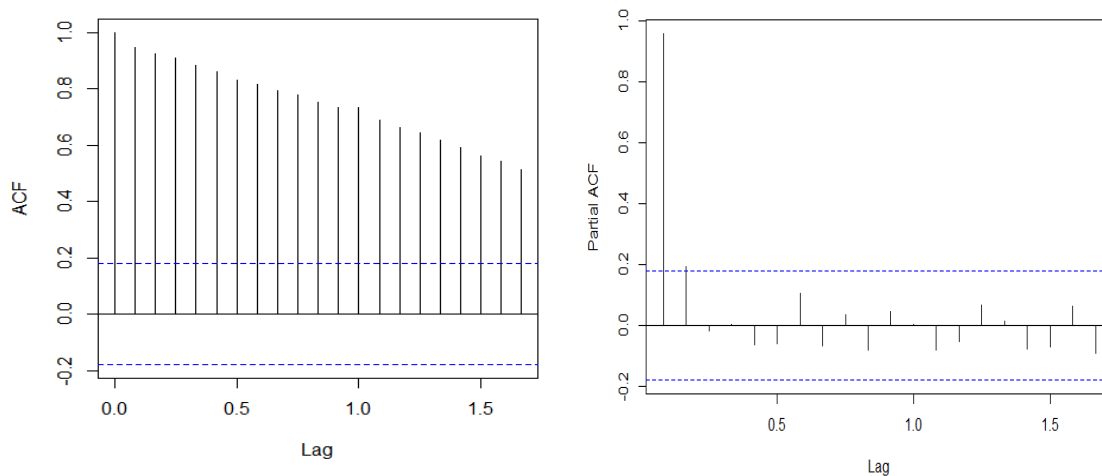
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.735 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.3.1.1.3 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.971 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.68





กราฟที่ 4.68 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี

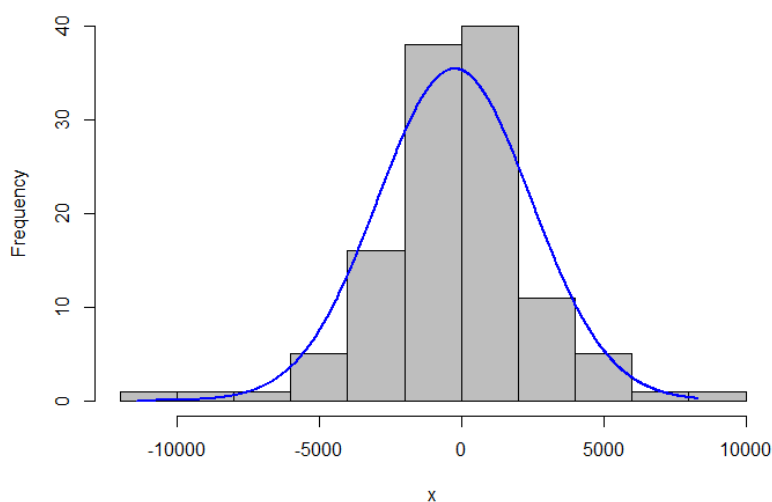
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่น ระยะเวลา 10 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation: lambda = -0.229 ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.05 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.69





กราฟที่ 4.69 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation: $\lambda = -0.229$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.31

ตารางที่ 4.31 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	-794.850
2	SARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	-794.670
3	SARIMA(0,1,0)(1,0,1) ₁₂	-794.431
4	SARIMA(0,1,0)(2,0,1) ₁₂	-789.978
5	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	-791.687

จากตารางที่ 4.31 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ -794.850 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.437 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.999 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.3.1.1.4 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธี โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.32

ตารางที่ 4.32 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	SARIMA(2,0,0)(1,1,0) ₁₂	2.762	FSARIMA(2,0,0)(1,1,0) ₁₂	1.217
5 ปี	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	6.518	FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	1.216
10 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	6.390	FSARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	1.115

จากตารางที่ 4.32 พบว่า ตัวแบบ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.115 รองลงมา คือ ตัวแบบ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี MAPE เท่ากับ 1.216 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากตัวแบบ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.888

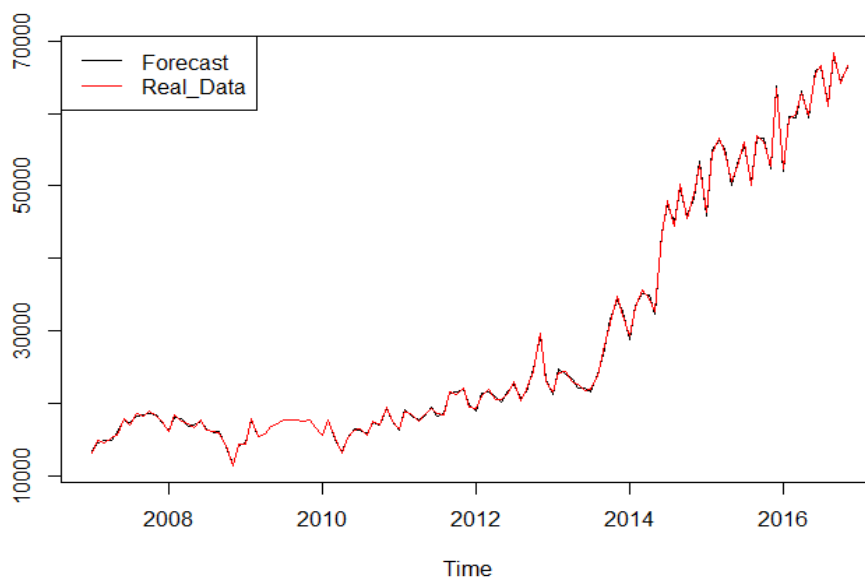
โดยตัวแบบ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ SARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ ที่มีตัวแบบสมการ พยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.0965Y_{t-1} - 0.0803\varepsilon_{t-1}$$

4.3.1.1.5 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ โดยใช้จำนวนข้อมูล 10 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.70





กราฟที่ 4.70 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂
จำนวนข้อมูล 10 ปี

4.3.1.2 Grey forecasting model

4.3.1.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.33

ตารางที่ 4.33 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	7.633	FGM(1,1)	1.495
5 ปี	GM(1,1)	9.699	FGM(1,1)	1.338
10 ปี	GM(1,1)	22.224	FGM(1,1)	0.971

จากตารางที่ 4.33 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 10 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.971 ซึ่งตัวแบบ



FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 10 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

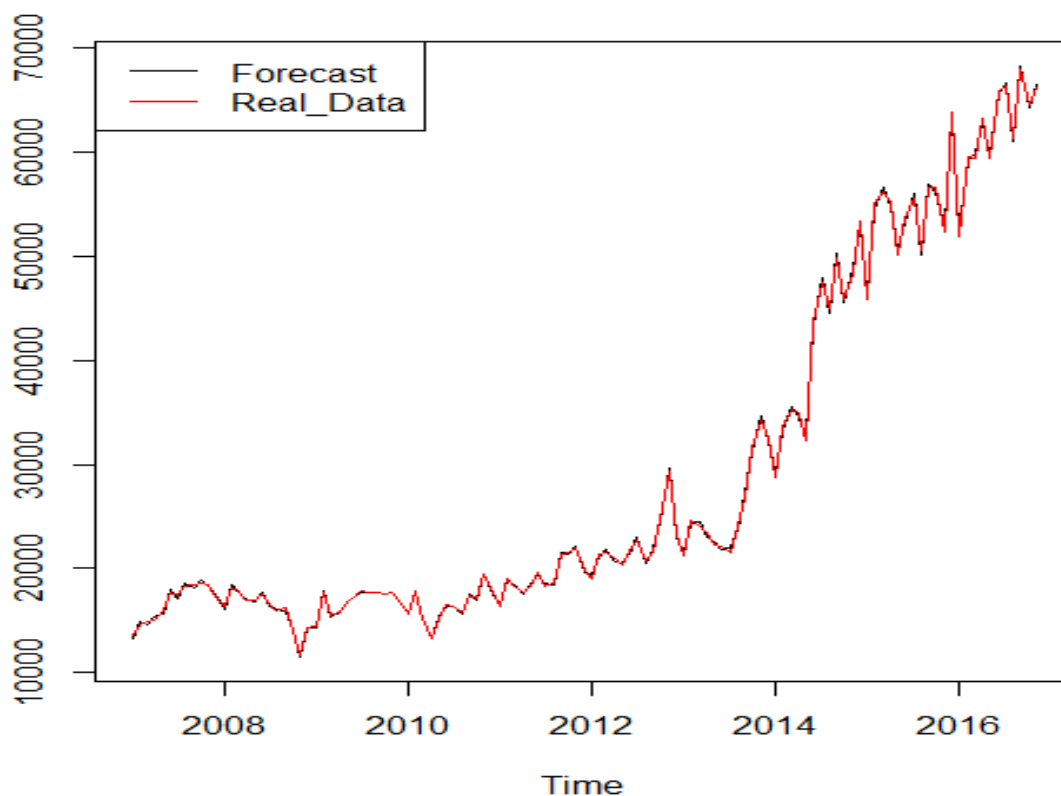
$$a = -0.01733024 \quad \text{และ} \quad b = 7416.305$$

และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 490625.1e^{-0.01733024(k-1)} - 427940.1$$

4.3.1.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 10 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.71



กราฟที่ 4.71 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 10 ปี



4.3.1.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

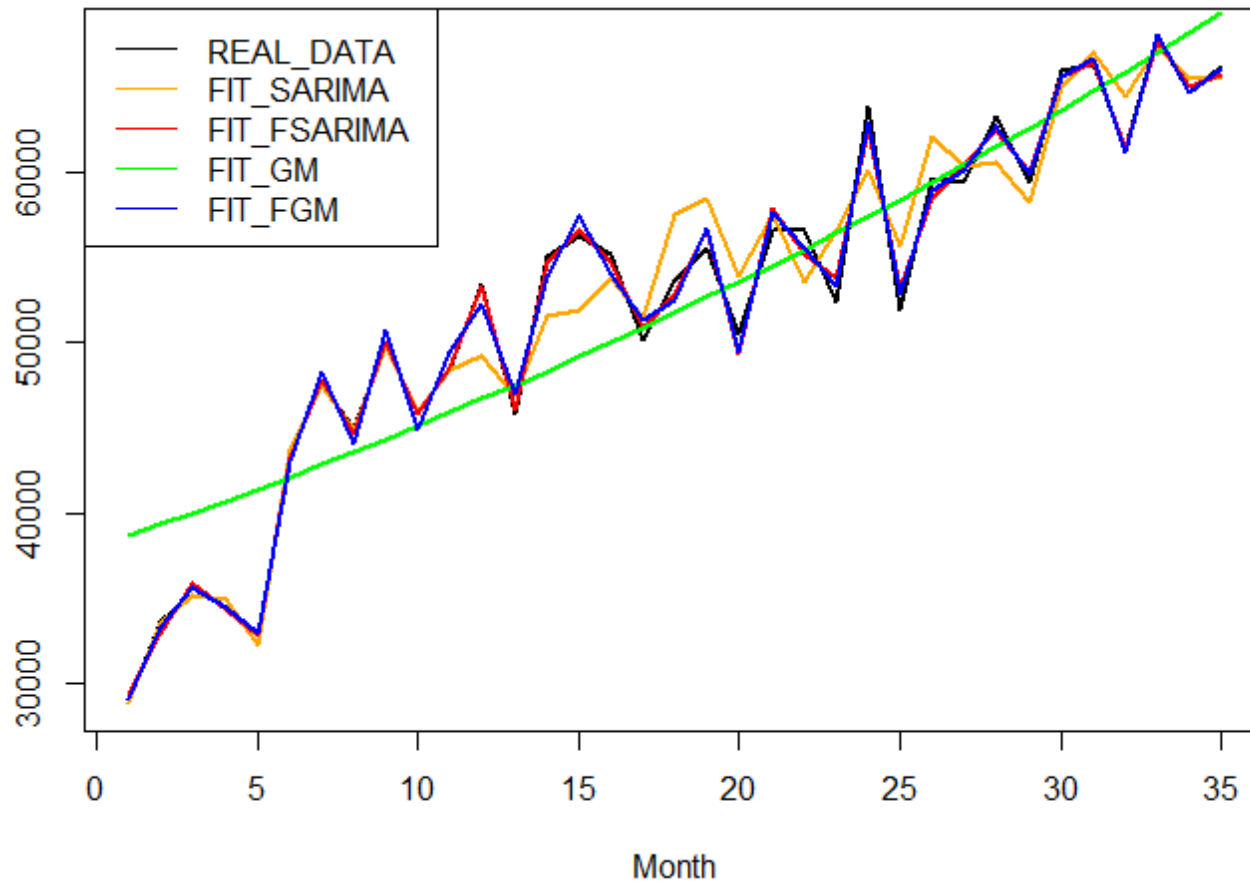
จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.34 และดังกราฟที่ 4.72-4.74

ตารางที่ 4.34 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

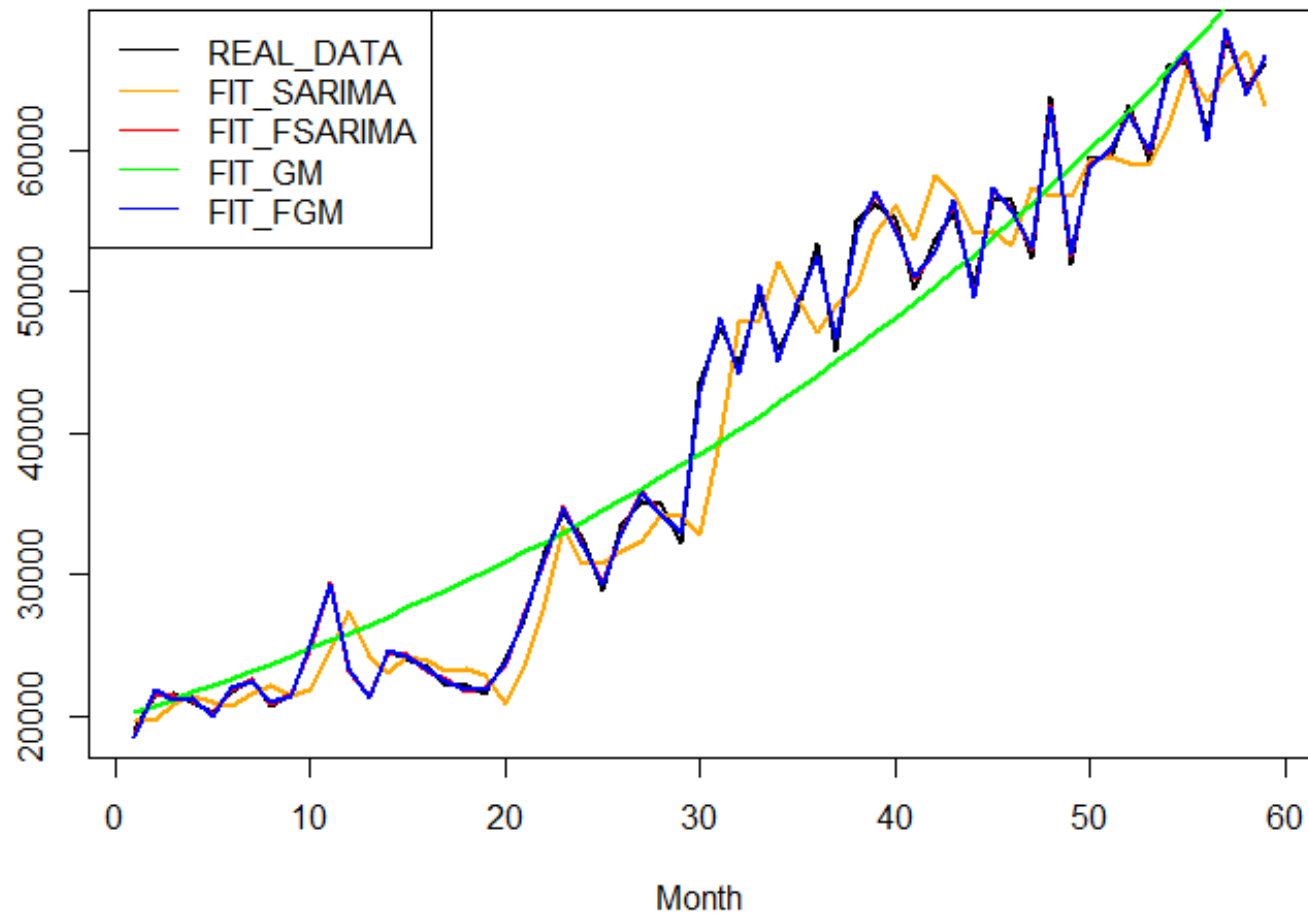
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(2,0,0)(1,1,0) ₁₂	2.762
	FSARIMA(2,0,0)(1,1,0) ₁₂	1.217
	GM(1,1)	7.633
	FGM(1,1)	1.495
5 ปี	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	6.518
	FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	1.216
	GM(1,1)	9.699
	FGM(1,1)	1.338
10 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	6.390
	FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	1.115
	GM(1,1)	22.224
	FGM(1,1)	0.971

จากตารางที่ 4.34 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.971 รองลงมา คือ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.216 และ FSARIMA(2,0,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.217 ตามลำดับ

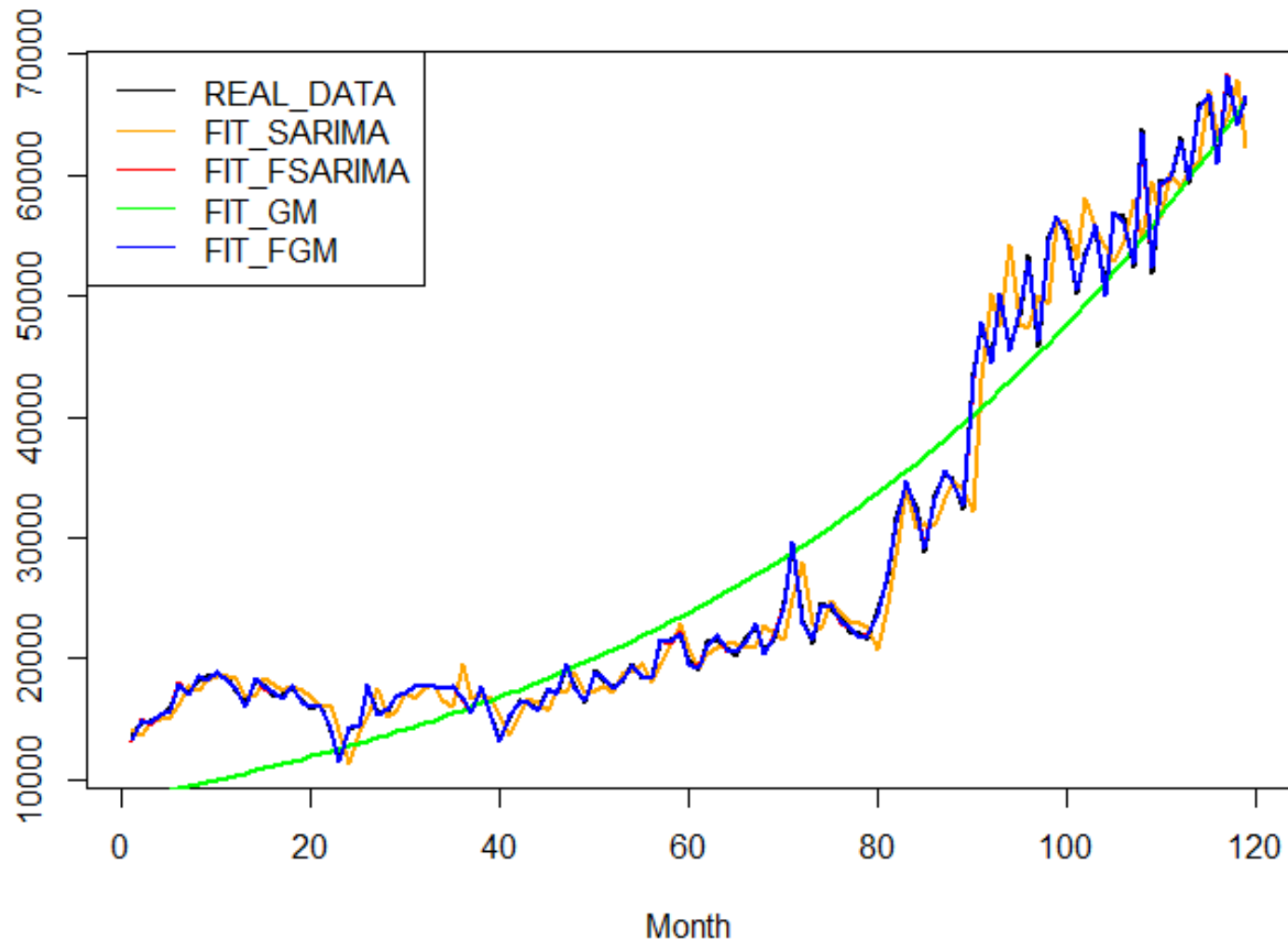




กราฟที่ 4.72 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.73 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี



กราฟที่ 4.74 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

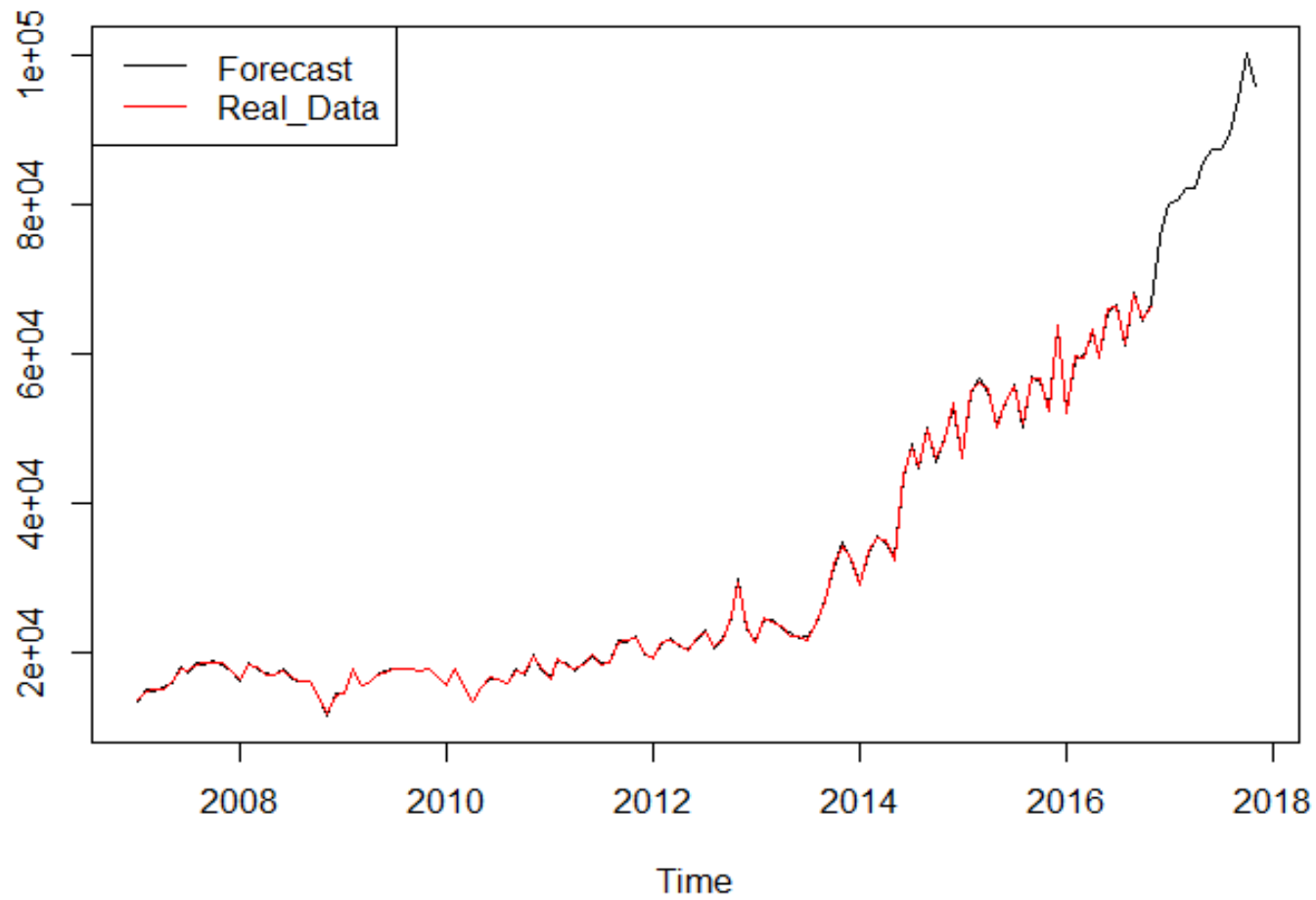
4.3.1.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.971 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.35 และดังกราฟที่ 4.75

ตารางที่ 4.35 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 10 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	73,655.54
กุมภาพันธ์ - 2017	76,358.31
มีนาคม - 2017	77,115.83
เมษายน - 2017	78,890.32
พฤษภาคม - 2017	80,378.67
มิถุนายน - 2017	83,760.49
กรกฎาคม - 2017	84,033.66
สิงหาคม - 2017	86,631.54
กันยายน - 2017	87,514.49
ตุลาคม - 2017	89,388.29
พฤศจิกายน - 2017	89,963.93
ธันวาคม - 2017	90,534.64



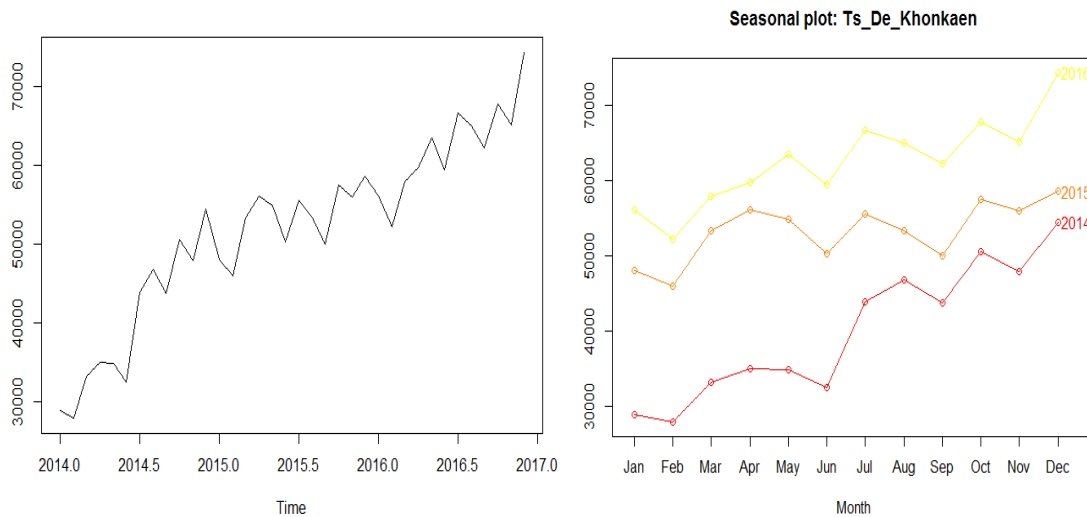


กราฟที่ 4.75 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 10 ปี

4.3.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

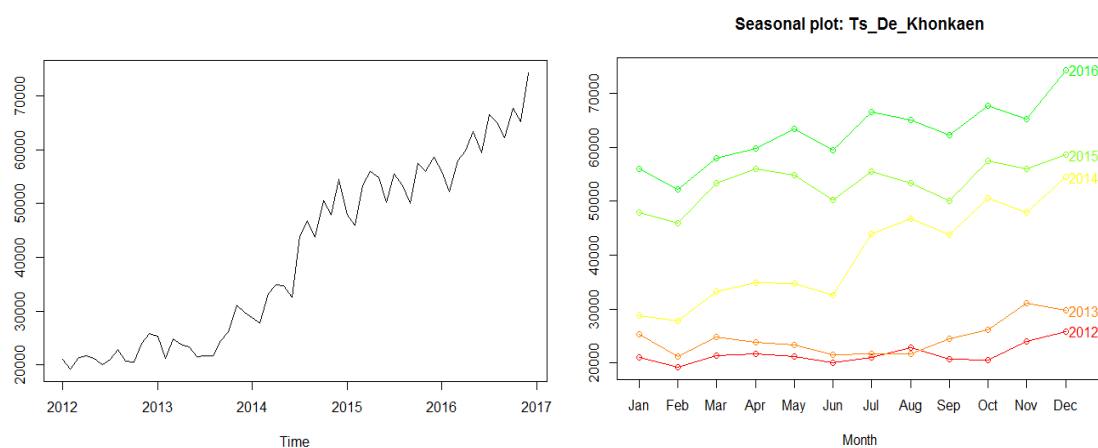
ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.76



กราฟที่ 4.76 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 3 ปี

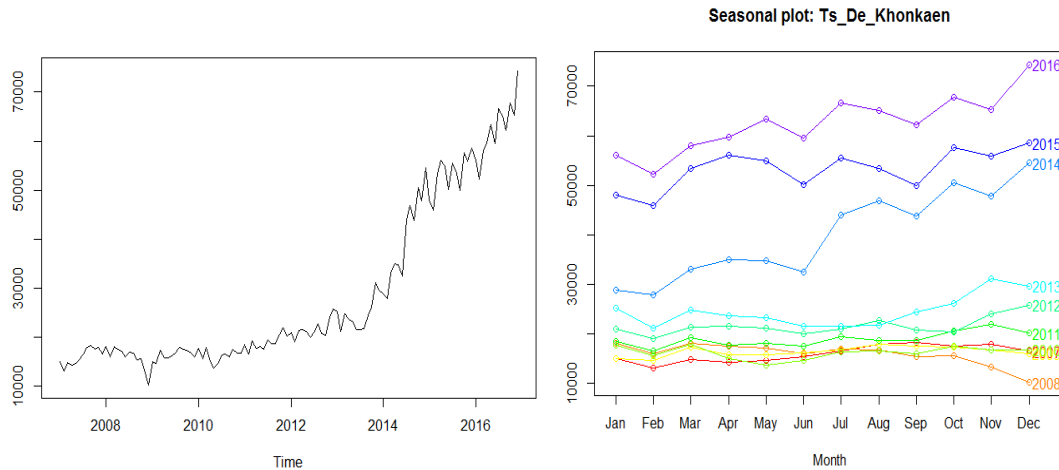
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.77



กราฟที่ 4.77 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 5 ปี



ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.78



กราฟที่ 4.78 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 10 ปี

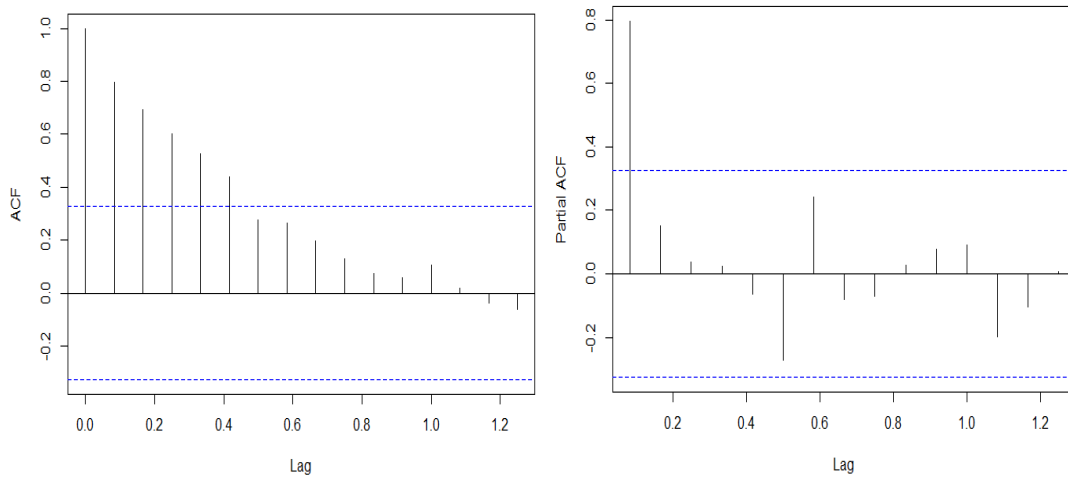
4.3.2.1 SARIMA Model

4.3.2.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.471 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.79





กราฟที่ 4.79 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่น ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference ได้พิจารณารูปกราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1^{st} Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้

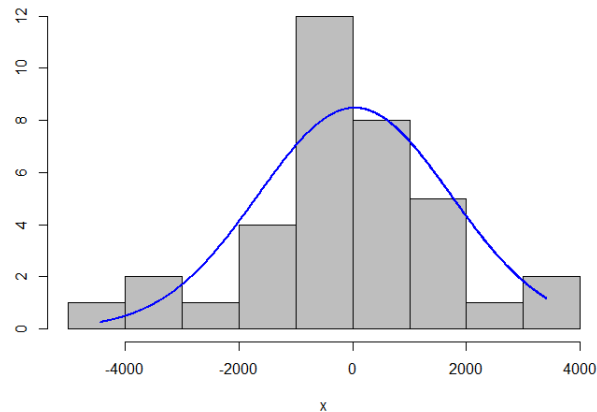
การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 3 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 1.999$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque-Bera test มีค่า p-value = 0.271 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.80





กราฟที่ 4.80 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 1.999$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.36

ตารางที่ 4.36 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	981.880
2	SARIMA(0,0,0)(1,1,0) ₁₂	988.691
3	SARIMA(2,0,0)(1,1,0) ₁₂	985.026
4	SARIMA(1,0,1)(1,1,0) ₁₂	985.042
5	SARIMA(2,0,1)(1,1,0) ₁₂	987.514

จากตารางที่ 4.36 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 981.880 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.963 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

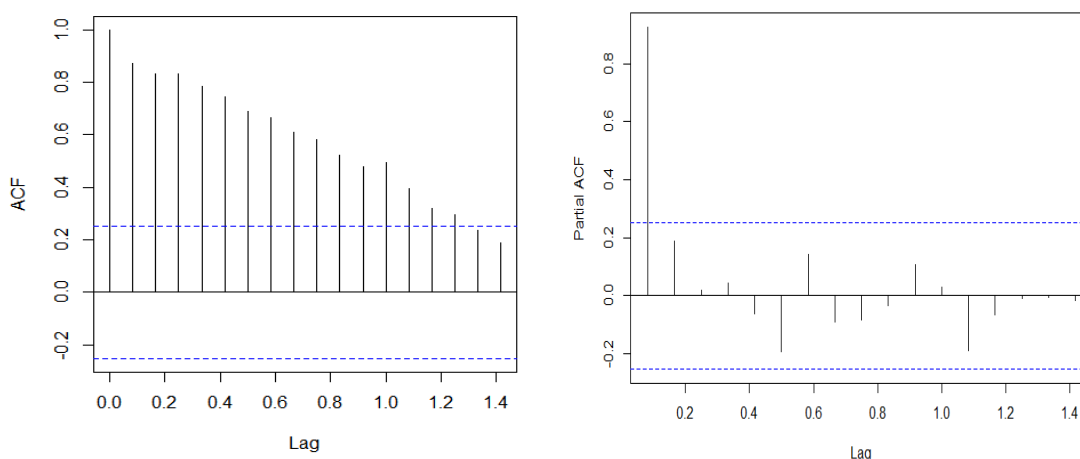
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.17 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน เท่ากัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.3.2.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.525 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.81



กราฟที่ 4.81 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

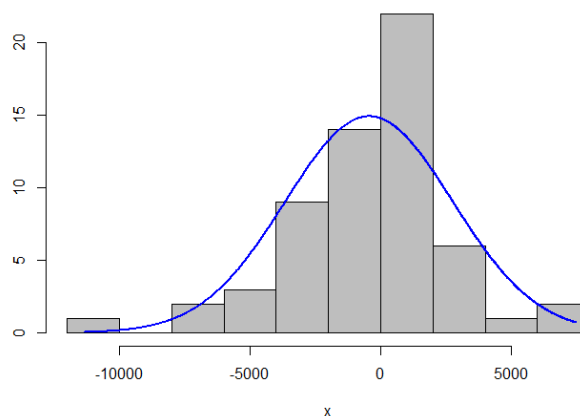
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่น ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = -0.106$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.487 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.82





กราฟที่ 4.82 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = -0.106$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.37

ตารางที่ 4.37 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(1,1,1)(1,0,0) ₁₂	-241.524
2	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	-249.056
3	SARIMA(0,1,0)(1,0,1) ₁₂	-248.970
4	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	-246.461
5	SARIMA(0,1,1)(1,0,0) ₁₂	-246.766

จากตารางที่ 4.37 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ -249.056 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.246 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

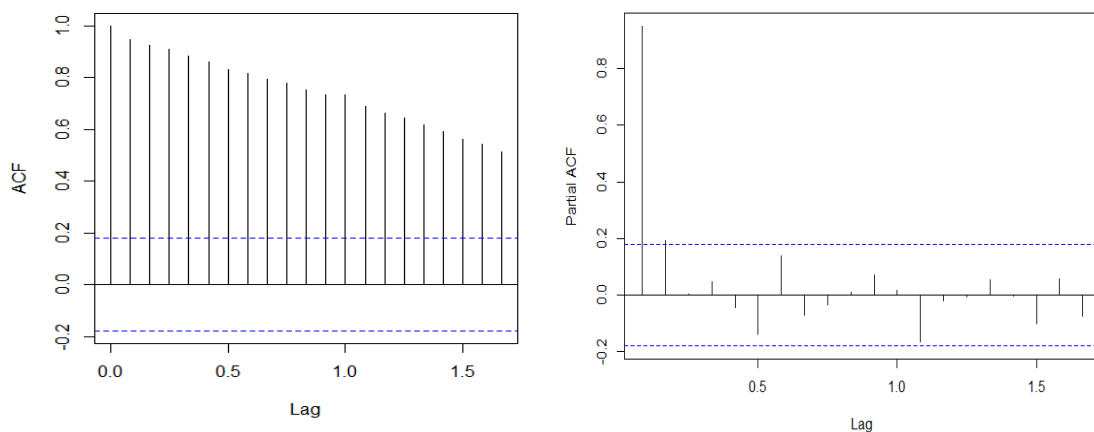
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.962 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.3.2.1.3 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.99 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.83



กราฟที่ 4.83 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี

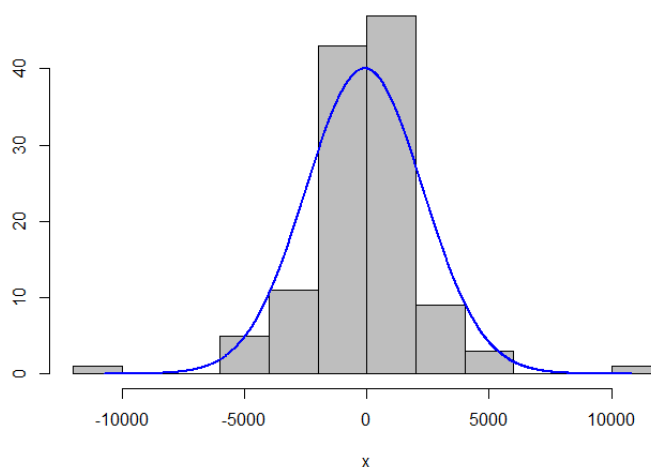
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่น ระยะเวลา 10 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation: $\lambda = -0.386$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.05 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.84





กราฟที่ 4.84 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation: $\lambda = -0.386$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 4 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.38

ตารางที่ 4.38 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	-1150.919
2	SARIMA(0,1,1)(2,0,0) ₁₂	-1150.554
3	SARIMA(1,1,1)(2,0,0) ₁₂	-1147.245
4	SARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	-1155.359
5	ARIMA(1,1,1)(2,0,0) ₁₂	-1151.222

จากตารางที่ 4.38 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(0,1,0)(2,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ -1150.919 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.05 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.998 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.3.2.1.4 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.39

ตารางที่ 4.39 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	SARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	1.888	FSARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	1.209
5 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	5.995	FSARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	1.023
10 ปี	SARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	6.041	FSARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	1.771

จากตารางที่ 4.39 พบว่า ตัวแบบ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.023 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.139

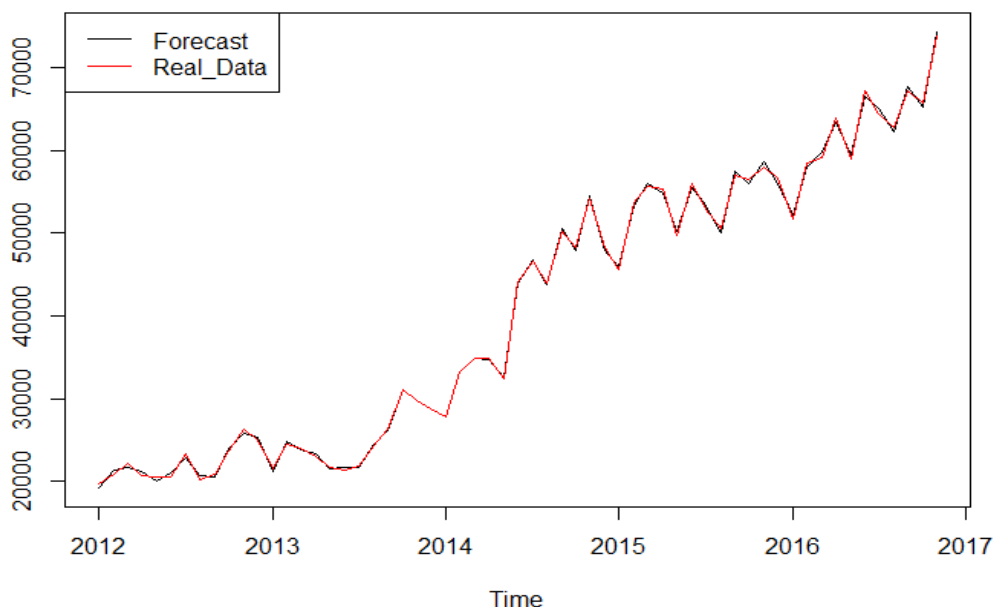
โดยตัวแบบ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ SARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ ที่มีตัวแบบสมการ พยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.0842\varepsilon_{t-1} - 0.1103\varepsilon_{t-2}$$

4.3.2.1.5 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ โดยใช้จำนวนข้อมูล 5 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.85





กราฟที่ 4.85 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี

4.3.2.2 Grey forecasting model

4.3.2.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.40

ตารางที่ 4.40 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	7.462	FGM(1,1)	0.740
5 ปี	GM(1,1)	9.35	FGM(1,1)	0.890
10 ปี	GM(1,1)	23.03	FGM(1,1)	1.463



จากตารางที่ 4.40 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.740 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี รองลงมา คือ ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.890

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

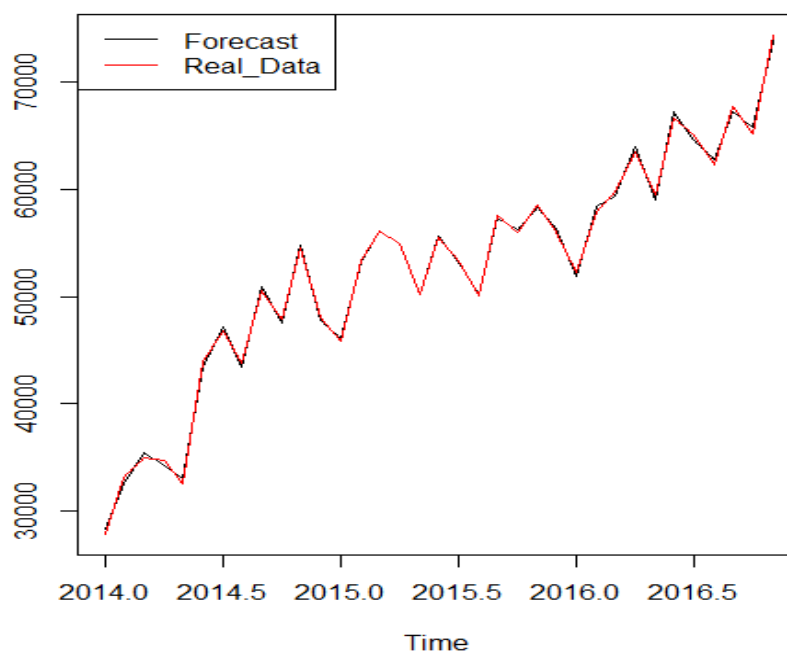
$$a = -0.01802459 \quad \text{และ} \quad b = 37263.75$$

และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 2096162 e^{-0.01802459(k-1)} - 2067384$$

4.3.2.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งทำให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.86



กราฟที่ 4.86 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี



4.3.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

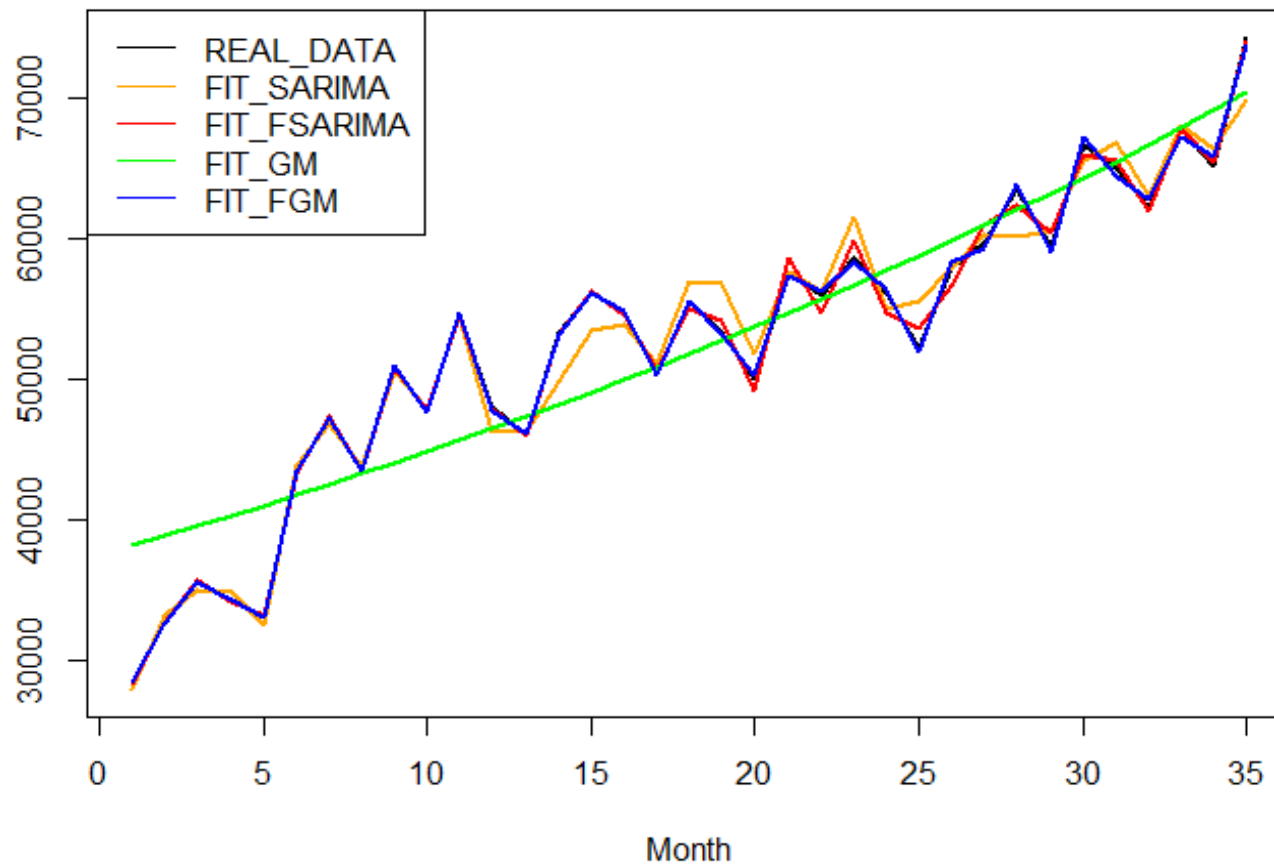
จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.41 และดังกราฟที่ 4.87 - 4.89

ตารางที่ 4.41 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

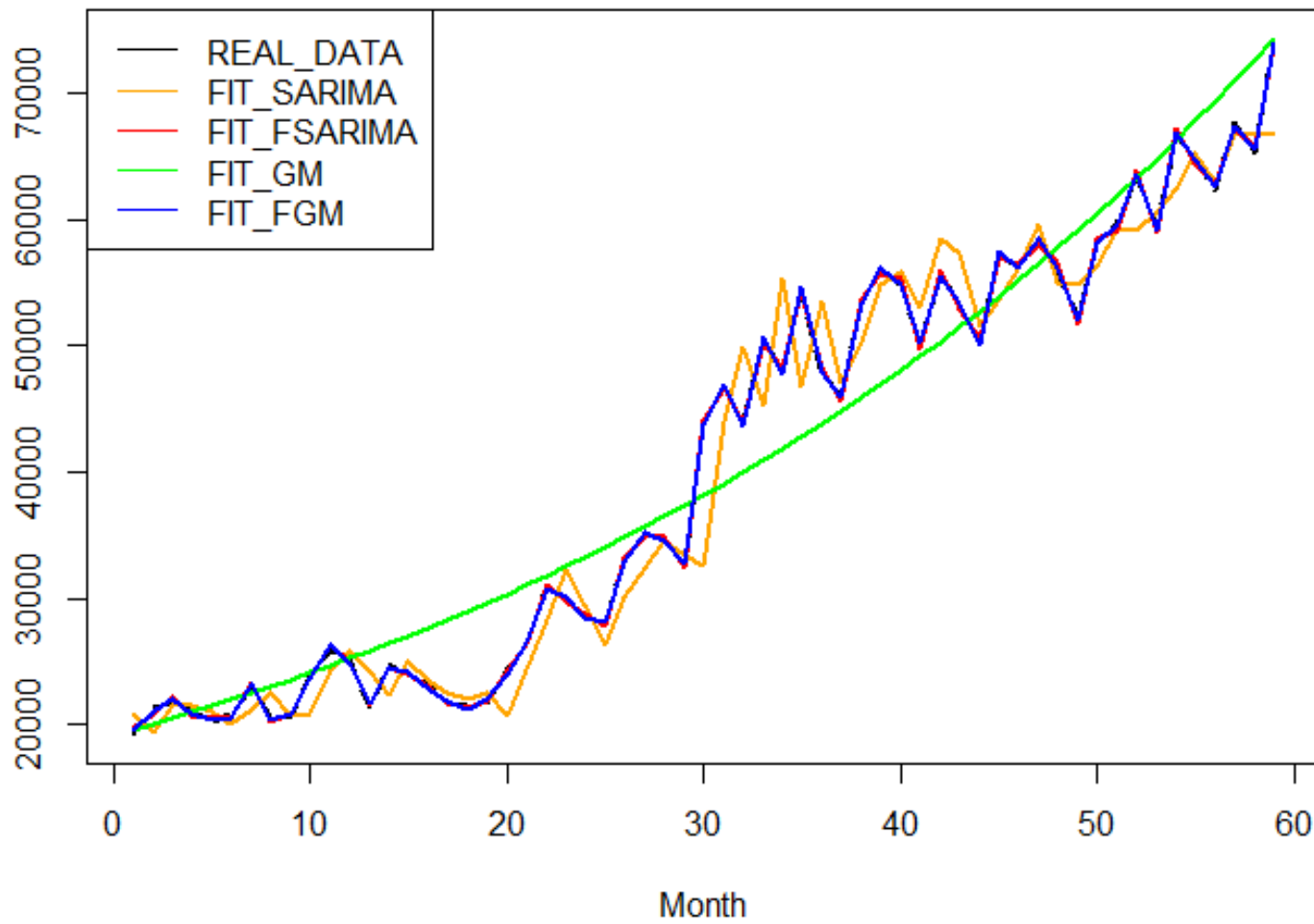
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	1.888
	FSARIMA(1,0,0)(1,1,0) ₁₂	1.209
	GM(1,1)	7.462
	FGM(1,1)	0.740
5 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	5.995
	FSARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	1.023
	GM(1,1)	9.350
	FGM(1,1)	0.890
10 ปี	SARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	6.041
	FSARIMA(0,1,0)(2,0,0) ₁₂	1.771
	GM(1,1)	23.030
	FGM(1,1)	1.463

จากตารางที่ 4.41 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.740 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.890 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.463 ตามลำดับ

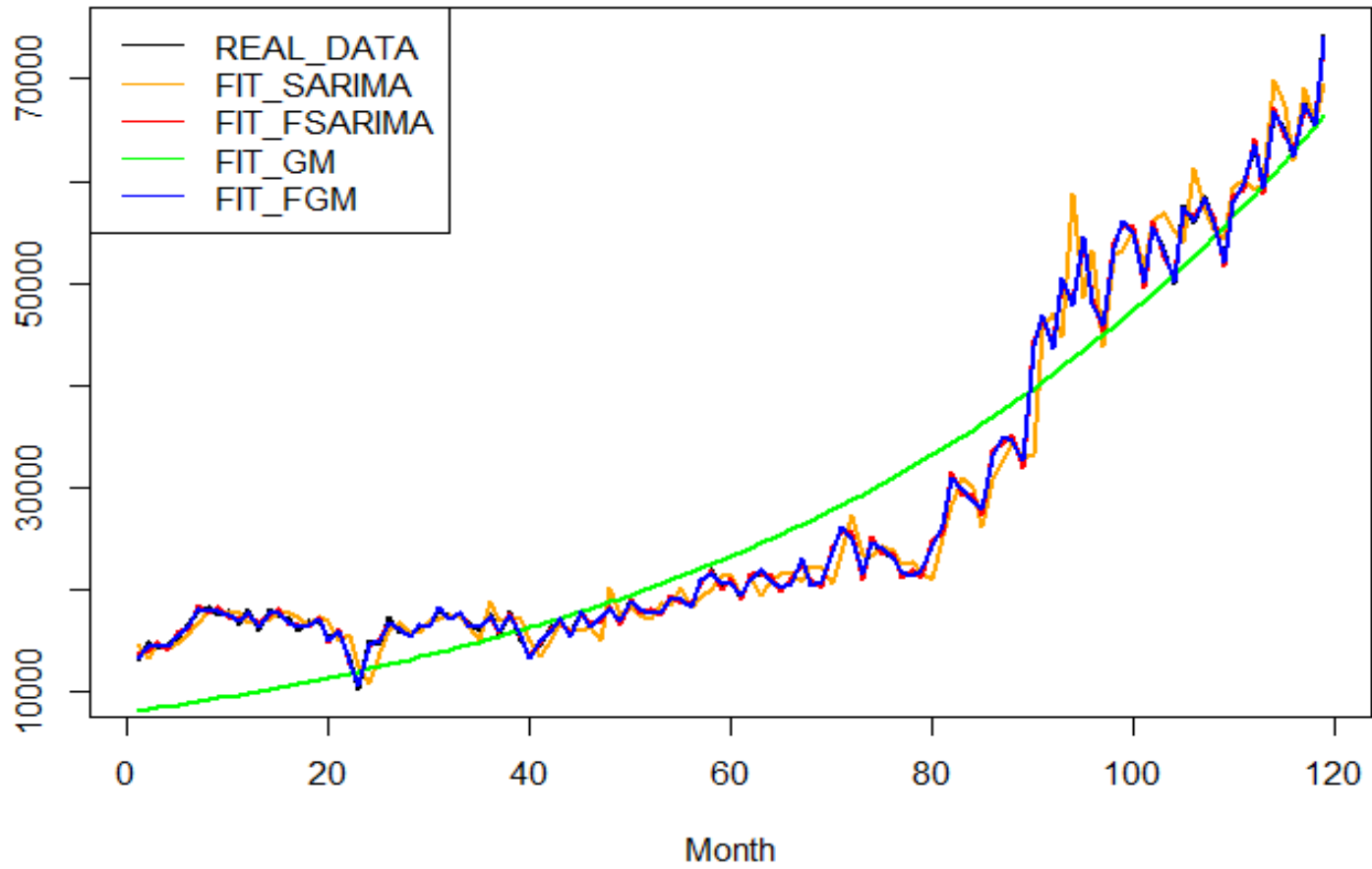




กราฟที่ 4.87 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.88 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี



กราฟที่ 4.89 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

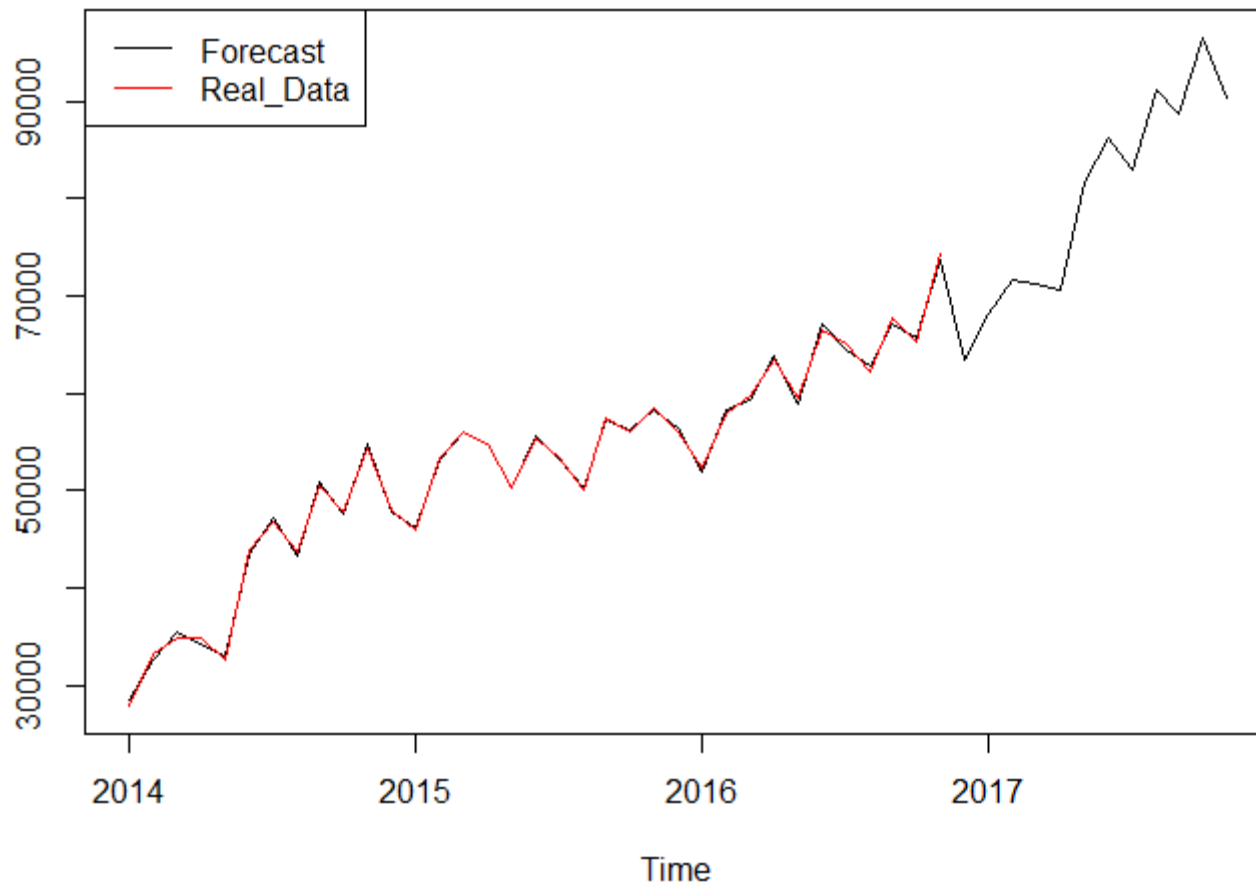
4.3.2.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.74 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.42 และดังกราฟที่ 4.90

ตารางที่ 4.42 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	63,497.35
กุมภาพันธ์ - 2017	68,352.28
มีนาคม - 2017	71,871.66
เมษายน - 2017	71,286.49
พฤษภาคม - 2017	70,702.70
มิถุนายน - 2017	81,845.04
กรกฎาคม - 2017	86,299.56
สิงหาคม - 2017	83,155.05
กันยายน - 2017	91,387.94
ตุลาคม - 2017	88,821.20
พฤศจิกายน - 2017	96,747.02
ธันวาคม - 2017	90,483.85





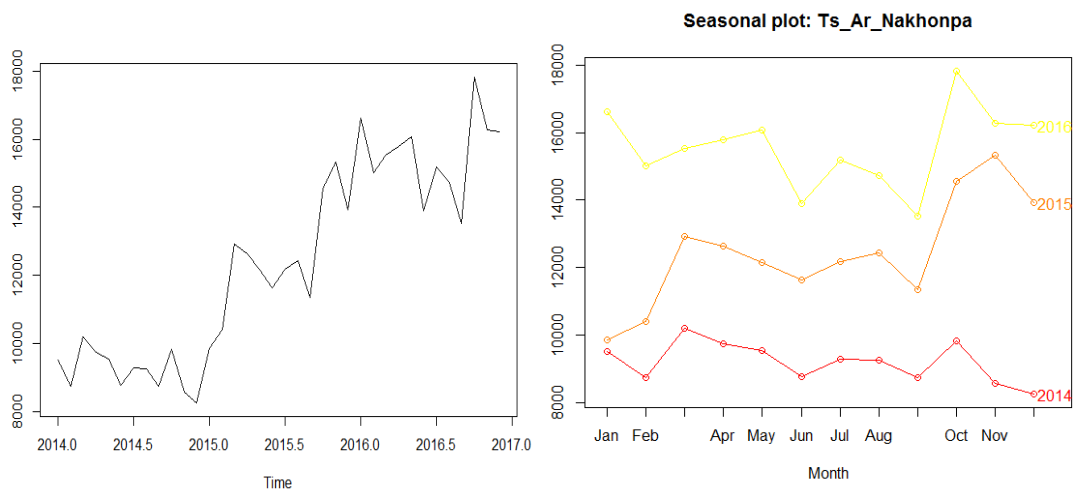
กราฟที่ 4.90 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

4.4 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานนครพนม

4.4.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

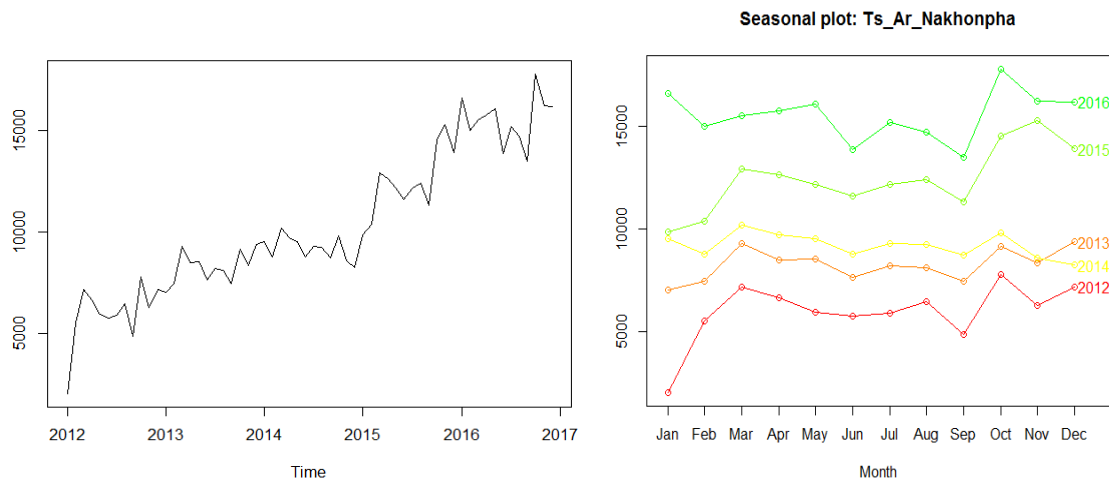
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.91



กราฟที่ 4.91 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี

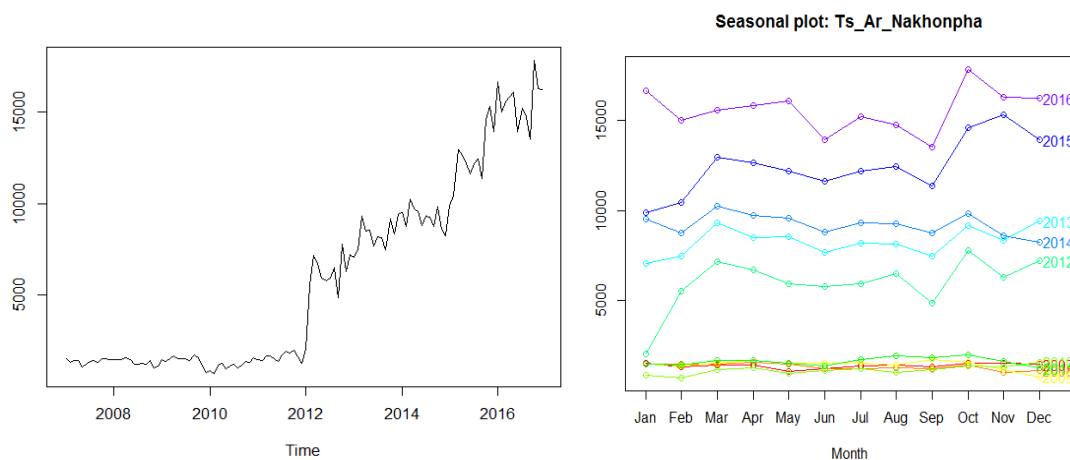
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.92





กราฟที่ 4.92 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.93



กราฟที่ 4.93 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 10 ปี

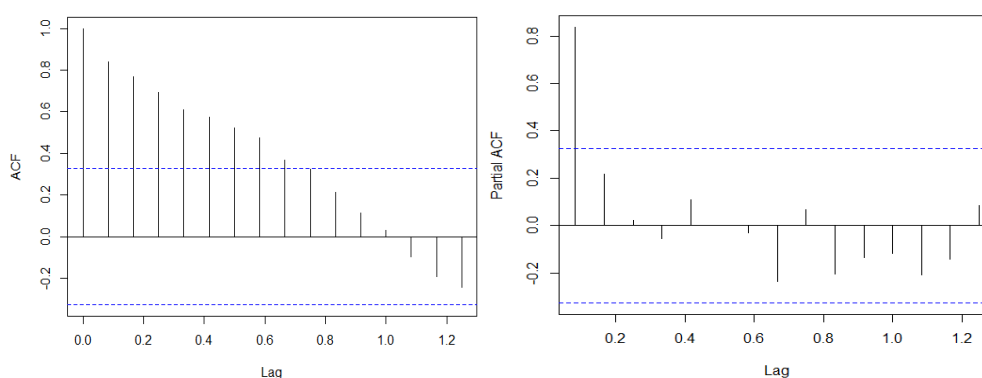


4.4.1.1 SARIMA Model

4.4.1.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.097 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.94



กราฟที่ 4.94 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

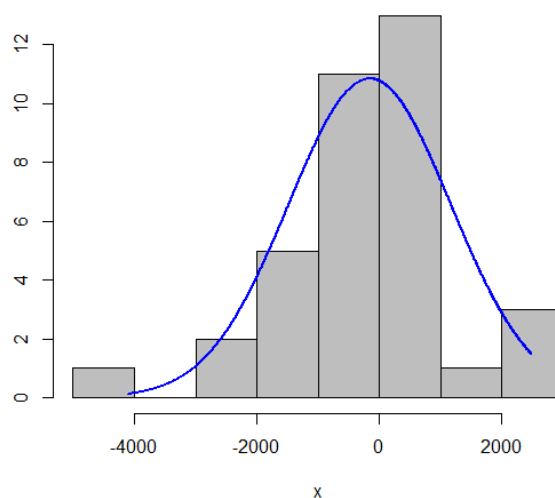
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนม ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1^{st} Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box-Cox transformation ที่ $\lambda = -0.669$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque-Bera test มีค่า p-value = 0.239 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.95





กราฟที่ 4.95 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = -0.669$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 4 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.43

ตารางที่ 4.43 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	-495.784
2	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	-498.749
3	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	-498.063
4	SARIMA(0,1,1)(1,0,0) ₁₂	-498.061
5	SARIMA(1,1,1)(1,0,0) ₁₂	-498.509

จากตารางที่ 4.43 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ -498.749 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.643 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

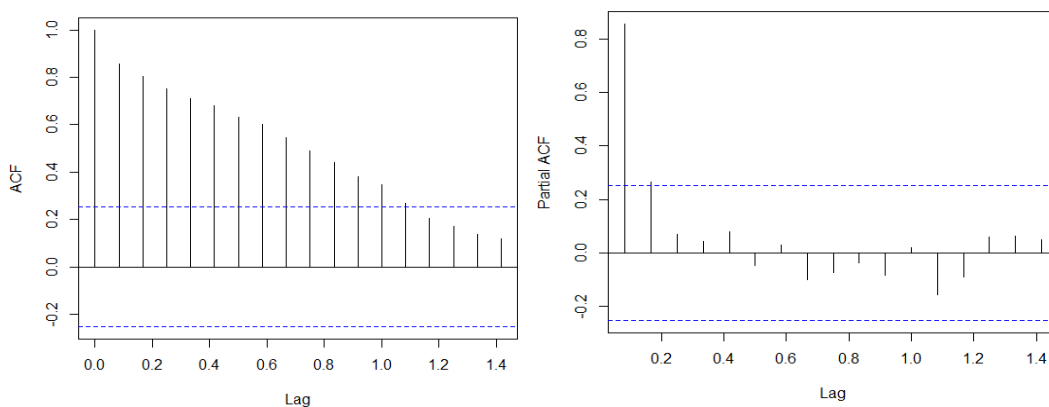
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.410 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน



4.4.1.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนม ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.184 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.96



กราฟที่ 4.96 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

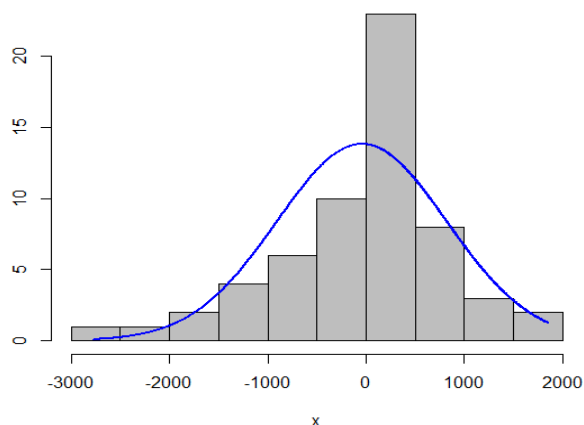
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนม ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box-Cox transformation ที่ $\lambda = 0.986$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.03 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 ดังกราฟที่ 4.97





กราฟที่ 4.97 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.986$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 3 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.44

ตารางที่ 4.44 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(1,1,0)(1,1,0) ₁₂	786.772
2	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	783.755
3	SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂	786.266
4	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	786.584
5	SARIMA(0,1,0)(0,1,1) ₁₂	786.266

จากตารางที่ 4.44 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(0,1,0)(0,1,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 783.755 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.725 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

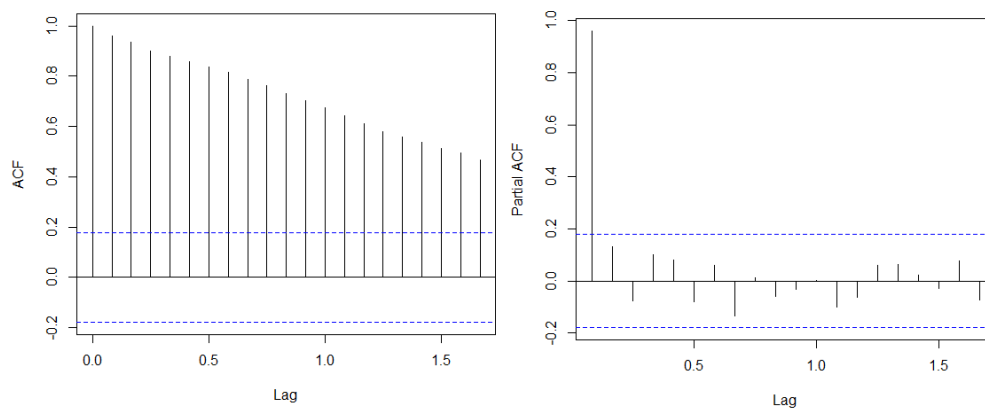
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.879 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.4.1.1.3 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.686 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.98



กราฟที่ 4.98 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี

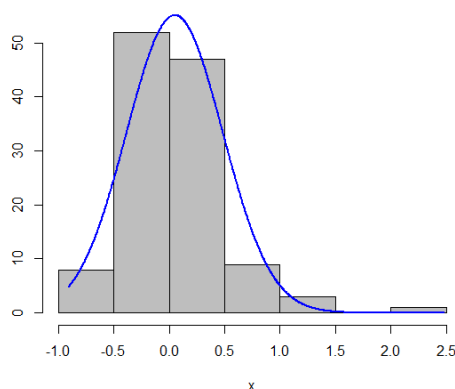
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนม ระยะเวลา 10 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation: $\lambda = 0.111$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.211 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.99





กราฟที่ 4.99 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation: $\lambda = 0.111$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 4 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.45

ตารางที่ 4.45 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	ARIMA(0,1,0)	145.647
2	ARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	150.639
3	ARIMA(0,1,1)(0,0,1) ₁₂	152.026
4	ARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	150.639
5	ARIMA(1,1,0)	153.149

จากตารางที่ 4.45 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA(0,1,0) ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 145.647 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.876 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.717 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.4.1.1.4 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.46

ตารางที่ 4.46 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	7.761	FSARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	2.724
5 ปี	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	5.847	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	3.029
10 ปี	ARIMA(0,1,0)	11.873	FARIMA(0,1,0)	2.247

จากตารางที่ 4.46 พบว่า ตัวแบบ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 2.247 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.527

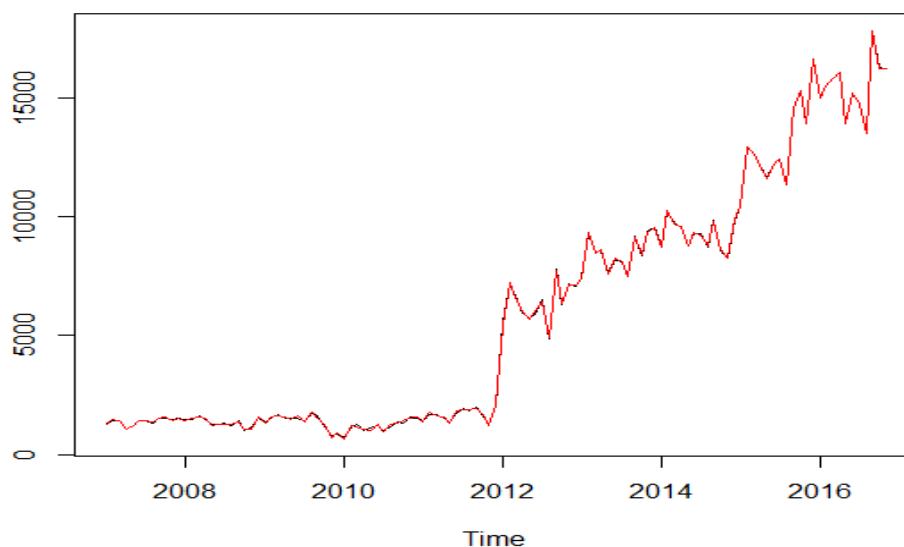
โดยตัวแบบ FARIMA(0,1,0) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์ โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ ARIMA(0,1,0) ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.0965Y_{t-1}$$



4.4.1.1.5 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FARIMA(0,1,0) โดยใช้จำนวนข้อมูล 10 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.100



กราฟที่ 4.100 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 10 ปี

4.4.1.2 Grey forecasting model

4.4.1.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.47

ตารางที่ 4.47 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	8.275	FGM(1,1)	0.917
5 ปี	GM(1,1)	8.463	FGM(1,1)	0.601
10 ปี	GM(1,1)	67.255	FGM(1,1)	9.356



จากตารางที่ 4.47 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.601 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

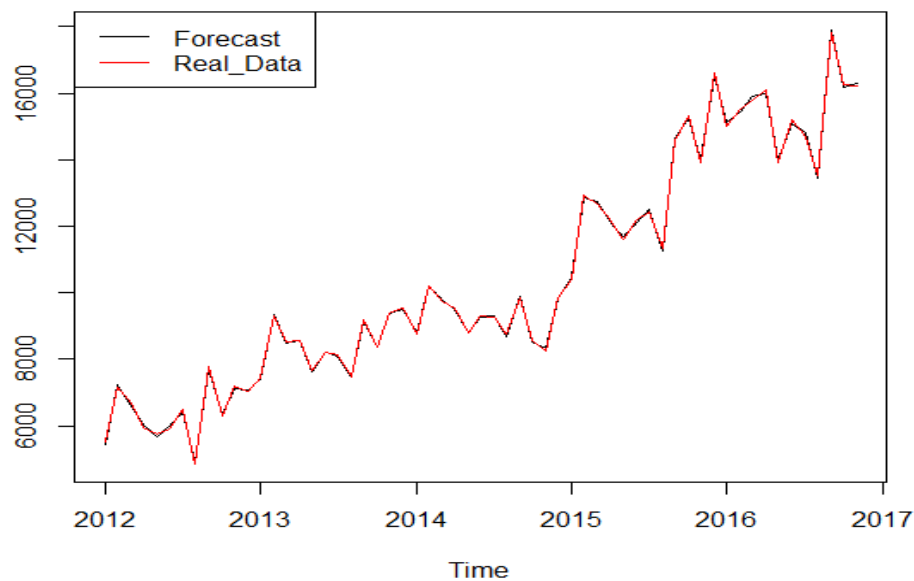
$$a = -0.01837644 \quad \text{และ} \quad b = 5737.122$$

และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 314223.8e^{-0.01837644(k-1)} - 312199.8$$

4.4.1.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 5 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.101



กราฟที่ 4.101 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 5 ปี



4.4.1.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

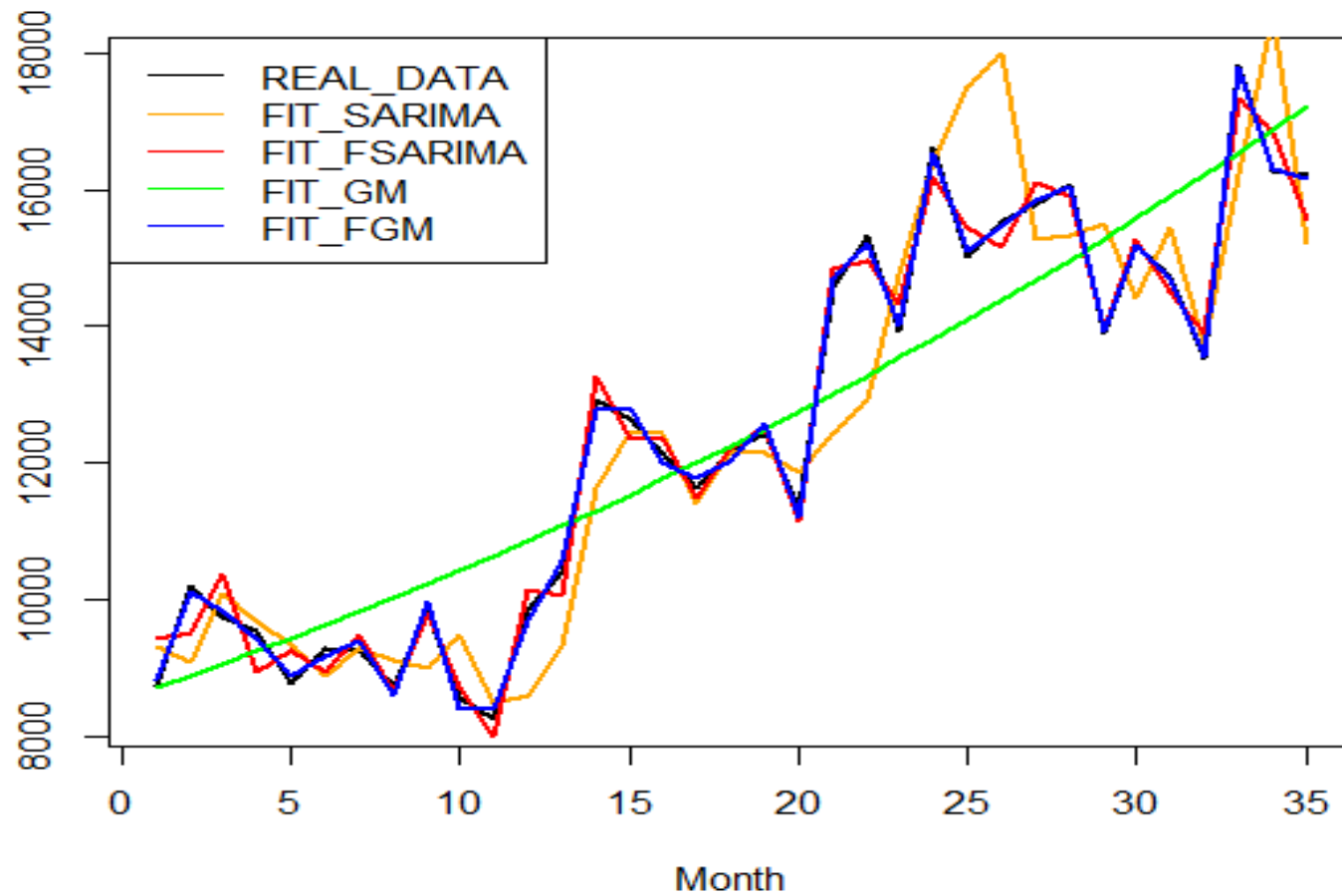
จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.48 และดังกราฟที่ 4.102 - 4.104

ตารางที่ 4.48 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

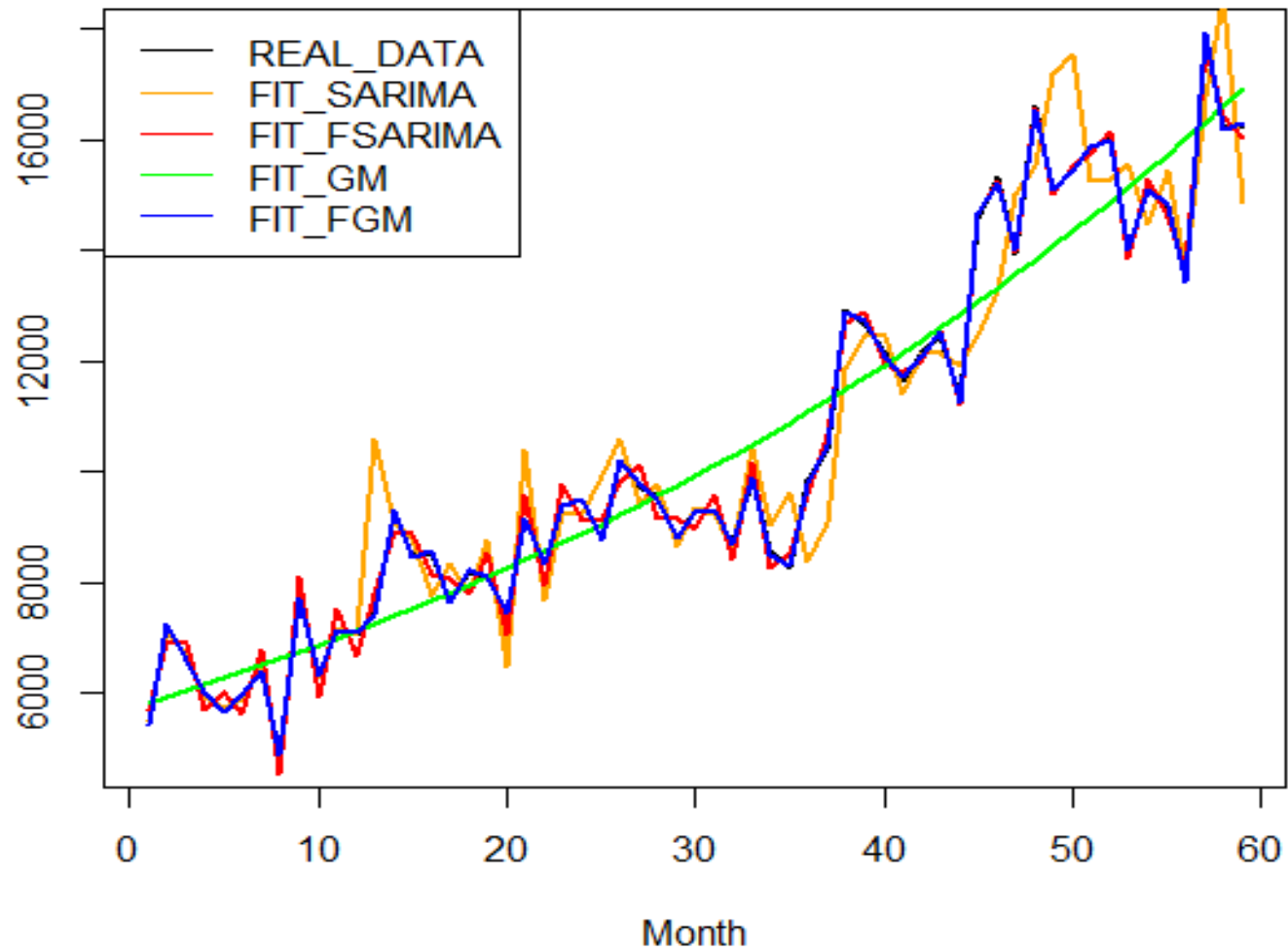
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	7.761
	FSARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	2.724
	GM(1,1)	8.275
	FGM(1,1)	0.917
5 ปี	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	5.847
	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	3.029
	GM(1,1)	8.463
	FGM(1,1)	0.601
10 ปี	ARIMA(0,1,0)	11.873
	FARIMA(0,1,0)	2.247
	GM(1,1)	67.255
	FGM(1,1)	9.356

จากตารางที่ 4.48 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.601 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.917 และ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 2.247 ตามลำดับ

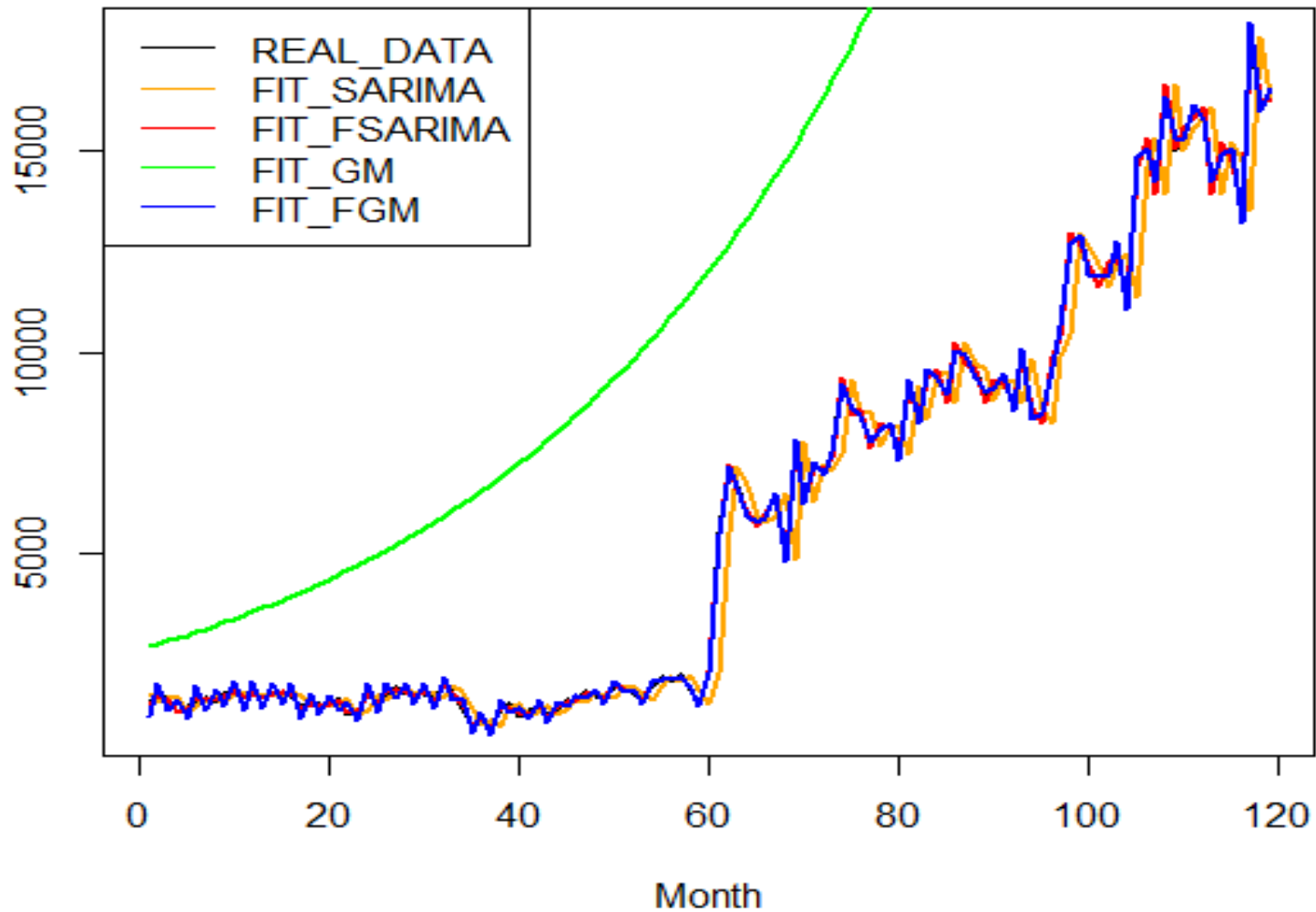




กราฟที่ 4.102 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.103 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี



กราฟที่ 4.104 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

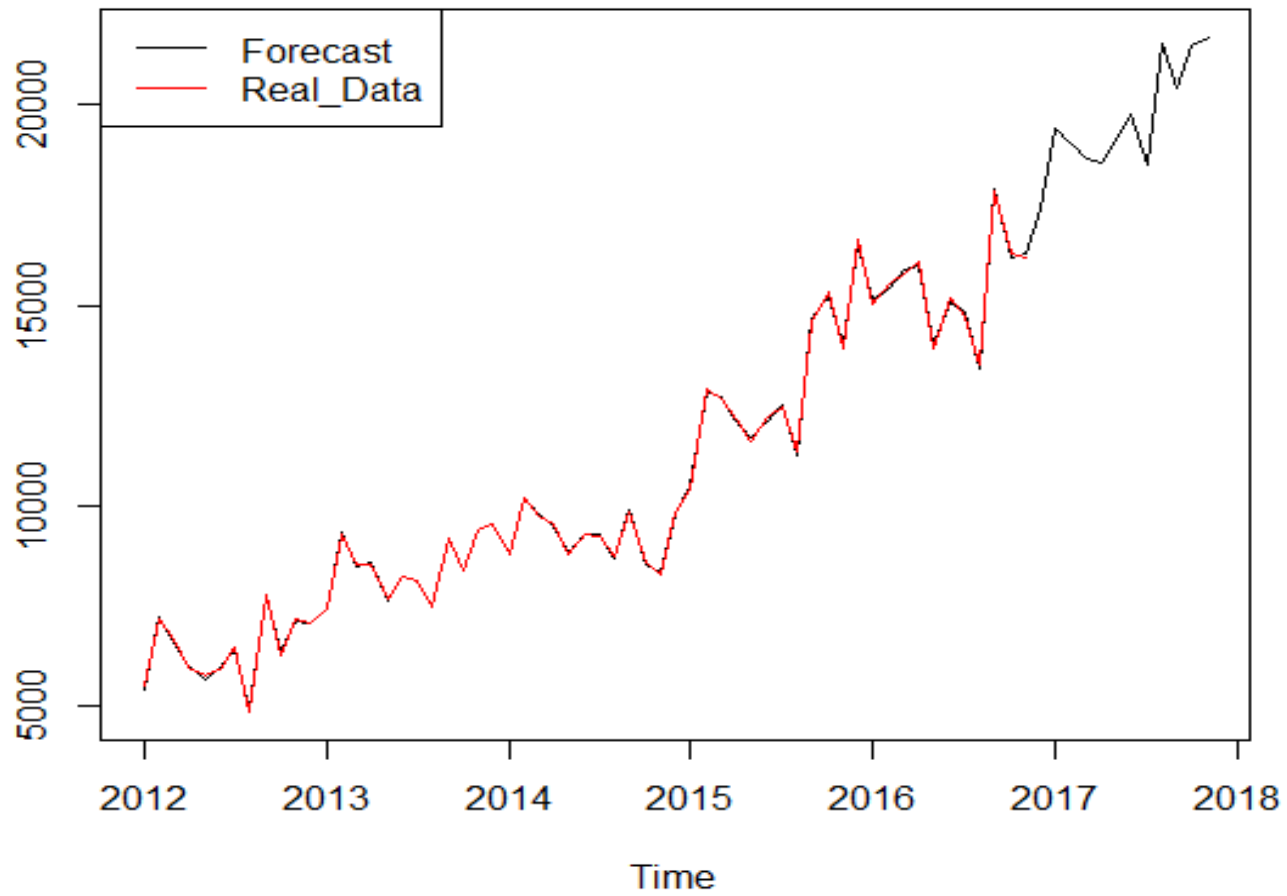
4.4.1.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.601 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.49 และดังกราฟที่ 4.105

ตารางที่ 4.49 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	17,406.32
กุมภาพันธ์ - 2017	19,434.59
มีนาคม - 2017	19,012.15
เมษายน - 2017	18,664.33
พฤษภาคม - 2017	18,548.32
มิถุนายน - 2017	19,086.94
กรกฎาคม - 2017	19,757.37
สิงหาคม - 2017	18,493.11
กันยายน - 2017	21,548.87
ตุลาคม - 2017	20,425.58
พฤศจิกายน - 2017	21,476.39
ธันวาคม - 2017	21,697.09



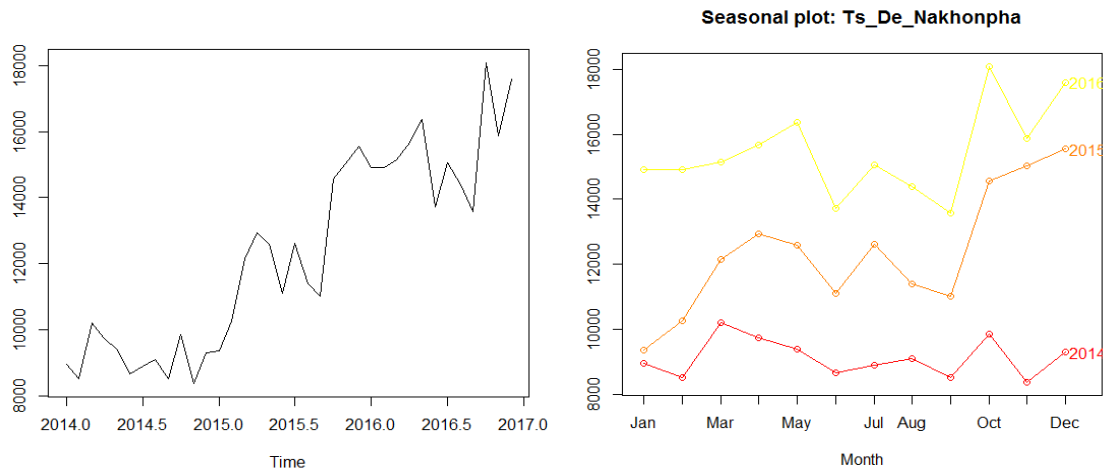


กราฟที่ 4.105 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี

4.4.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

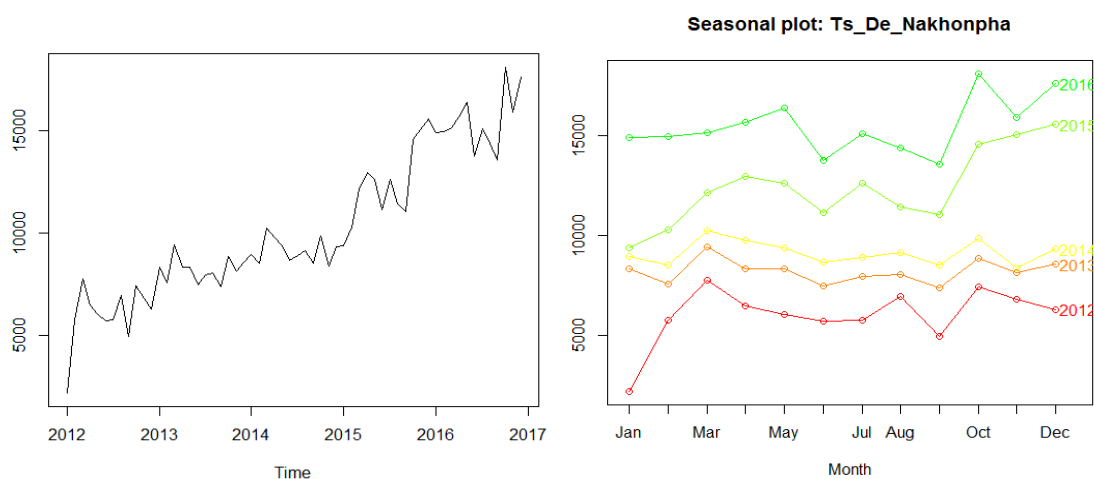
ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.106



กราฟที่ 4.106 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 3 ปี

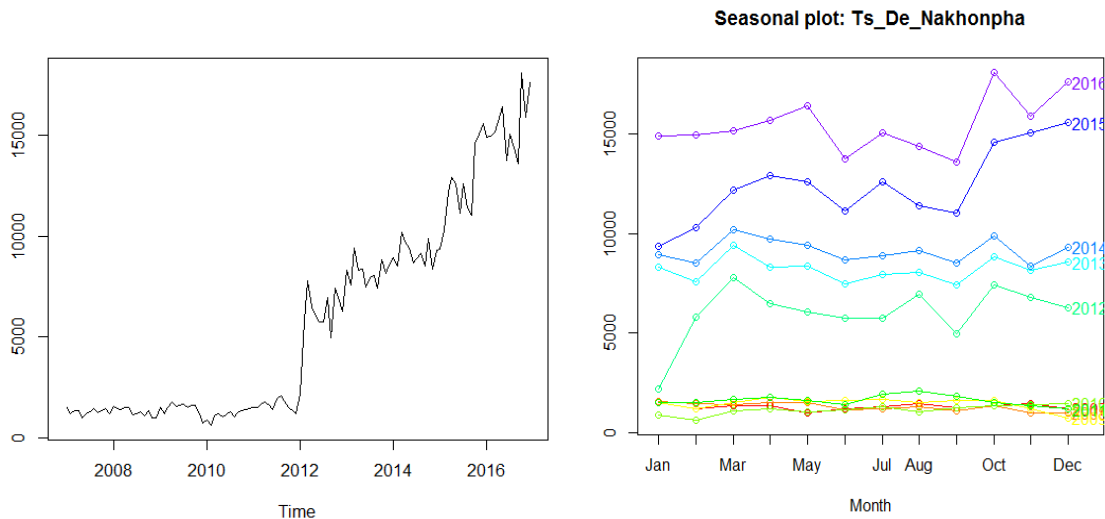
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.107



กราฟที่ 4.107 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 5 ปี



ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.108



กราฟที่ 4.108 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 10 ปี

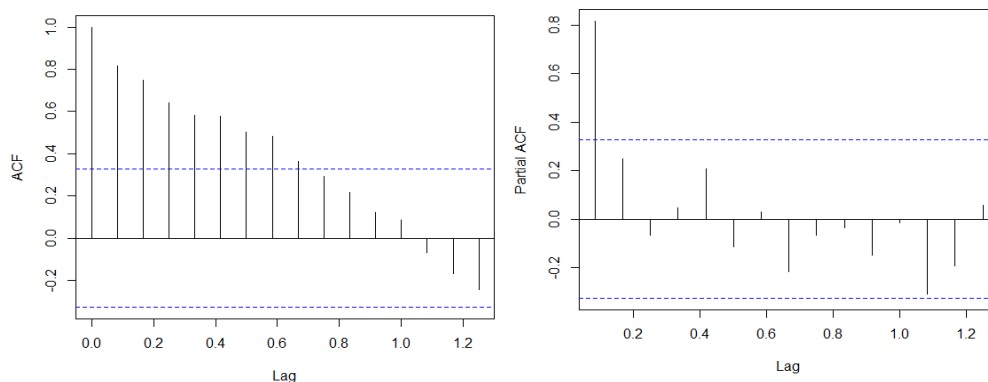
4.4.2.1 SARIMA Model

4.4.2.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.05 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.109





กราฟที่ 4.109 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนม ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น แล้วได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ โดยปรากฏตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.50

ตารางที่ 4.50 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,1)(0,0,1) ₁₂	607.343
2	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	605.524
3	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	606.143
4	SARIMA(1,1,1)(1,0,0) ₁₂	606.143
5	SARIMA(2,1,1)(1,0,0) ₁₂	609.495

จากตารางที่ 4.50 พบว่า ตัวแบบ SARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 605.524 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

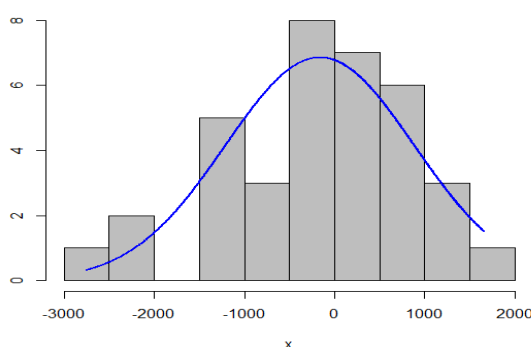


การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 3 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.345 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งผลการดังกล่าวมีการตรวจสอบสมมติฐานสำหรับค่าคลาดเคลื่อน ดังกราฟที่ 4.110



กราฟที่ 4.110 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.534 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

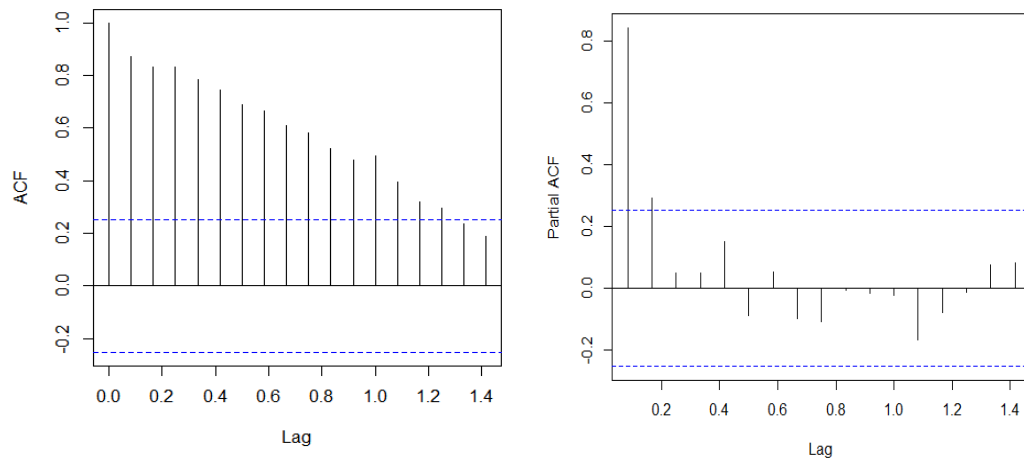
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.498 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน เท่ากัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.4.2.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.166 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.111





กราฟที่ 4.111 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

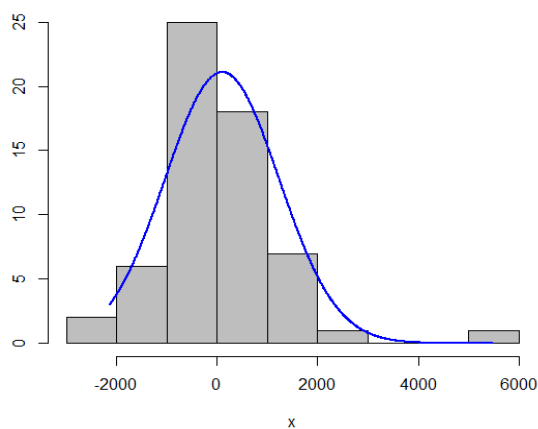
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนม ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณารูปภาพ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.738$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.05 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.112





กราฟที่ 4.112 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.738$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.51

ตารางที่ 4.51 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(2,1,2)(1,1,1) ₁₂	597.225
2	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	579.407
3	SARIMA(1,1,0)(1,1,0) ₁₂	583.538
4	SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂	582.227
5	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	582.039

จากตารางที่ 4.51 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(0,1,0)(0,1,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 579.407 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.633 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

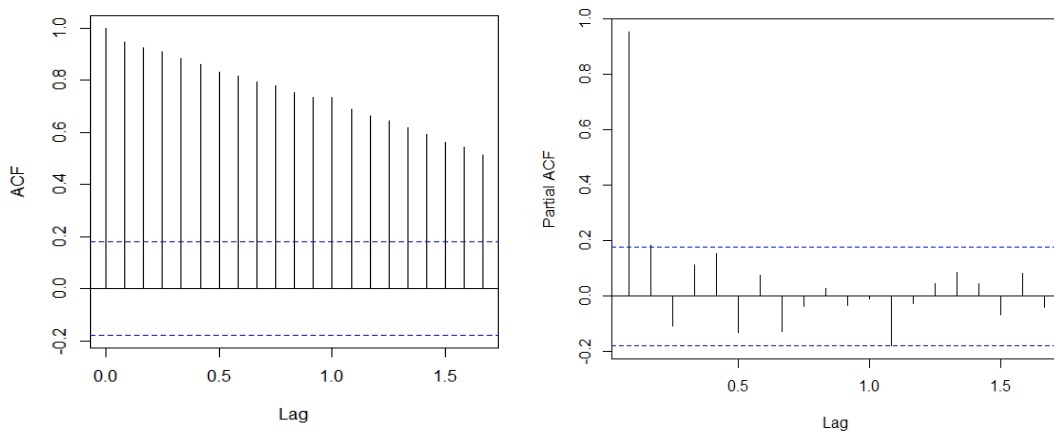
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.813 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.4.2.1.3 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.774 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.113



กราฟที่ 4.113 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี

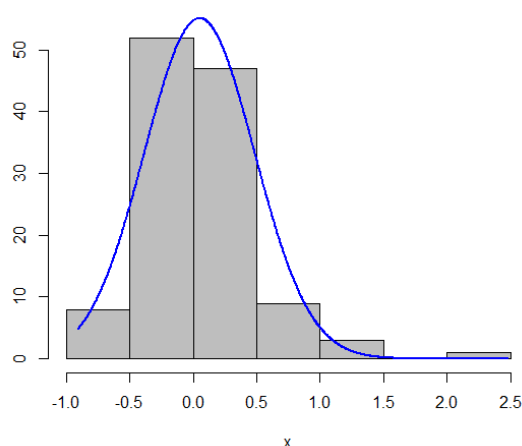
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนม ระยะเวลา 10 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation: lambda = 0.108 ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.05 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.114





กราฟที่ 4.114 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation: $\lambda = 0.108$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 4 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.52

ตารางที่ 4.52 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	151.764
2	ARIMA(0,1,0)	160.161
3	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	160.149
4	SARIMA(0,1,1)(0,0,1) ₁₂	160.918
5	ARIMA(0,1,0)	156.947

จากตารางที่ 4.52 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 151.764 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.05 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.659 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.4.2.1.4 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.53

ตารางที่ 4.53 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	6.432	FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	2.587
5 ปี	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	6.451	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	2.256
10 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	12.511	FSARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	3.099

จากตารางที่ 4.53 พบว่า ตัวแบบ FSARIMA(0,1,0)(0,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 2.256 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.244

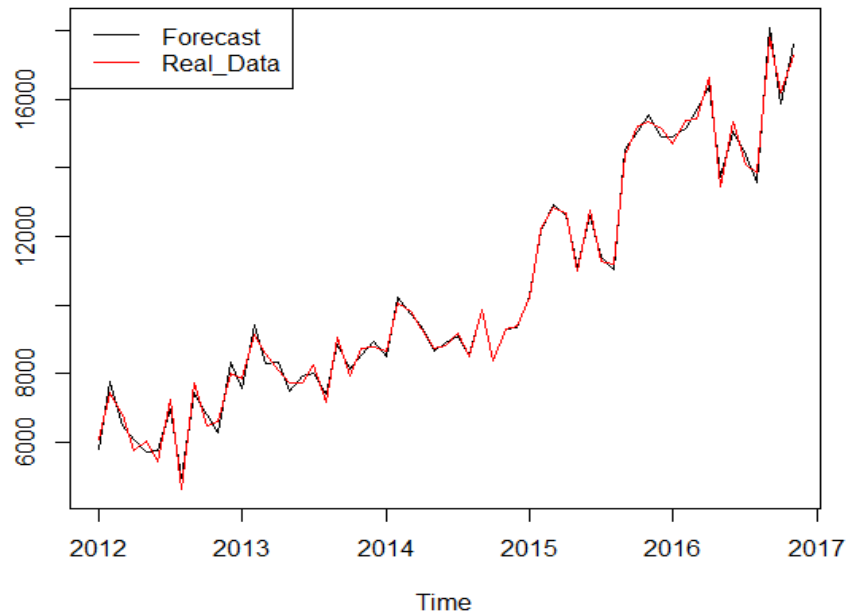
โดยตัวแบบ FSARIMA(0,1,0)(0,1,0)₁₂ ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ SARIMA(0,1,0)(0,1,0)₁₂ ที่มีตัวแบบสมการ พยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.0842\varepsilon_{t-1} - 0.1010\varepsilon_{t-2}$$

4.4.2.1.5 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FSARIMA(0,1,0)(0,1,0)₁₂ โดยใช้จำนวนข้อมูล 5 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.115





กราฟที่ 4.115 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FSARIMA(0,1,0)(0,1,0)₁₂
จำนวนข้อมูล 5 ปี

4.4.2.2 Grey forecasting model

4.4.2.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.54

ตารางที่ 4.54 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	8.842	FGM(1,1)	0.895
5 ปี	GM(1,1)	9.069	FGM(1,1)	1.031
10 ปี	GM(1,1)	67.906	FGM(1,1)	6.771



จากตารางที่ 4.54 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.895 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

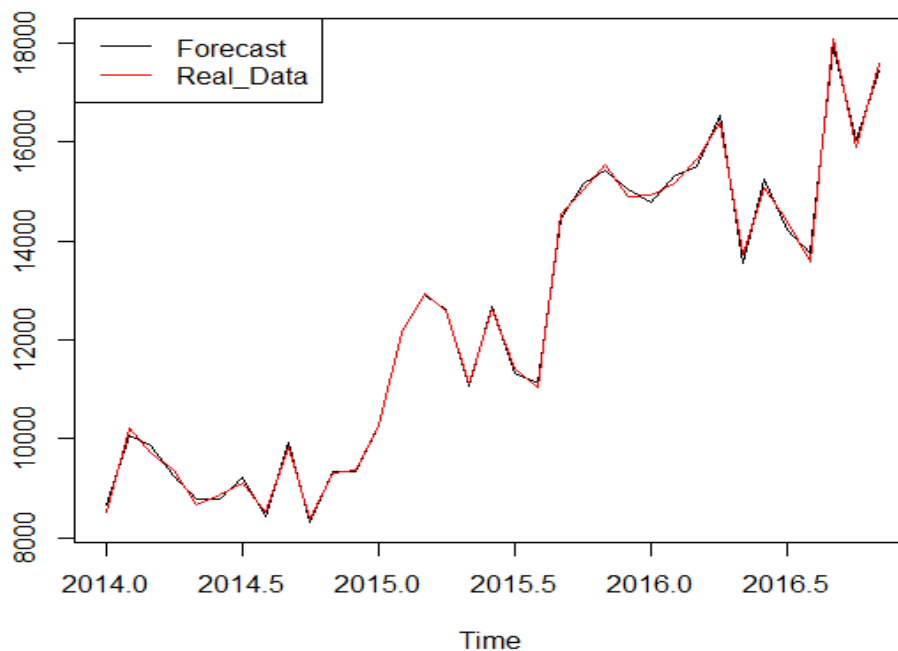
$$a = -0.02082812 \quad \text{และ} \quad b = 8252.404$$

และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 405168.6 e^{-0.02082812 (k-1)} - 396214.6$$

4.4.2.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.116



กราฟที่ 4.116 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี



4.4.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

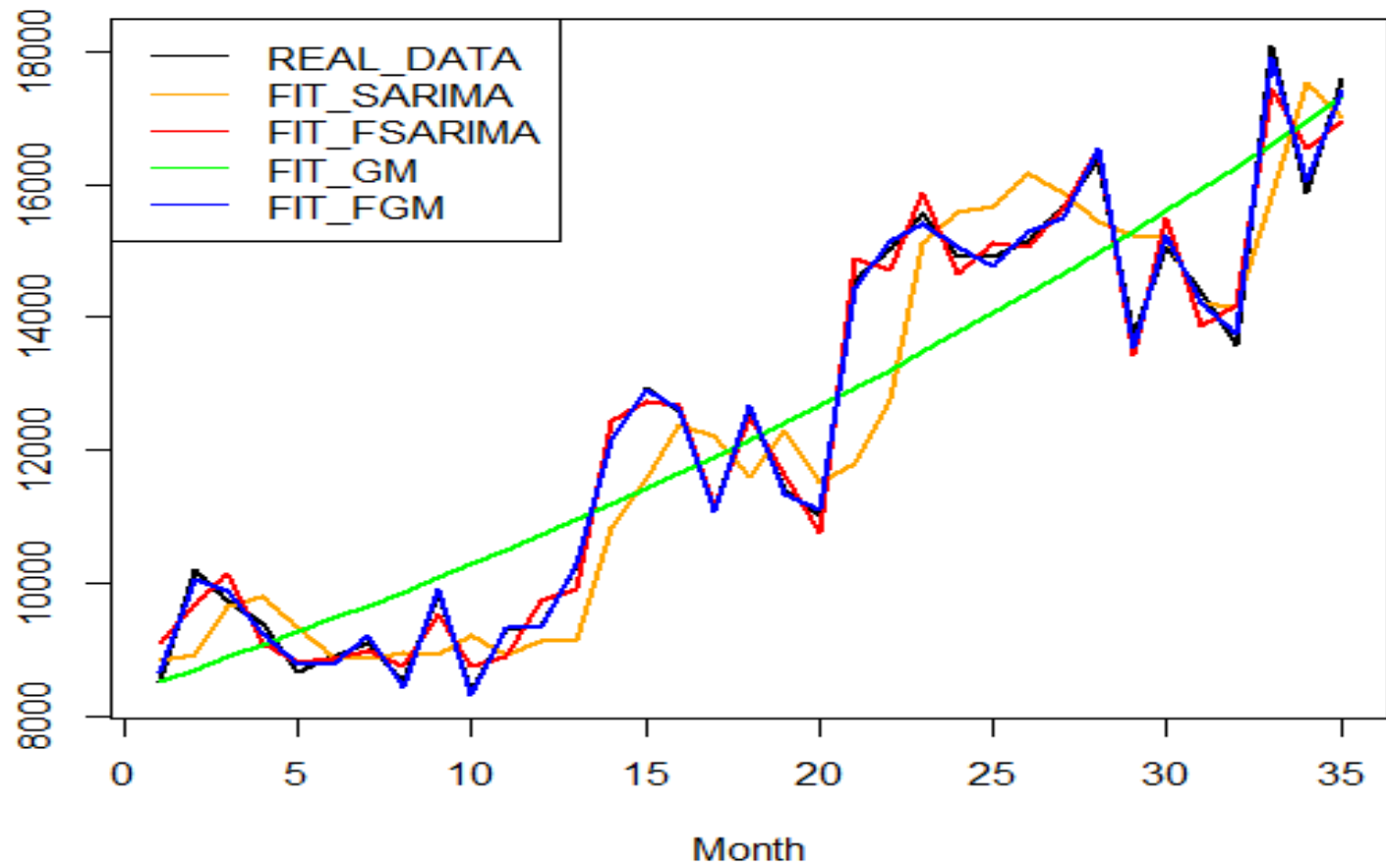
จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.55 และดังกราฟที่ 4.116 - 4.119

ตารางที่ 4.55 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

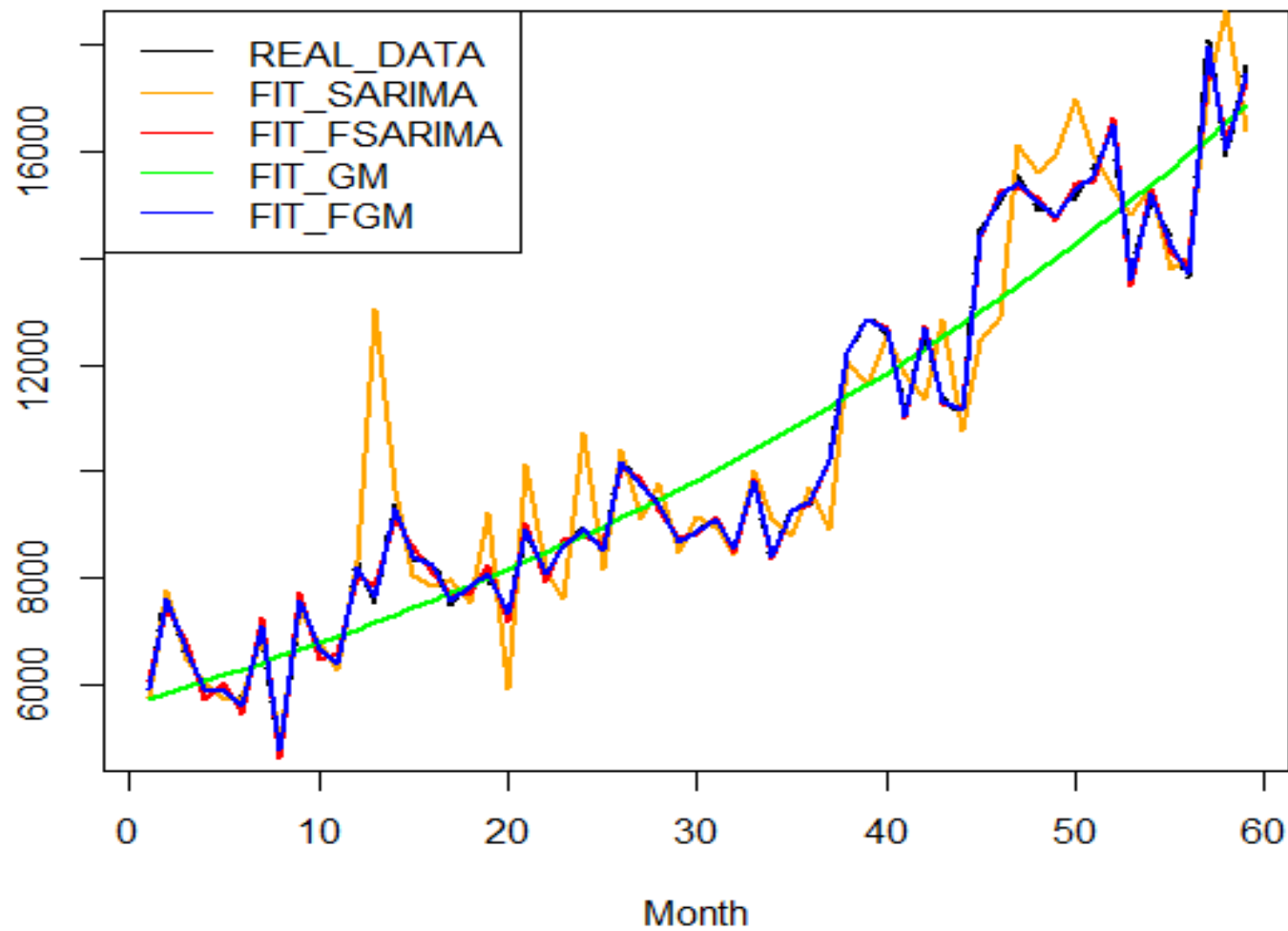
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	6.432
	FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	2.587
	GM(1,1)	8.842
	FGM(1,1)	0.895
5 ปี	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	6.451
	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	2.256
	GM(1,1)	9.069
	FGM(1,1)	1.031
10 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	12.511
	FSARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	3.099
	GM(1,1)	67.906
	FGM(1,1)	6.771

จากตารางที่ 4.55 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.895 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.031 และ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 3.099 ตามลำดับ

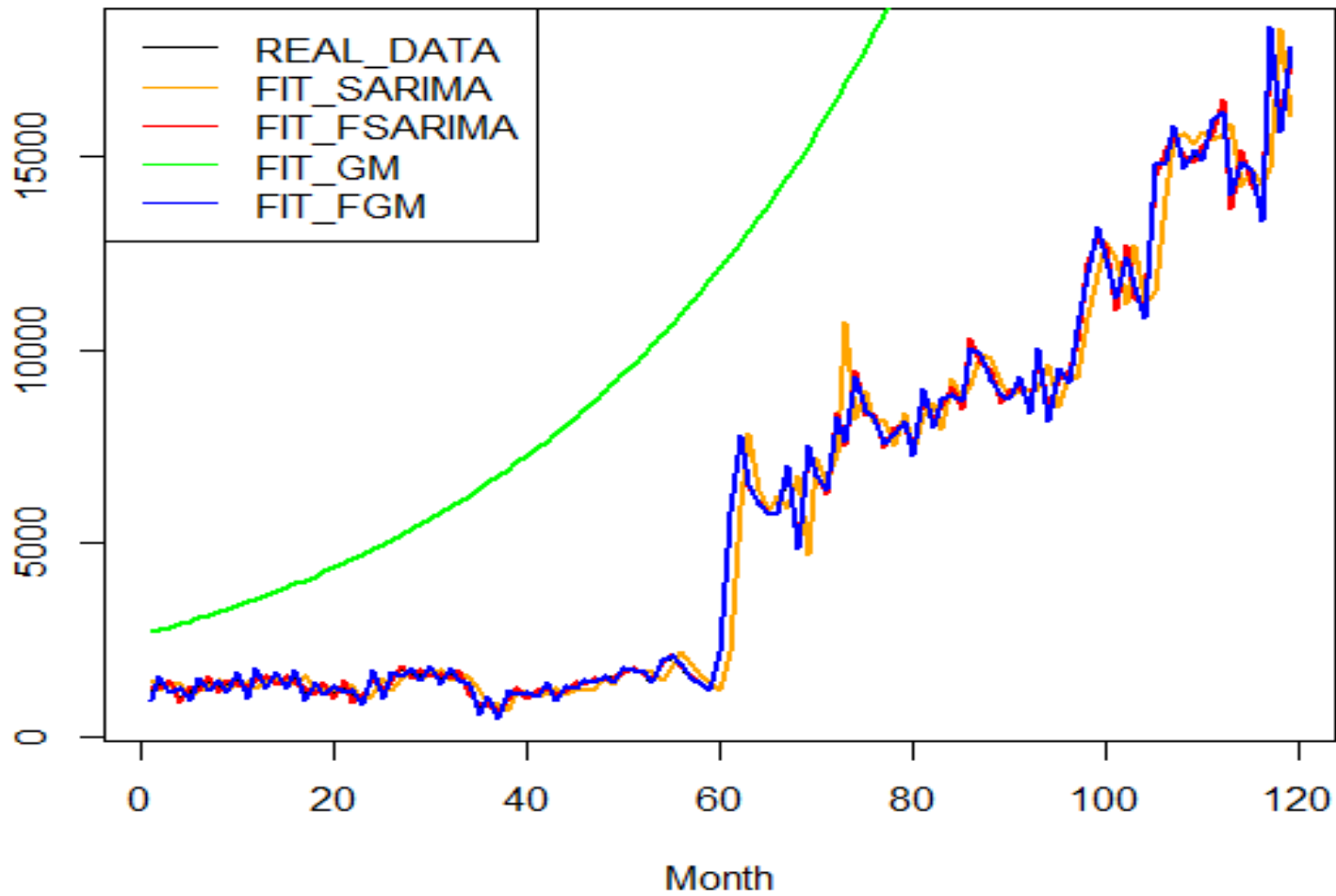




กราฟที่ 4.117 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.118 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี



กราฟที่ 4.119 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

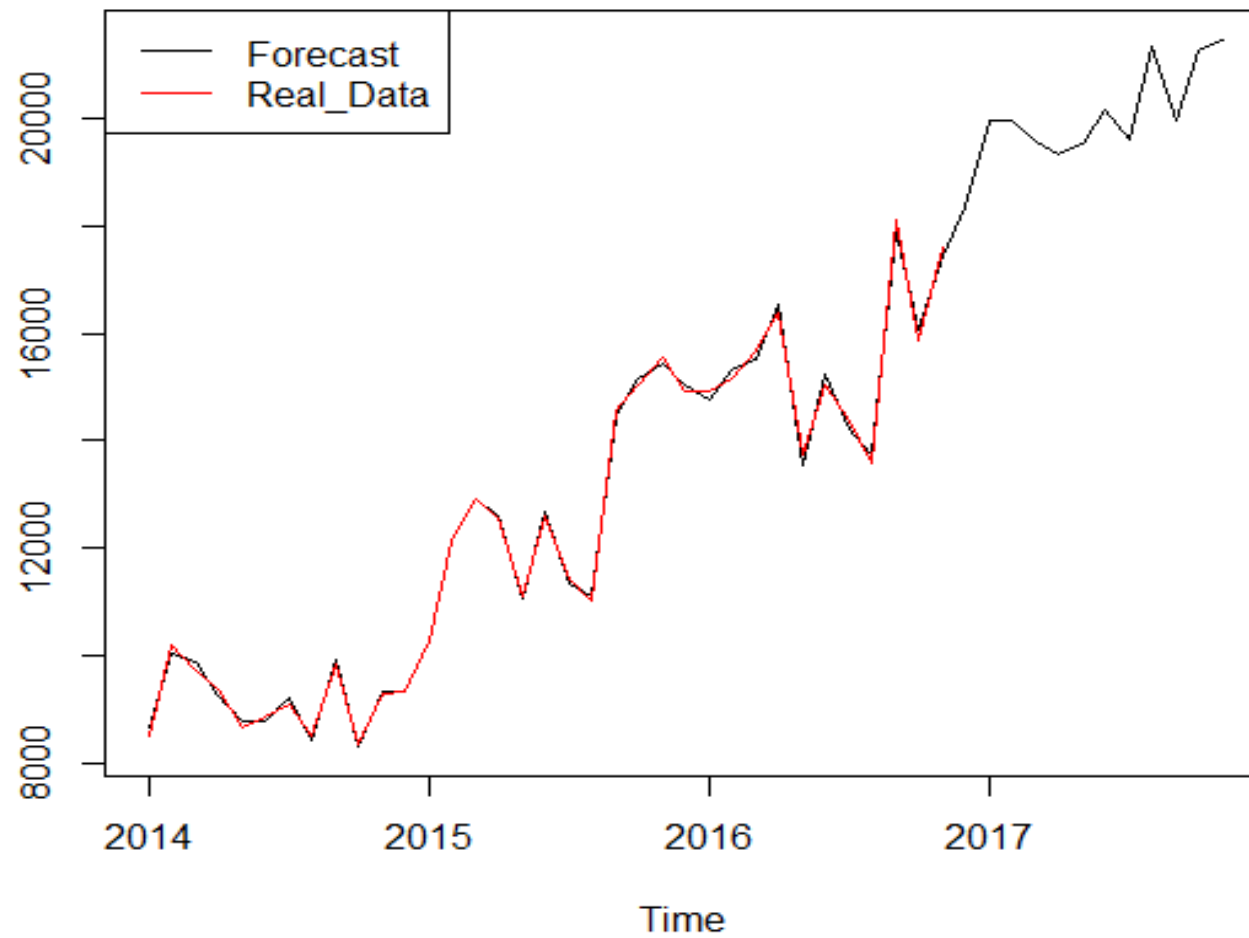
4.4.2.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.895 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.56 และดังกราฟที่ 4.120

ตารางที่ 4.56 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	18,354.88
กุมภาพันธ์ - 2017	19,949.03
มีนาคม - 2017	19,968.78
เมษายน - 2017	19,551.06
พฤษภาคม - 2017	19,312.30
มิถุนายน - 2017	19,506.99
กรกฎาคม - 2017	20,171.80
สิงหาคม - 2017	19,618.87
กันยายน - 2017	21,335.81
ตุลาคม - 2017	19,962.67
พฤศจิกายน - 2017	21,241.99
ธันวาคม - 2017	21,469.28





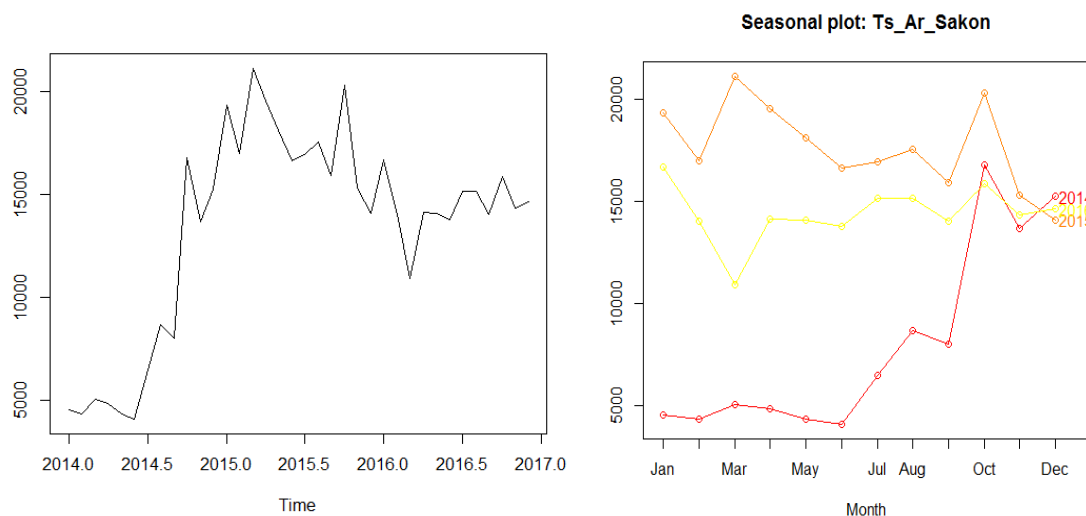
กราฟที่ 4.120 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

4.5 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานสกลนคร

4.5.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

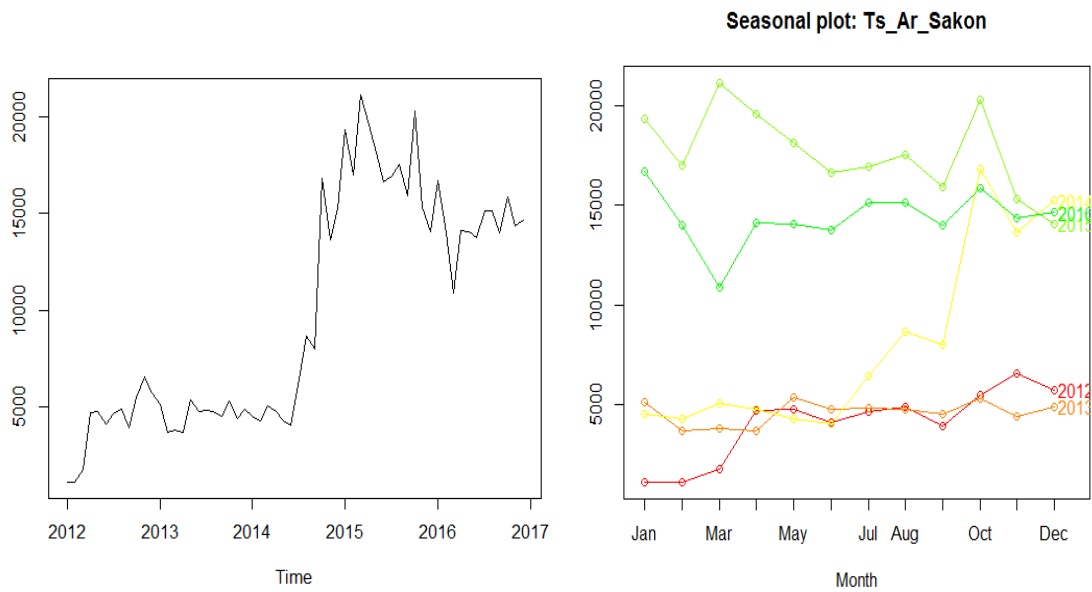
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.121



กราฟที่ 4.121 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี

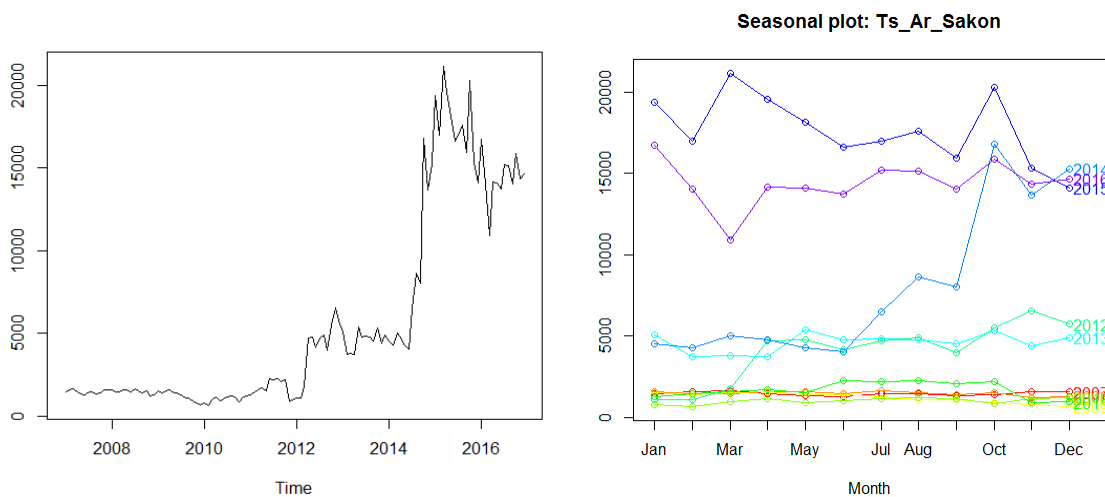
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.122





กราฟที่ 4.122 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.123



กราฟที่ 4.123 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 10 ปี

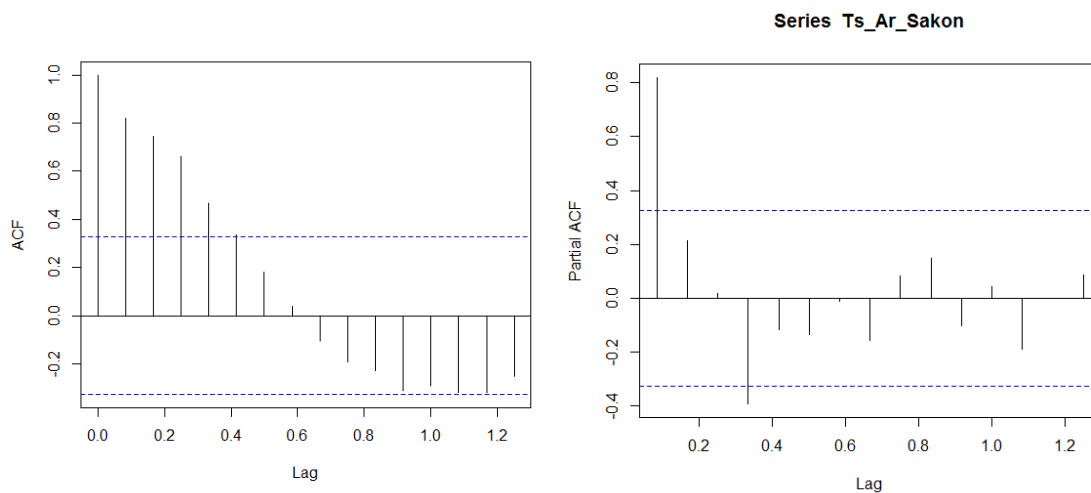


4.5.1.1 SARIMA Model

4.5.1.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.614 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.124



กราฟที่ 4.124 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

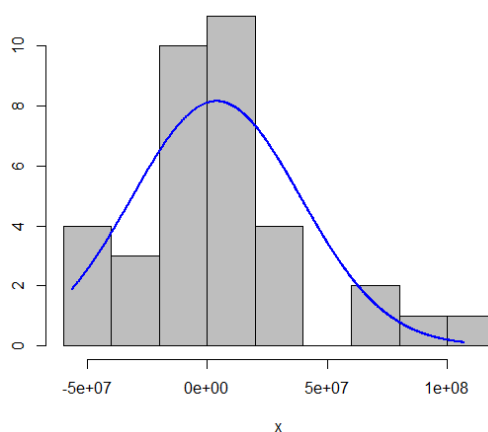
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนคร ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้



การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 1.999$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.05 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.125



กราฟที่ 4.125 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 1.999$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 4 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.57

ตารางที่ 4.57 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,0)(0,0,1) ₁₂	1329.452
2	ARIMA(1,1,0)	1326.631
3	ARIMA(0,1,0)	1327.631
4	ARIMA(1,1,1)	1329.408
5	ARIMA(2,1,1)	1328.21

จากตารางที่ 4.57 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA(1,1,0) ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 1326.631 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด



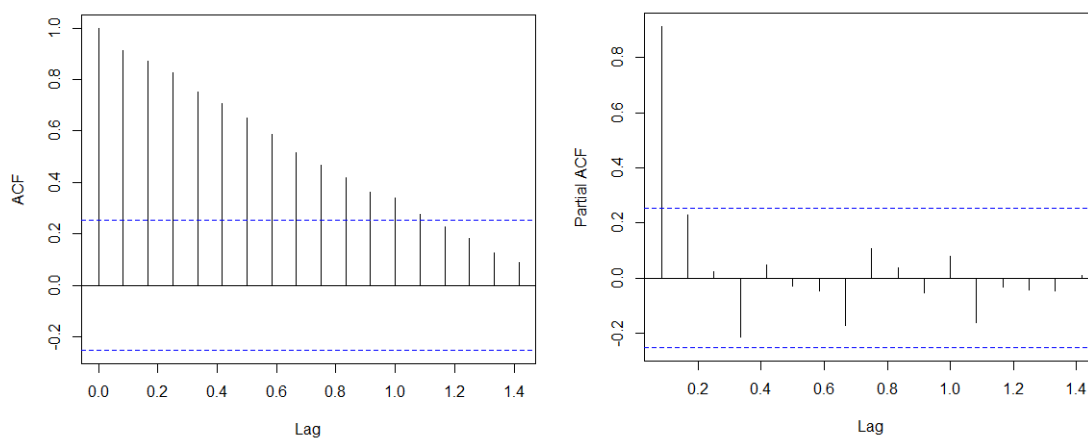
2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.730 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.773 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน

4.5.1.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนคร ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.532 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.126



กราฟที่ 4.126 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนคร ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ซึ่งสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ โดยปรากฏตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.58



ตารางที่ 4.58 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	ARIMA(0,1,0)(1,0,1) ₁₂	1079.295
2	ARIMA(1,1,0)	1073.712
3	ARIMA(1,1,1)	1077.38
4	ARIMA(2,1,1)	1075.051
5	ARIMA(0,1,0)	1076.113

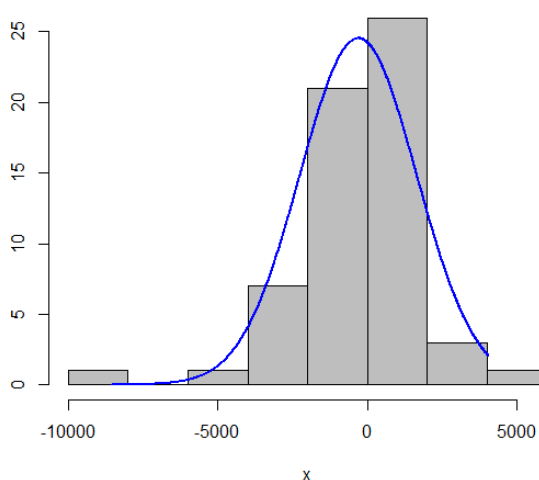
จากตารางที่ 4.58 พบว่า ตัวแบบ ARIMA(1,1,0) ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 1073.712 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 5 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.03 นั่นคือค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 ซึ่งสมการดังกล่าวมีการตรวจสอบสมมติฐานสำหรับค่าคลาดเคลื่อน ดังกราฟที่ 4.127



กราฟที่ 4.127 Histogram of Noise residuals



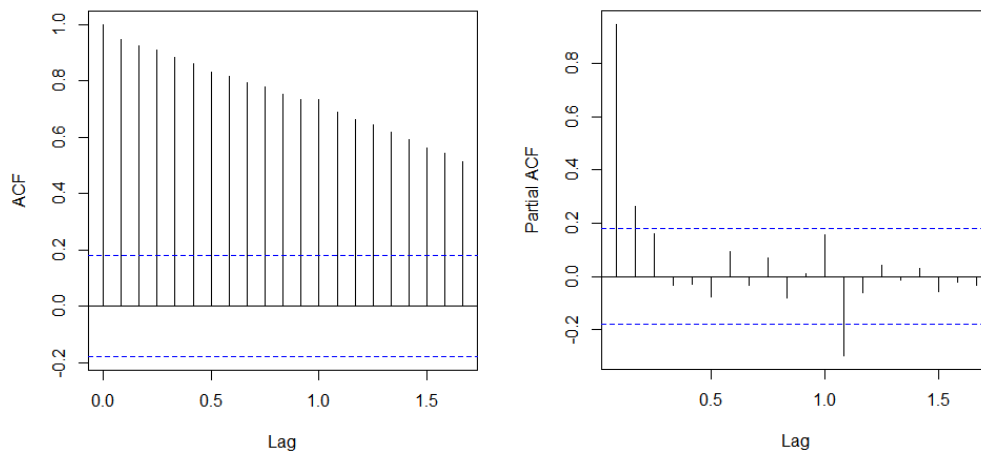
2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.146 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.679 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.5.1.1.3 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกนนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.387 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.128



กราฟที่ 4.128 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี

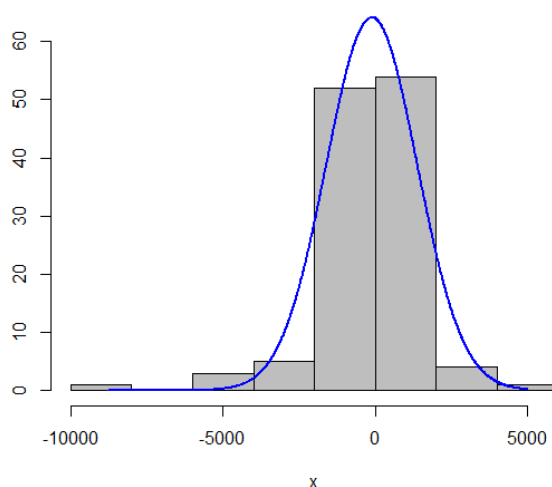
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกนนคร ระยะเวลา 10 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้



การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation: $\lambda = -0.407$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.00 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.129



กราฟที่ 4.129 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.08 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.999 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.5.1.1.4 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตาราง ที่ 4.59



ตารางที่ 4.59 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	ARIMA(1,1,0)	12.311	FARIMA(1,1,0)	2.727
5 ปี	ARIMA(1,1,0)	13.609	FARIMA(1,1,0)	2.308
10 ปี	-	-	-	-

จากตารางที่ 4.59 พบว่า ตัวแบบ FARIMA(1,1,0) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 2.308 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.652

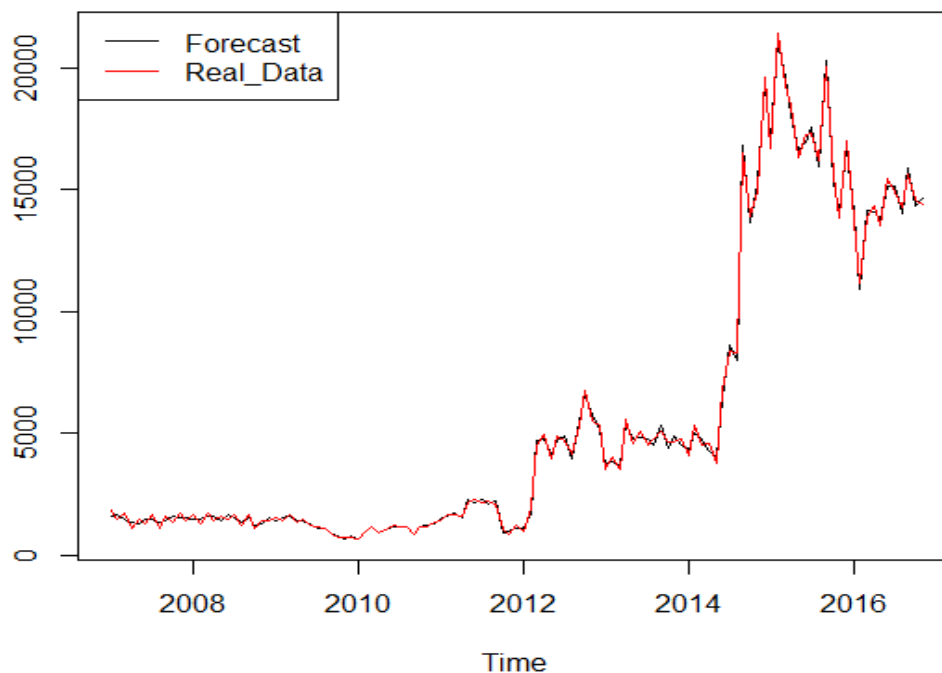
โดยตัวแบบ FARIMA(1,1,0) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์ โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ ARIMA(1,1,0) ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.1485Y_{t-1}$$

4.5.1.1.5 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FARIMA(1,1,0) โดยใช้จำนวนข้อมูล 5 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.130





กราฟที่ 4.130 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(1,1,0) จำนวนข้อมูล 5 ปี

4.5.1.2 Grey forecasting model

4.5.1.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยการใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.60

ตารางที่ 4.60 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	28.261	FGM(1,1)	2.927
5 ปี	GM(1,1)	31.011	FGM(1,1)	1.545
10 ปี	GM(1,1)	74.348	FGM(1,1)	13.896



จากตารางที่ 4.60 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.545 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

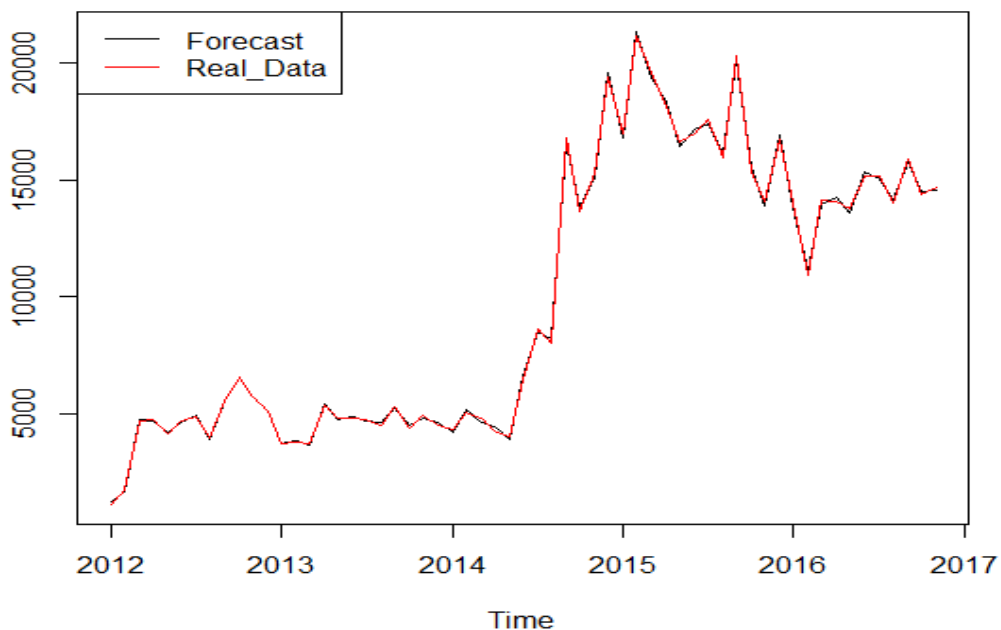
$$a = -0.02528467 \quad \text{และ} \quad b = 4537.031$$

และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 180553e^{-0.02528467(k-1)} - 179438$$

4.5.1.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 5 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.131



กราฟที่ 4.131 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 5 ปี



4.5.1.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

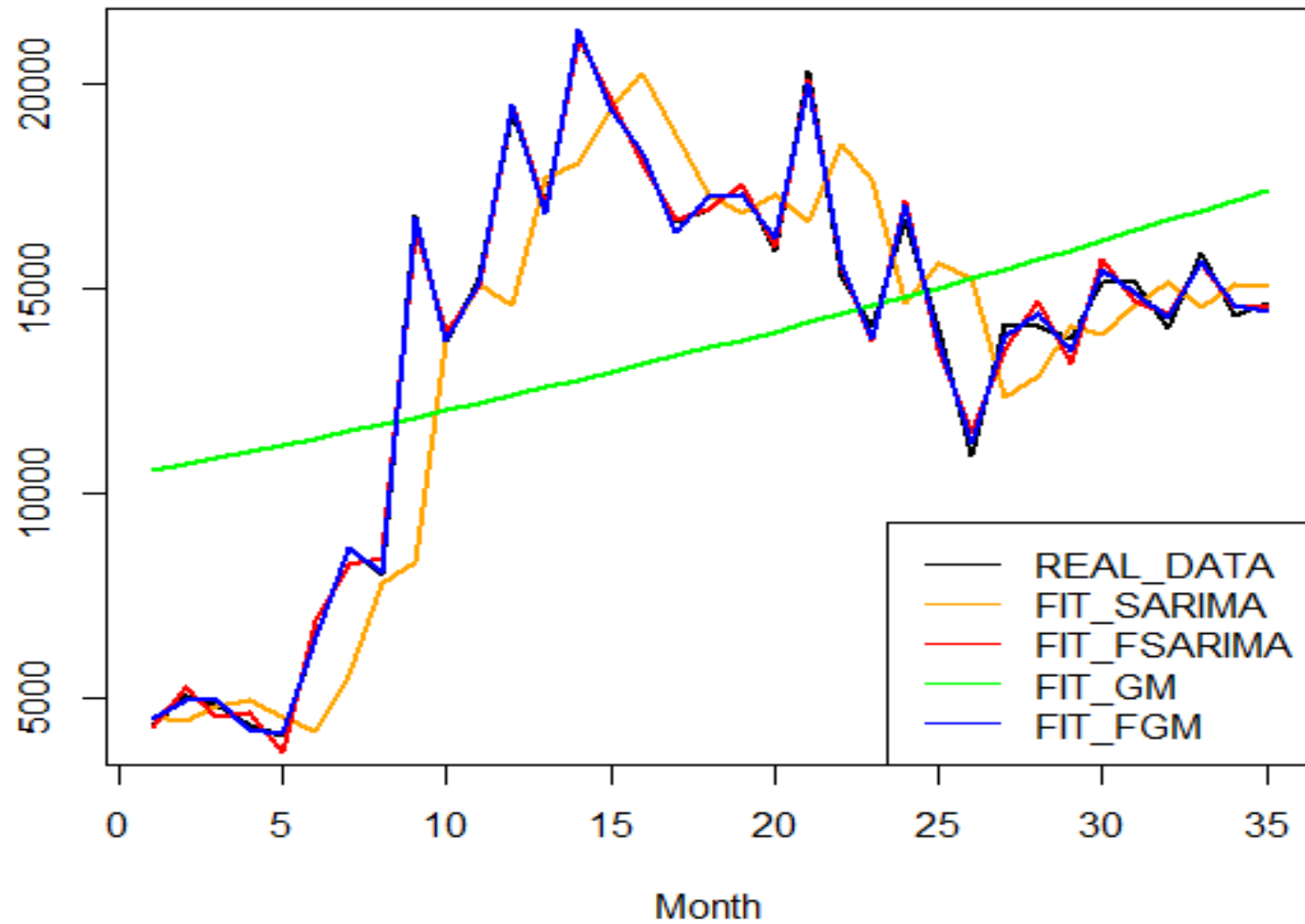
จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.61 และดังกราฟที่ 4.132-4.134

ตารางที่ 4.61 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

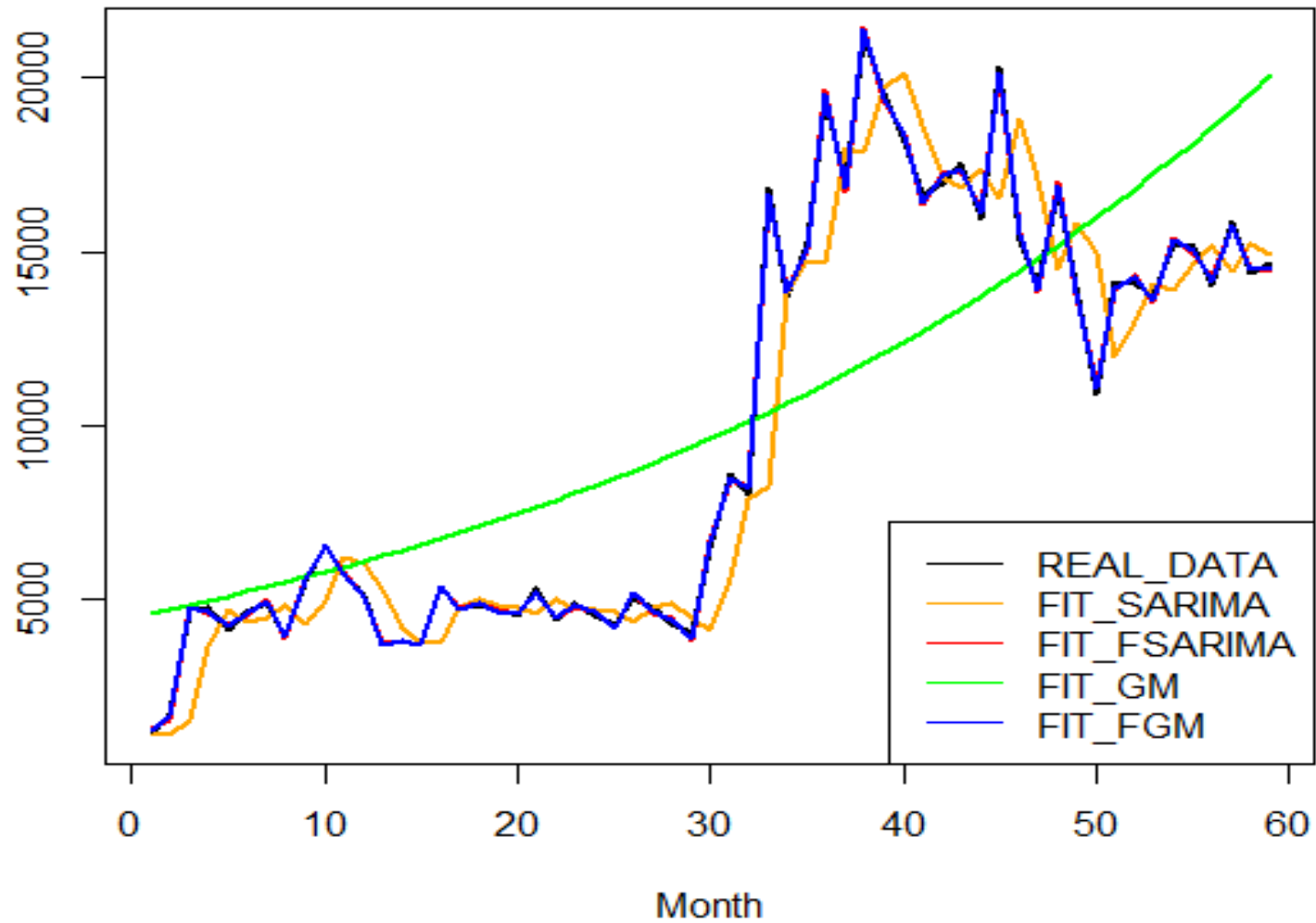
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	ARIMA(1,1,0)	12.311
	FARIMA(1,1,0)	2.727
	GM(1,1)	28.261
	FGM(1,1)	2.927
5 ปี	ARIMA(1,1,0)	13.609
	FARIMA(1,1,0)	2.308
	GM(1,1)	31.011
	FGM(1,1)	1.545
10 ปี	-	-
	-	-
	GM(1,1)	74.348
	FGM(1,1)	13.896

จากตารางที่ 4.61 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.545 รองลงมา คือ FARIMA(1,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 2.727 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 13.896 ตามลำดับ

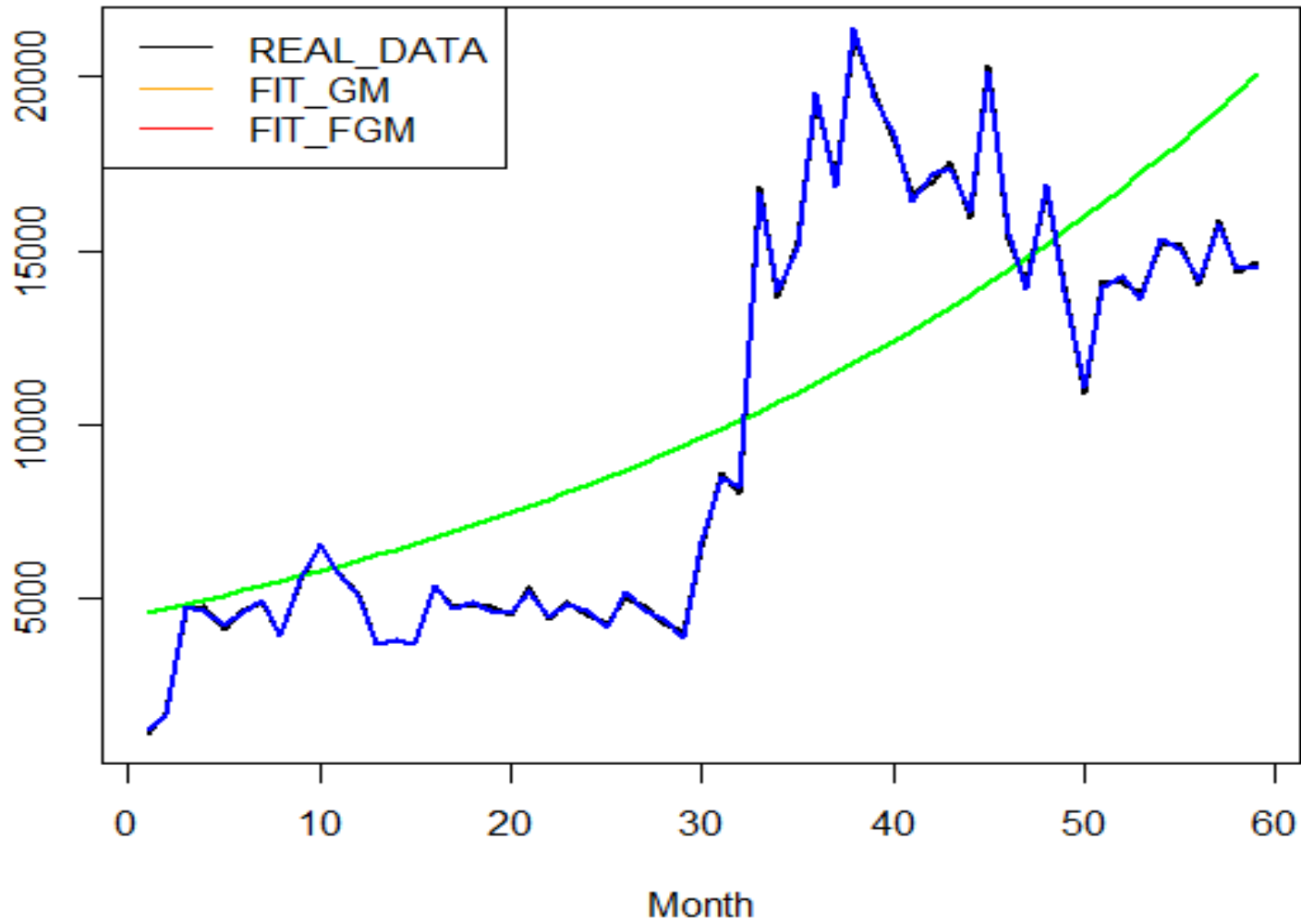




กราฟที่ 4.132 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.133 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี



กราฟที่ 4.134 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

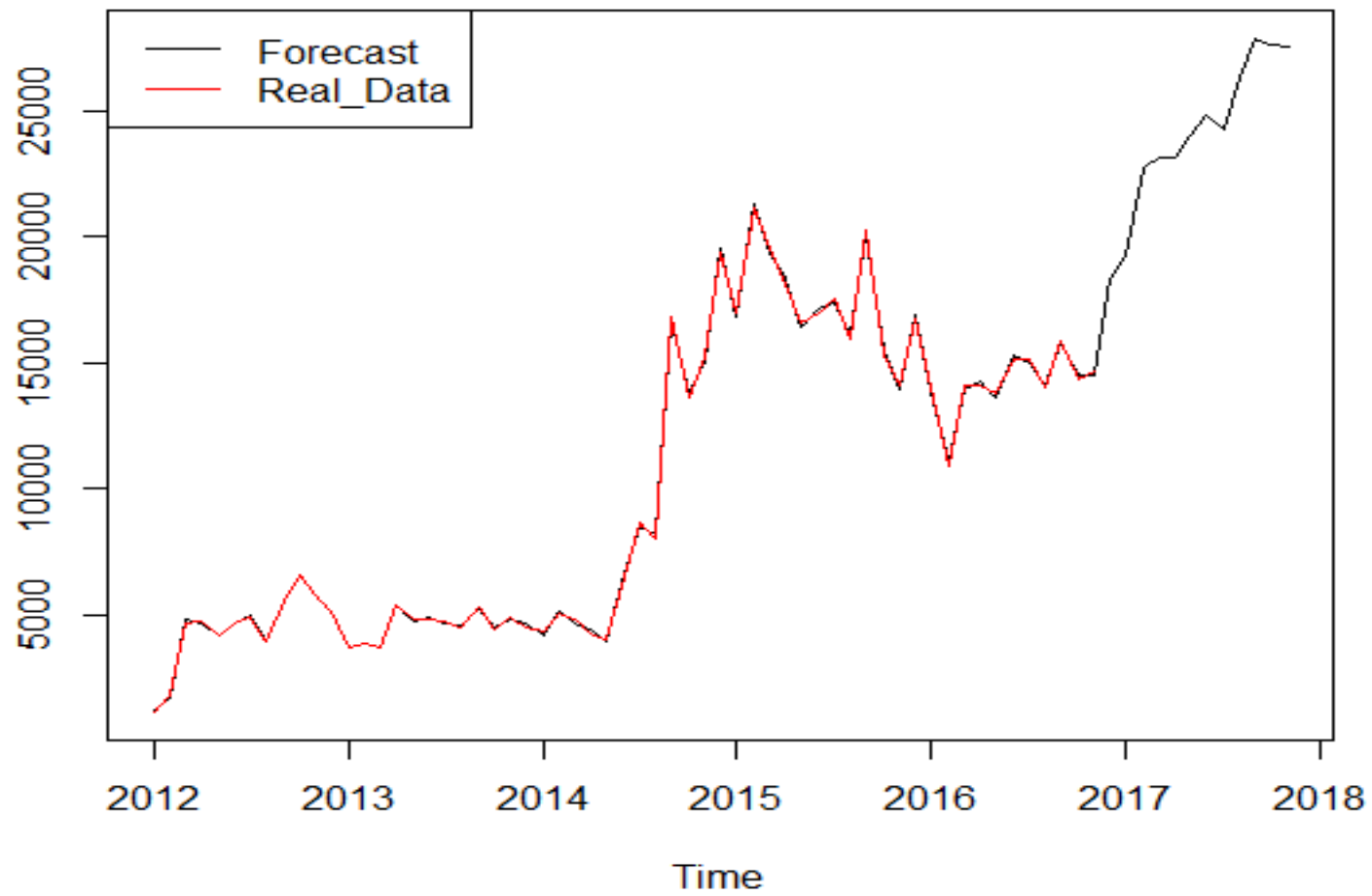
4.5.1.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.545 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.62 และดังกราฟที่ 4.135

ตารางที่ 4.62 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	18,383.42
กุมภาพันธ์ - 2017	19,238.68
มีนาคม - 2017	22,797.53
เมษายน - 2017	23,149.91
พฤษภาคม - 2017	23,125.91
มิถุนายน - 2017	24,004.44
กรกฎาคม - 2017	24,813.07
สิงหาคม - 2017	24,272.42
กันยายน - 2017	26,405.62
ตุลาคม - 2017	27,920.10
พฤศจิกายน - 2017	27,644.35
ธันวาคม - 2017	27,548.86



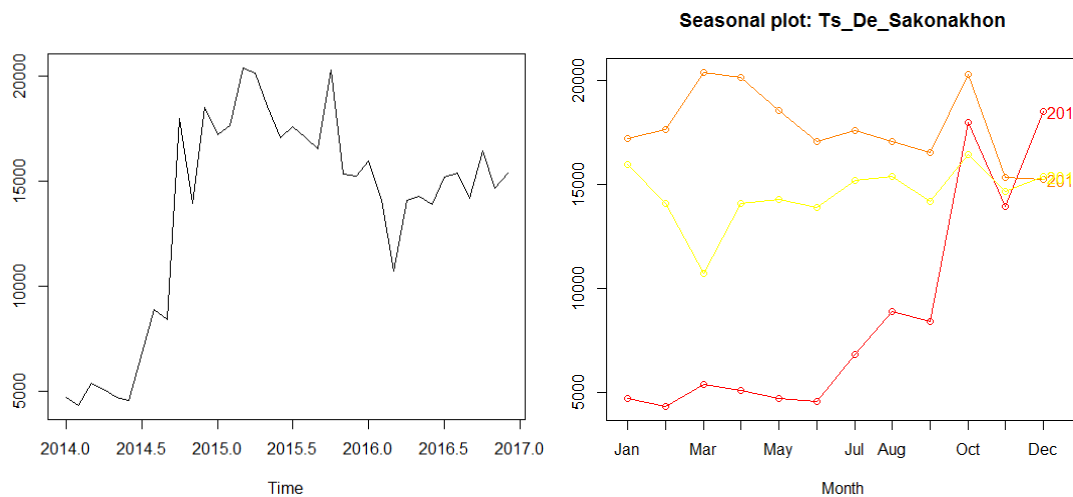


กราฟที่ 4.135 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี

4.5.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

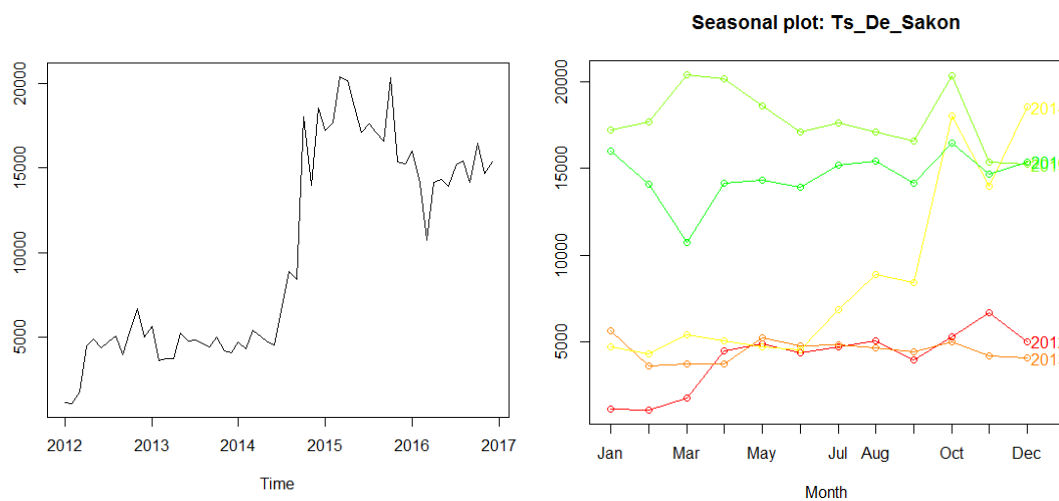
ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.136



กราฟที่ 4.136 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 3 ปี

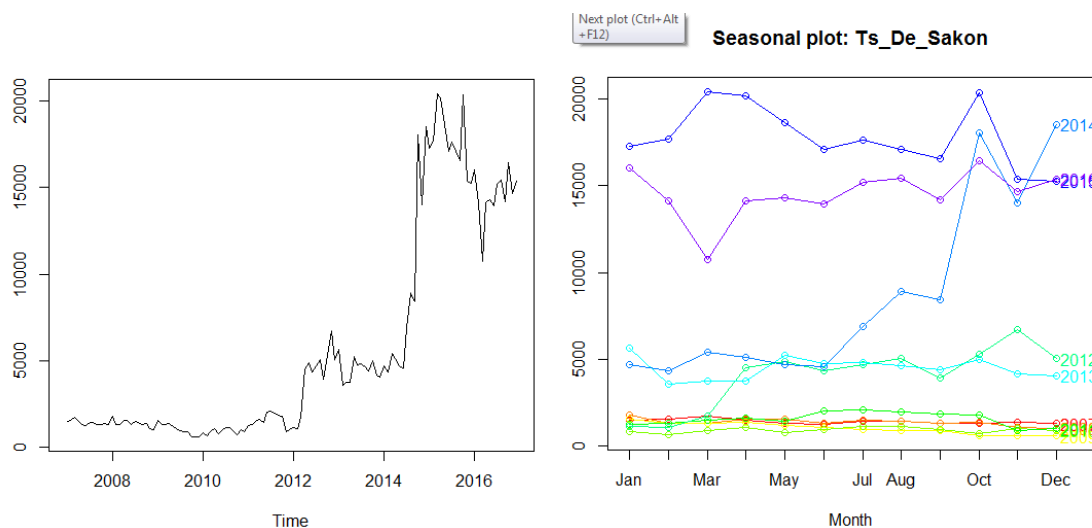
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.137



กราฟที่ 4.137 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 5 ปี



ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.138



กราฟที่ 4.138 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 10 ปี

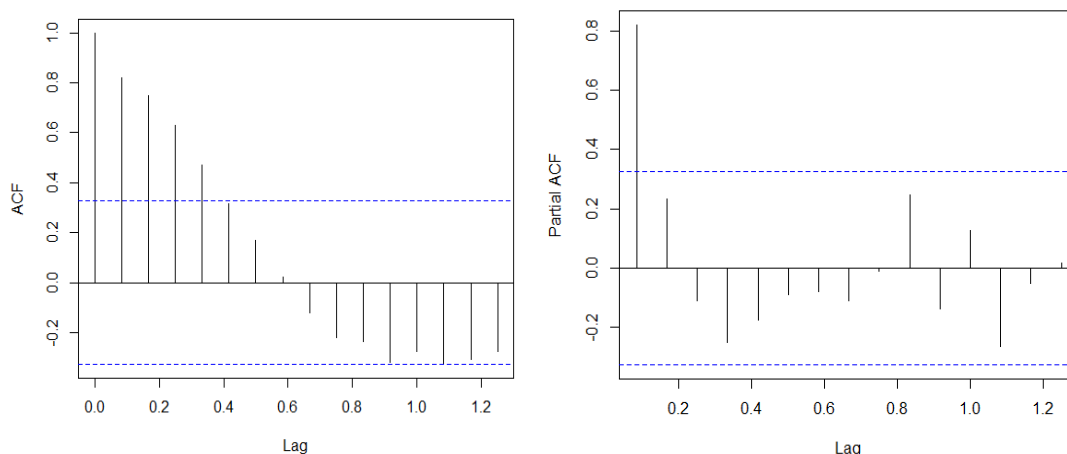
4.5.2.1 SARIMA Model

4.5.2.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.633 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.139





กราฟที่ 4.139 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

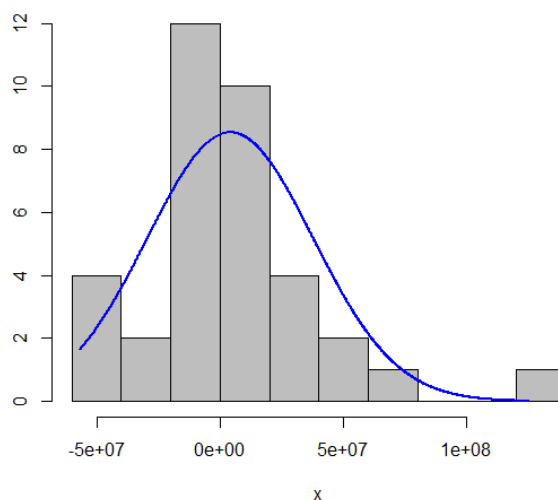
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนคร ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังจาก 1st Difference ได้พิจารณารูปกราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังจาก 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 1.999$ ซึ่งภายหลังจาก Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.088 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.140





กราฟที่ 4.140 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 1.999$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 4 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.63

ตารางที่ 4.63 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	ARIMA(2,1,1)	1329.904
2	ARIMA(1,1,0)	1320.437
3	ARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	1322.393
4	ARIMA(1,1,0)(0,0,1) ₁₂	1323.393
5	ARIMA(2,1,0)	1324.321

จากตารางที่ 4.63 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA(1,1,0) ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 1320.437 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.508 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

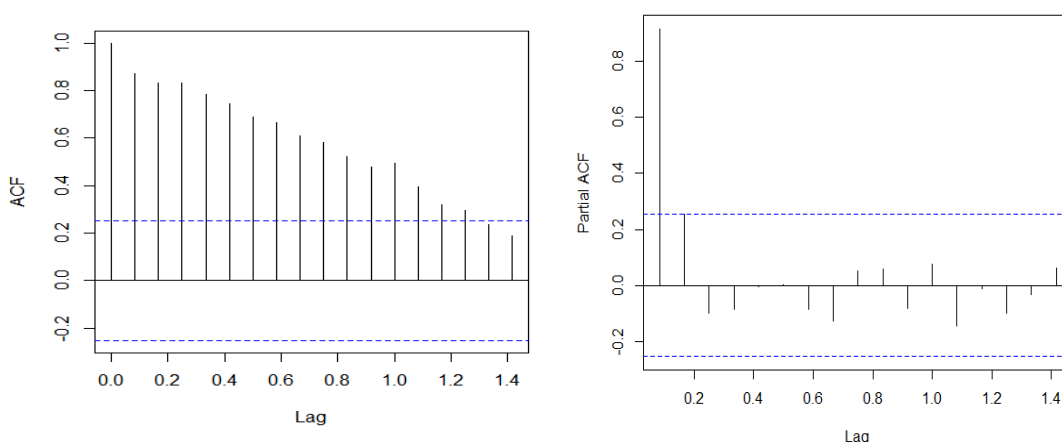
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.638 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน



4.5.2.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนคร ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.595 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.141



กราฟที่ 4.141 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

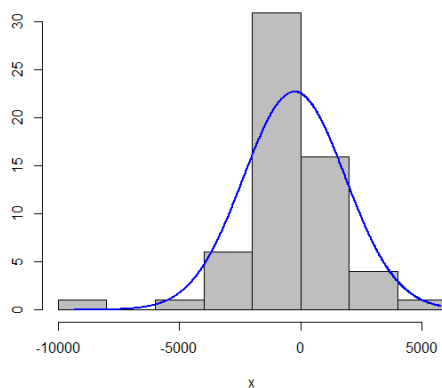
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนคร ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 1.786$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.142





กราฟที่ 4.142 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.616 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

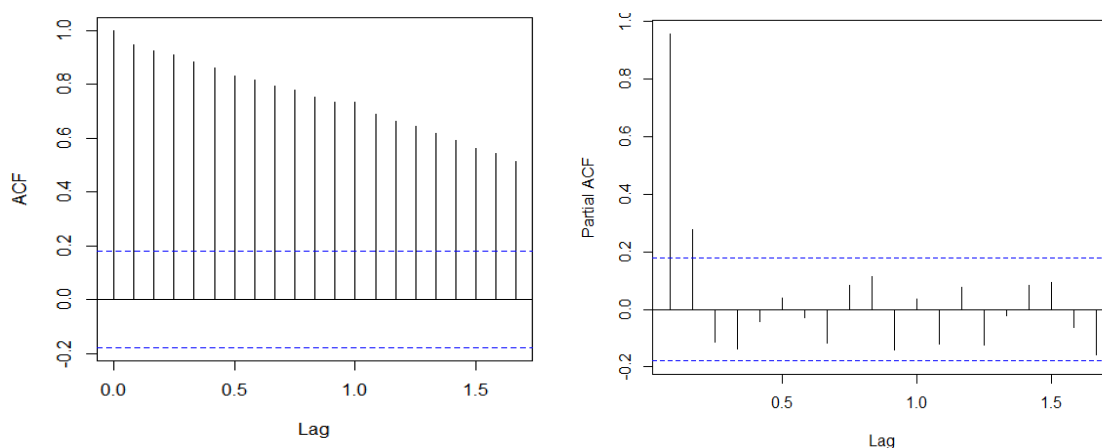
3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.956 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.5.2.1.3 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.971 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.143





กราฟที่ 4.143 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 10 ปี

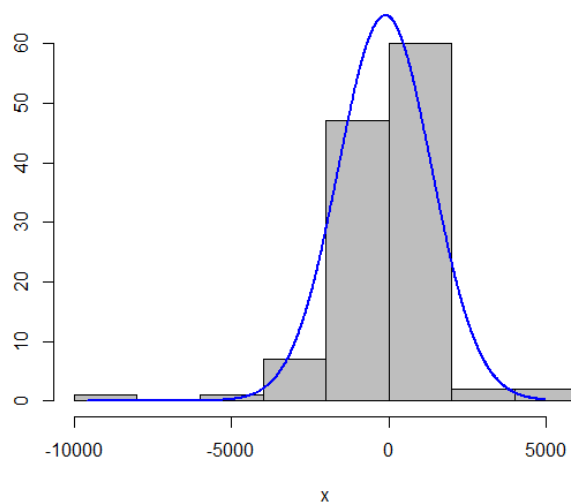
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนคร ระยะเวลา 10 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1^{st} Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation: $\lambda = -0.338$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Pearson chi-square normality test มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.144





กราฟที่ 4.144 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.747 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.999 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.5.2.1.4 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.64



ตารางที่ 4.64 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	ARIMA(1,1,0)	12.311	FARIMA(1,1,0)	5.023
5 ปี	-	-	-	-
10 ปี	-	-	-	-

จากตารางที่ 4.64 พบว่า ตัวแบบ FARIMA(1,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 5.023 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มีค่า p-value เท่ากับ 0.882

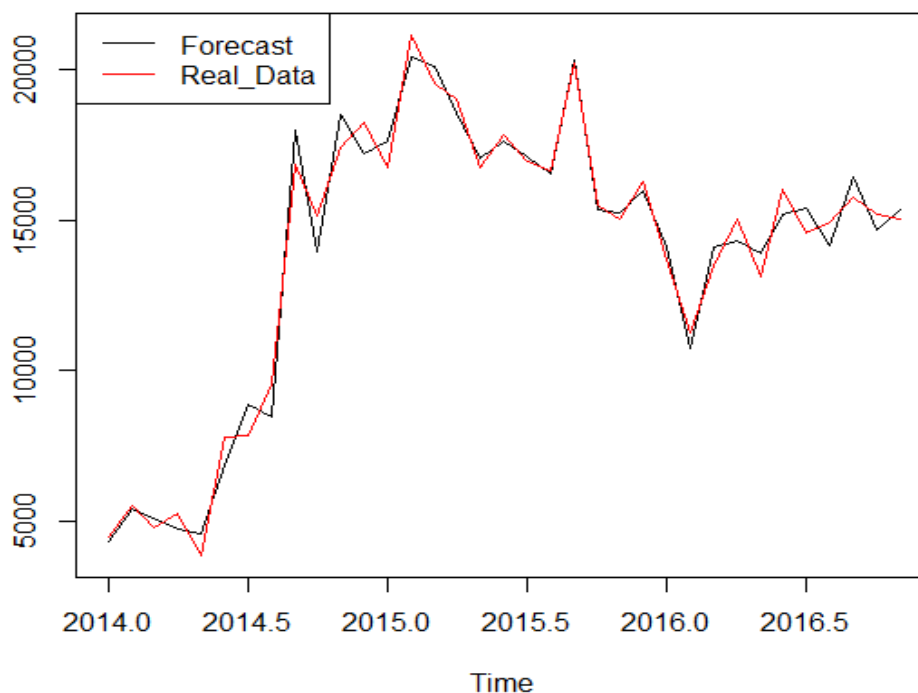
โดยตัวแบบ FARIMA(1,1,0) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์ โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ ARIMA(1,1,0) ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.1469Y_{t-1}$$

4.5.2.1.5 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FARIMA(1,1,0) โดยใช้จำนวนข้อมูล 10 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.145





กราฟที่ 4.145 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(1,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี

4.5.2.2 Grey forecasting model

4.5.2.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.65

ตารางที่ 4.65 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	28.899	FGM(1,1)	1.577
5 ปี	GM(1,1)	31.595	FGM(1,1)	3.685
10 ปี	GM(1,1)	76.71	FGM(1,1)	13.948



จากตารางที่ 4.65 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.577 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

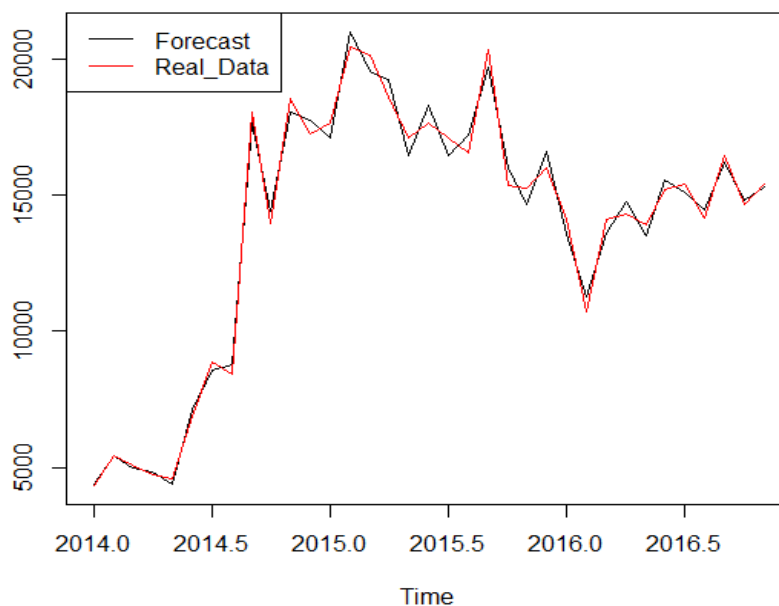
$$a = -0.01420049 \quad \text{และ} \quad b = 10731.74$$

และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 760437.3e^{-0.01420049(k-1)} - 755730.3$$

4.5.2.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.146



กราฟที่ 4.146 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี



4.5.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

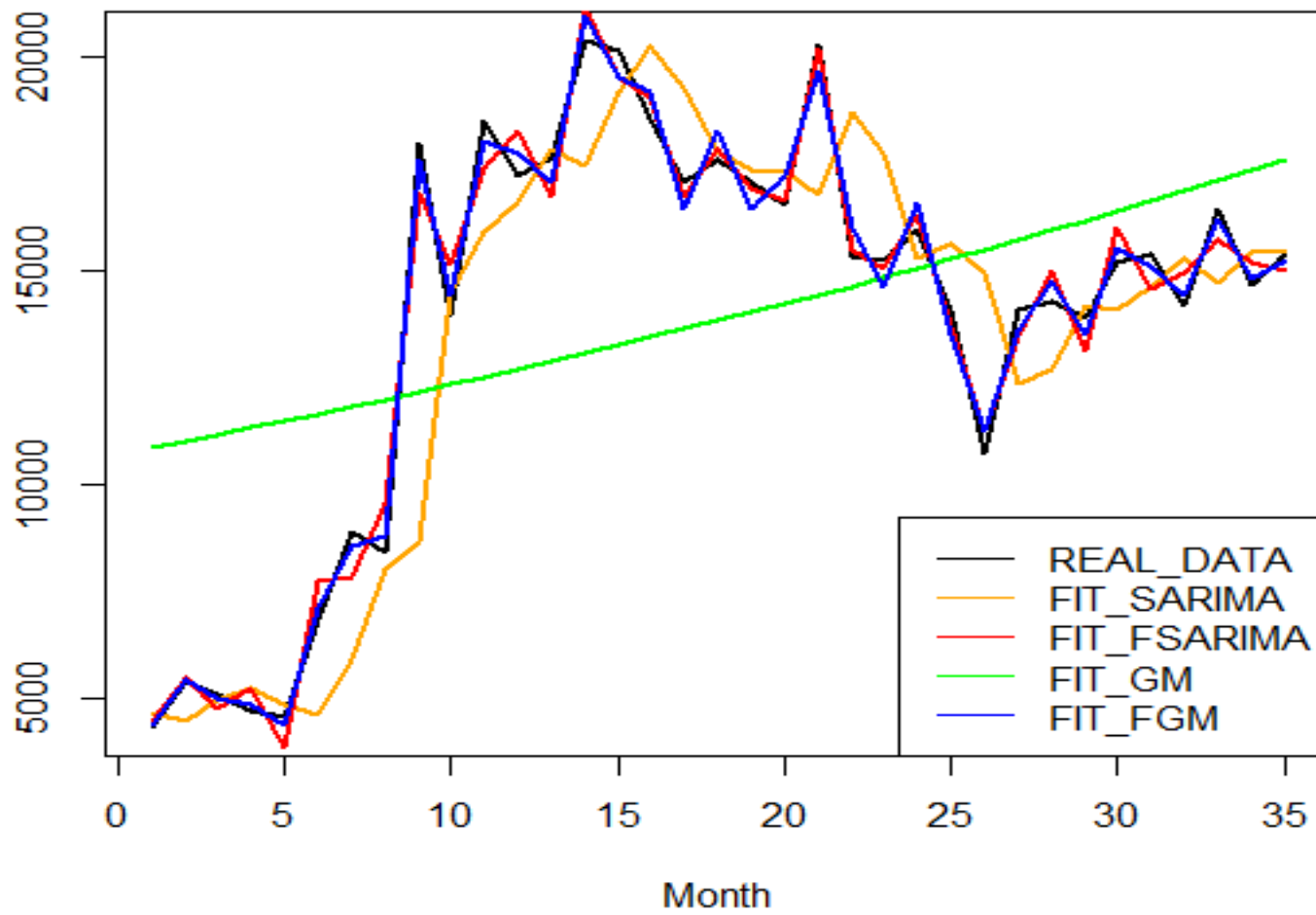
จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.66 และดังกราฟที่ 4.147 - 4.149

ตารางที่ 4.66 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

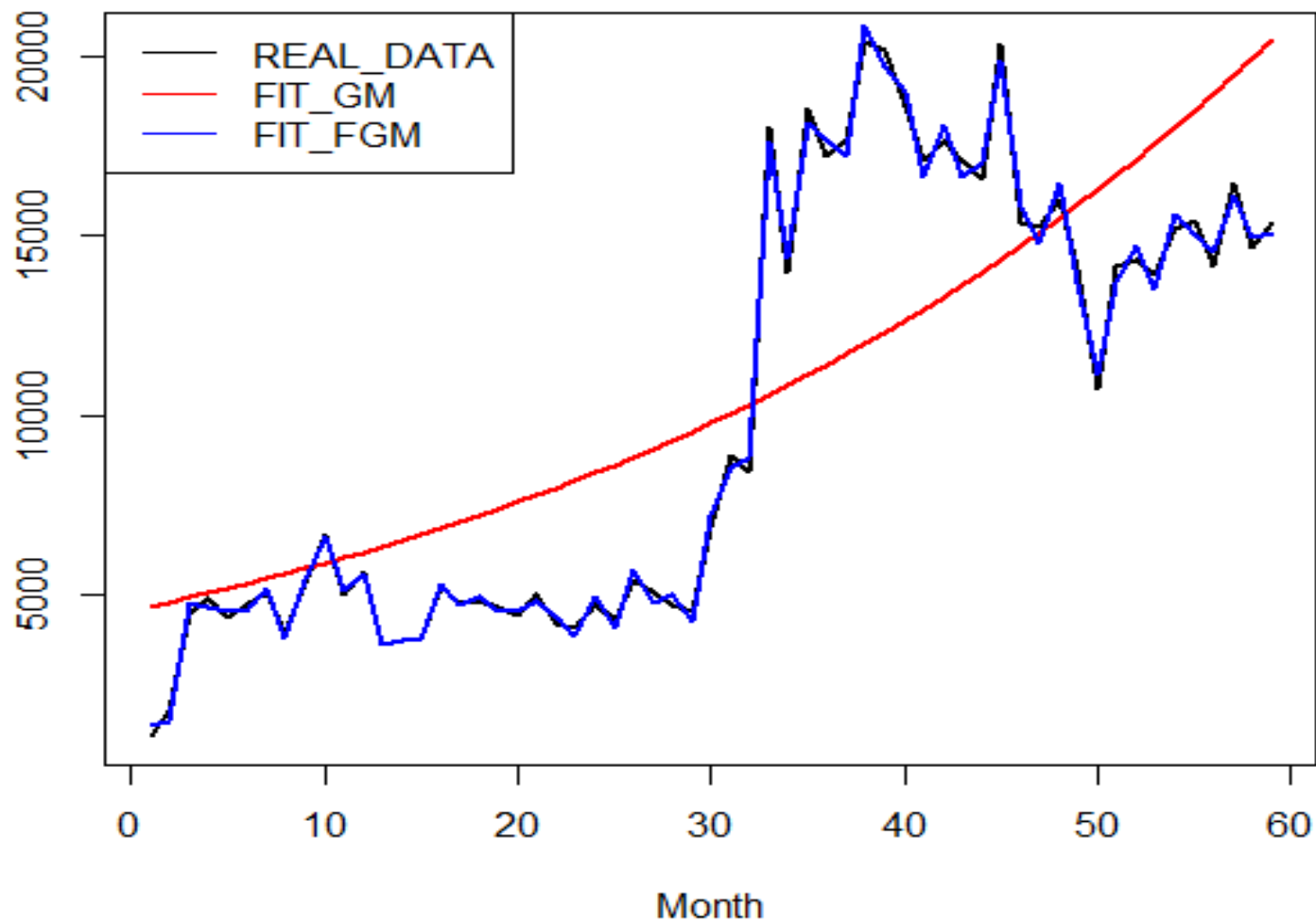
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	ARIMA(1,1,0)	12.311
	FARIMA(1,1,0)	5.023
	GM(1,1)	28.899
	FGM(1,1)	1.577
5 ปี	-	-
	-	-
	GM(1,1)	31.595
	FGM(1,1)	3.685
10 ปี	-	-
	-	-
	GM(1,1)	76.71
	FGM(1,1)	13.948

จากตารางที่ 4.66 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.577 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 3.685 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 13.948 ตามลำดับ

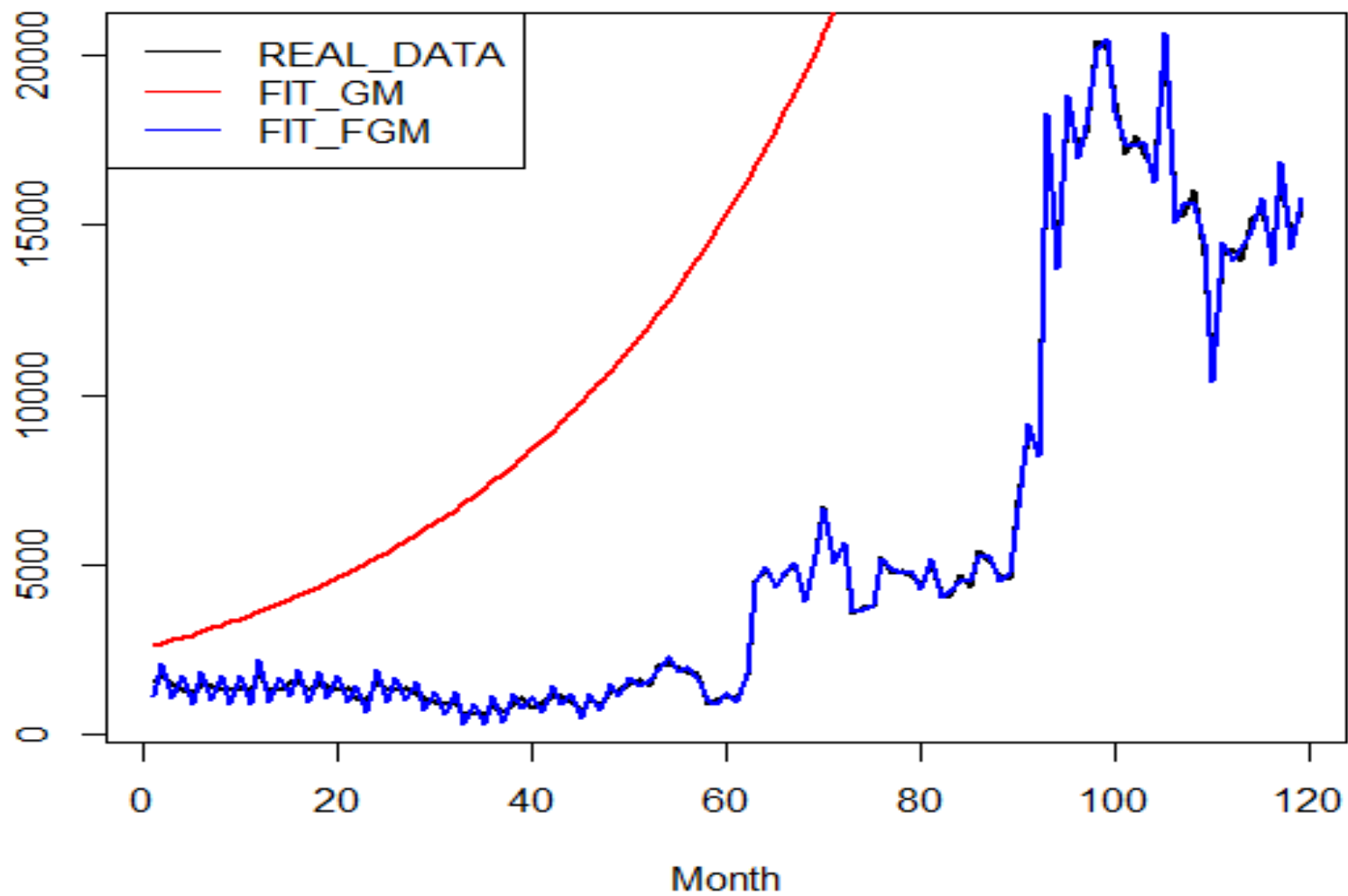




กราฟที่ 4.147 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.148 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี



กราฟที่ 4.149 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 10 ปี

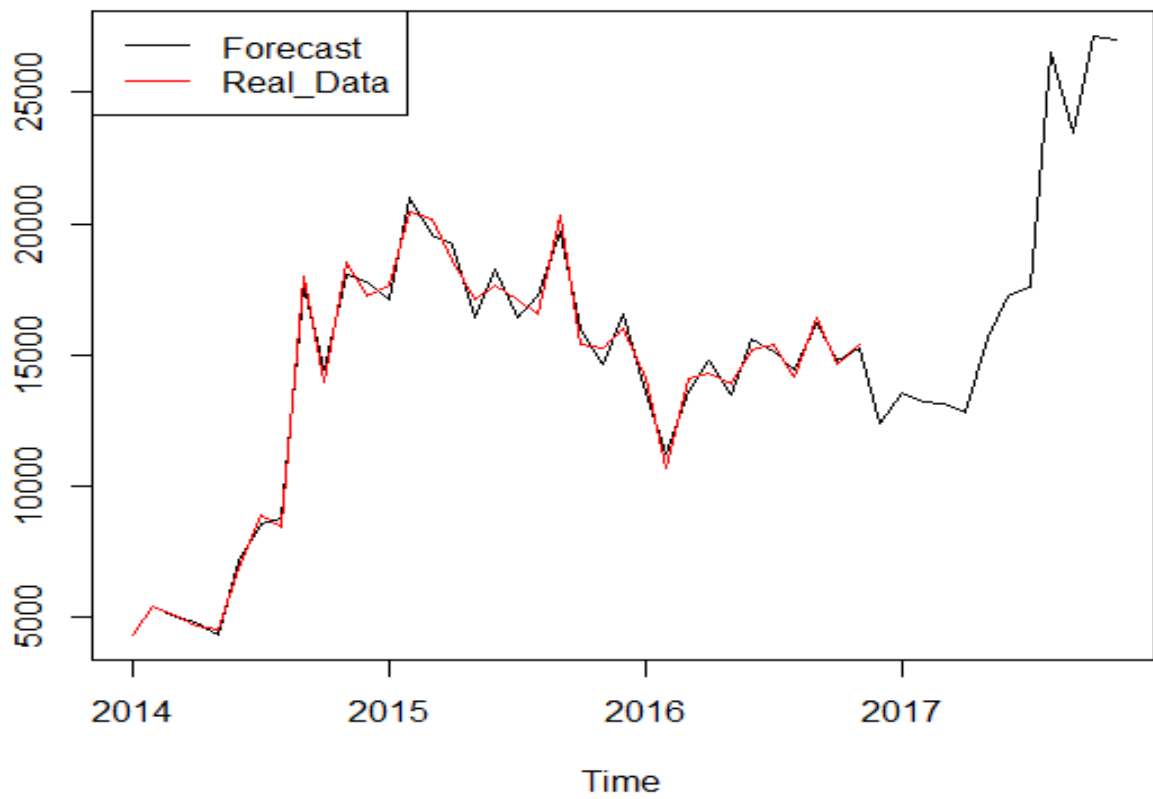
4.5.2.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.577 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.67 และดังกราฟที่ 4.150

ตารางที่ 4.67 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	12,384.18
กุมภาพันธ์ - 2017	13,554.32
มีนาคม - 2017	13,233.38
เมษายน - 2017	13,178.52
พฤษภาคม - 2017	12,812.02
มิถุนายน - 2017	15,654.56
กรกฎาคม - 2017	17,249.95
สิงหาคม - 2017	17,563.01
กันยายน - 2017	26,510.84
ตุลาคม - 2017	23,423.71
พฤศจิกายน - 2017	27,161.04
ธันวาคม - 2017	27,003.87





กราฟที่ 4.150 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

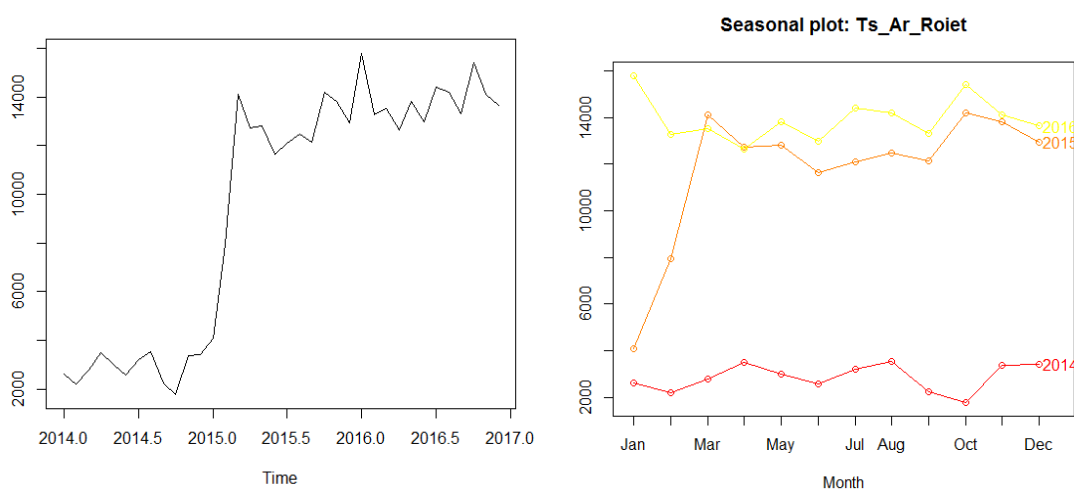


4.6 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานร้อยเอ็ด

4.6.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

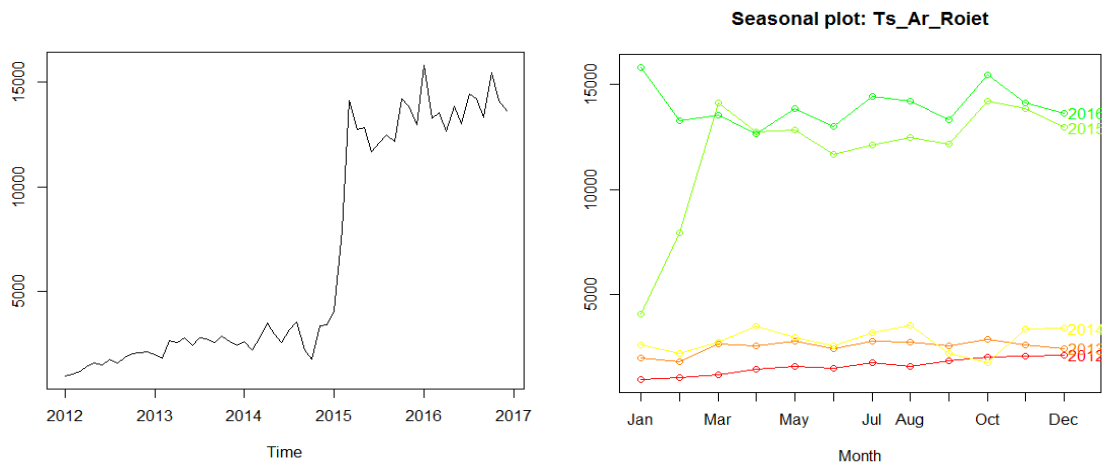
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.151



กราฟที่ 4.151 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.152





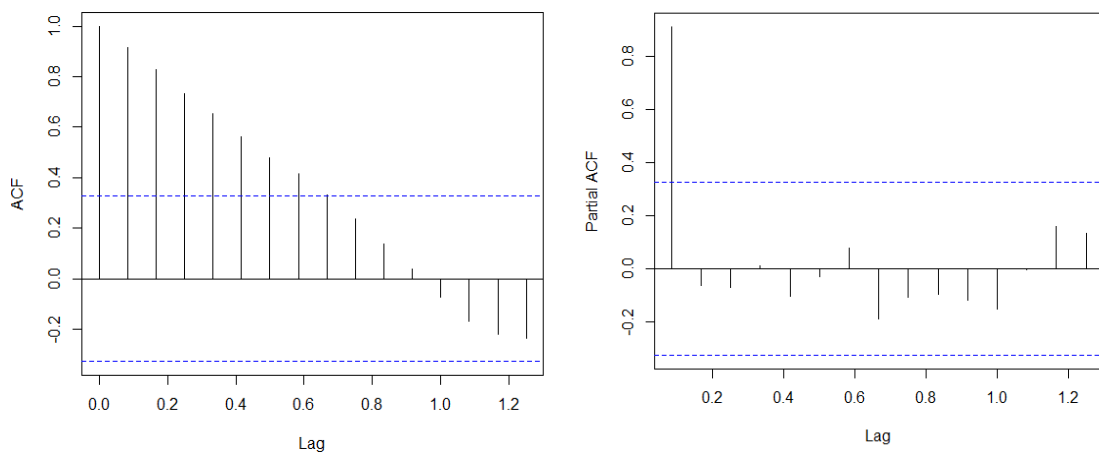
กราฟที่ 4.152 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี

4.6.1.1 SARIMA Model

4.6.1.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า $p\text{-value} = 0.000$ และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า $p\text{-value} = 0.706$ นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.153



กราฟที่ 4.153 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี



การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ด ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference แล้วได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ โดยปรากฏตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.68

ตารางที่ 4.68 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(1,1,0)(1,1,1) ₁₂	426.613
2	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	420.477
3	SARIMA(0,1,1)(1,1,0) ₁₂	423.437
4	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	429.578
5	SARIMA(1,1,0)(1,1,0) ₁₂	423.477

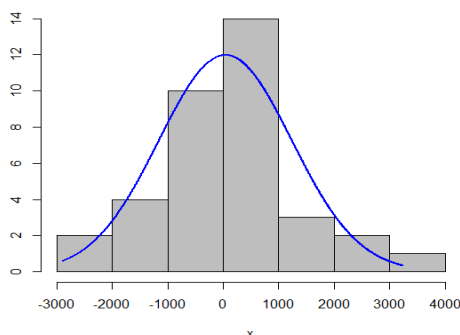
จากตารางที่ 4.68 พบว่า ตัวแบบ SARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 420.477 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 3 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.262 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งสมการดังกล่าวมีการตรวจสอบสมมติฐานสำหรับค่าคลาดเคลื่อน ดังกราฟที่ 4.154



กราฟที่ 4.154 Histogram of Noise residuals



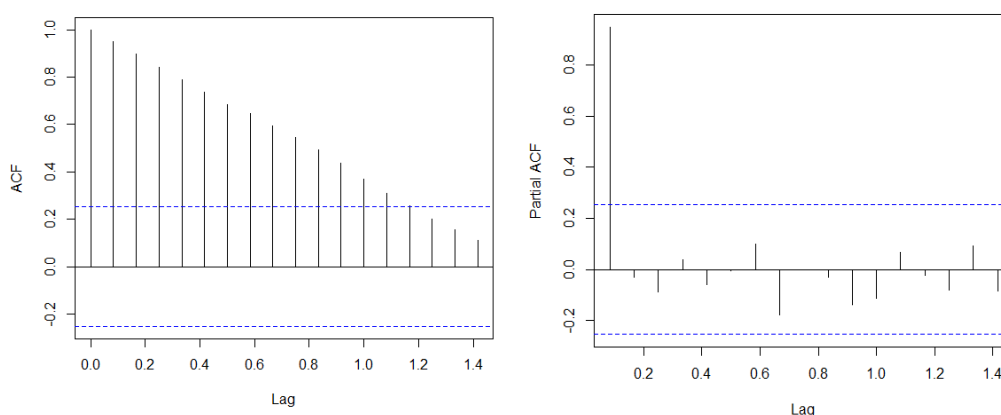
2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.151 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.593 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน

4.6.1.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ด ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.521 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.155



กราฟที่ 4.155 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

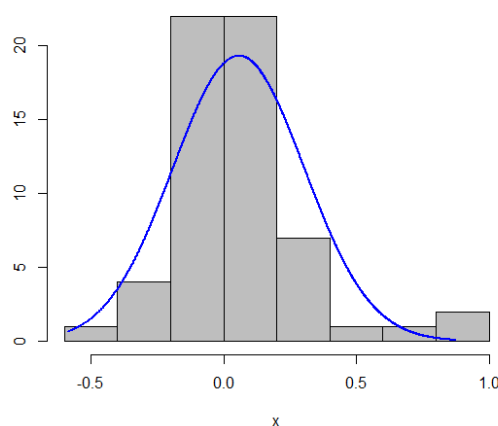
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ด ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้



การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.031$ ซึ่งภายหลังจาก Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.06 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.156



กราฟที่ 4.156 Histogram of Noise residuals

ภายหลังจาก Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.031$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.69

ตารางที่ 4.69 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,1)(0,0,1) ₁₂	19.038
2	ARIMA(0,1,0)	10.063
3	ARIMA(1,1,0)	15.013
4	ARIMA(0,1,1)	14.962
5	ARIMA(1,1,1)	17.978

จากตารางที่ 4.69 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA(0,1,0) ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 10.063 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด



2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.409 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.339 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.6.1.1.3 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.70

ตารางที่ 4.70 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	5.776	FSARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	3.387
5 ปี	ARIMA(0,1,0)	12.522	FARIMA(0,1,0)	5.849

จากตารางที่ 4.70 พบว่า ตัวแบบ FSARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 3.387 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.8882

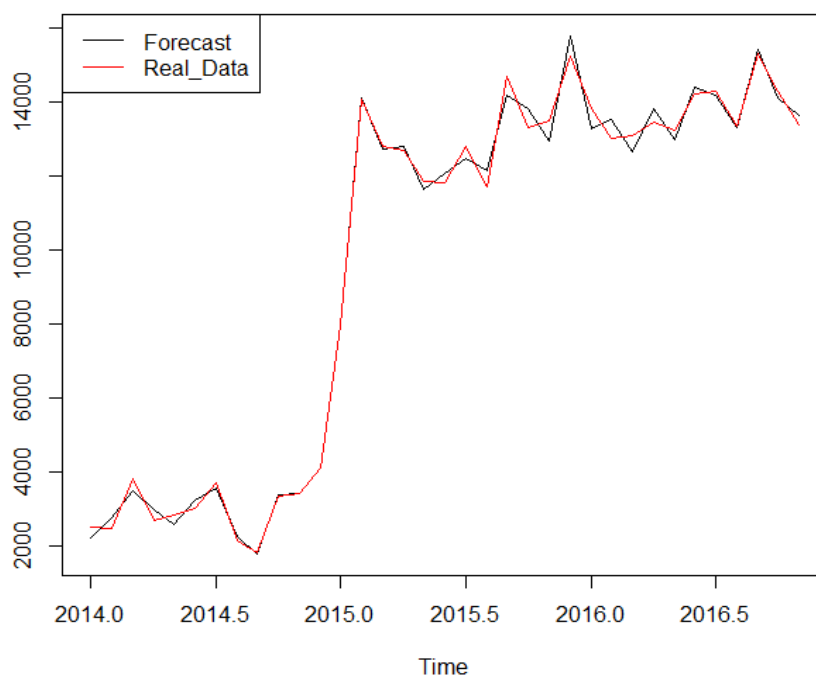
โดยตัวแบบ FSARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ SARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.099Y_{t-1}$$



4.6.1.1.4 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FSARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.157



กราฟที่ 4.157 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FSARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี

4.6.1.2 Grey forecasting model

4.6.1.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.71



ตารางที่ 4.71 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	31.360	FGM(1,1)	2.512
5 ปี	GM(1,1)	30.251	FGM(1,1)	4.295

จากตารางที่ 4.71 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 2.512 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

$$a = -0.03782071 \text{ และ } b = 4859.378$$

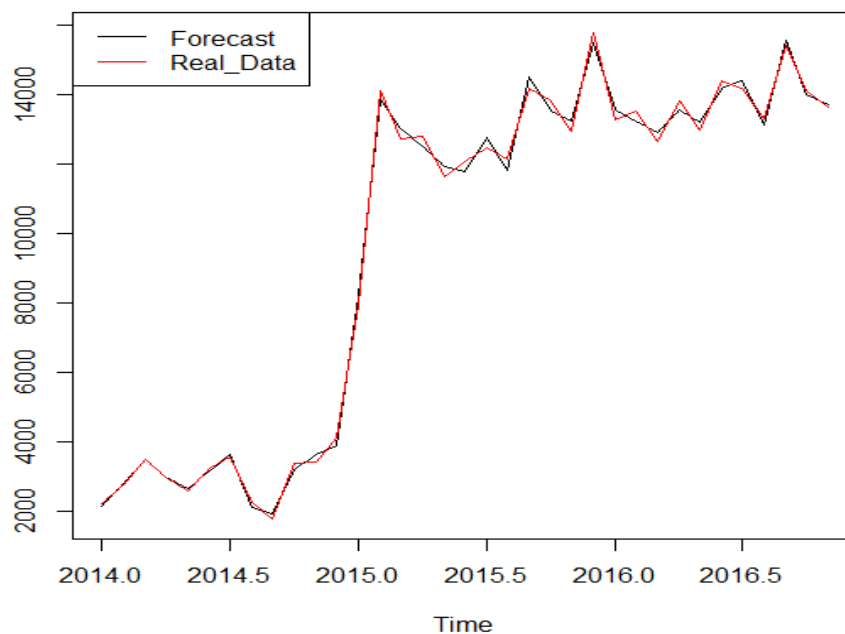
และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 131104.6e^{-0.03782071(k-1)} - 128484.6$$

4.6.1.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.158





กราฟที่ 4.158 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี

4.6.1.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.72 และดังกราฟที่ 4.159 - 4.160

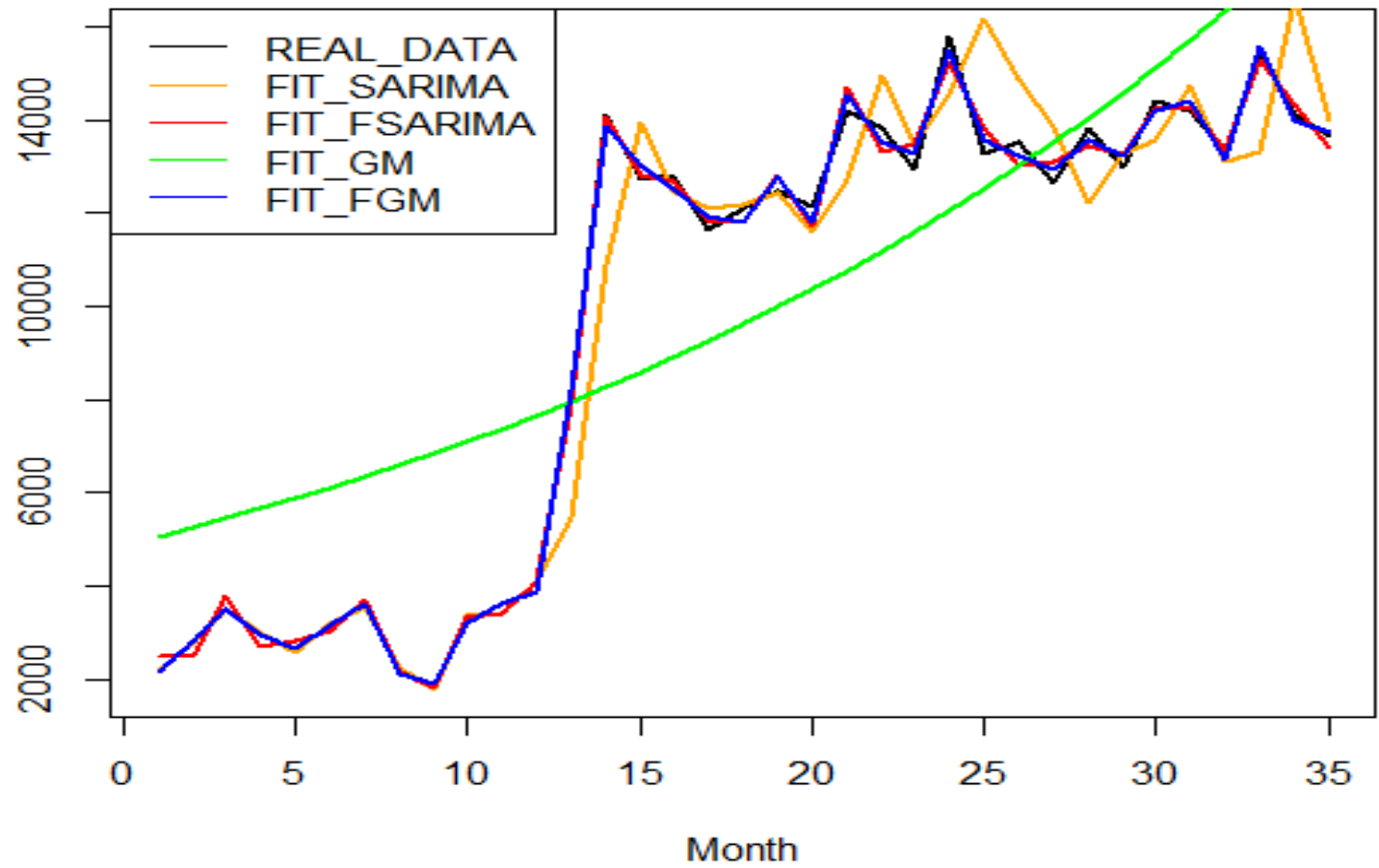


ตารางที่ 4.72 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

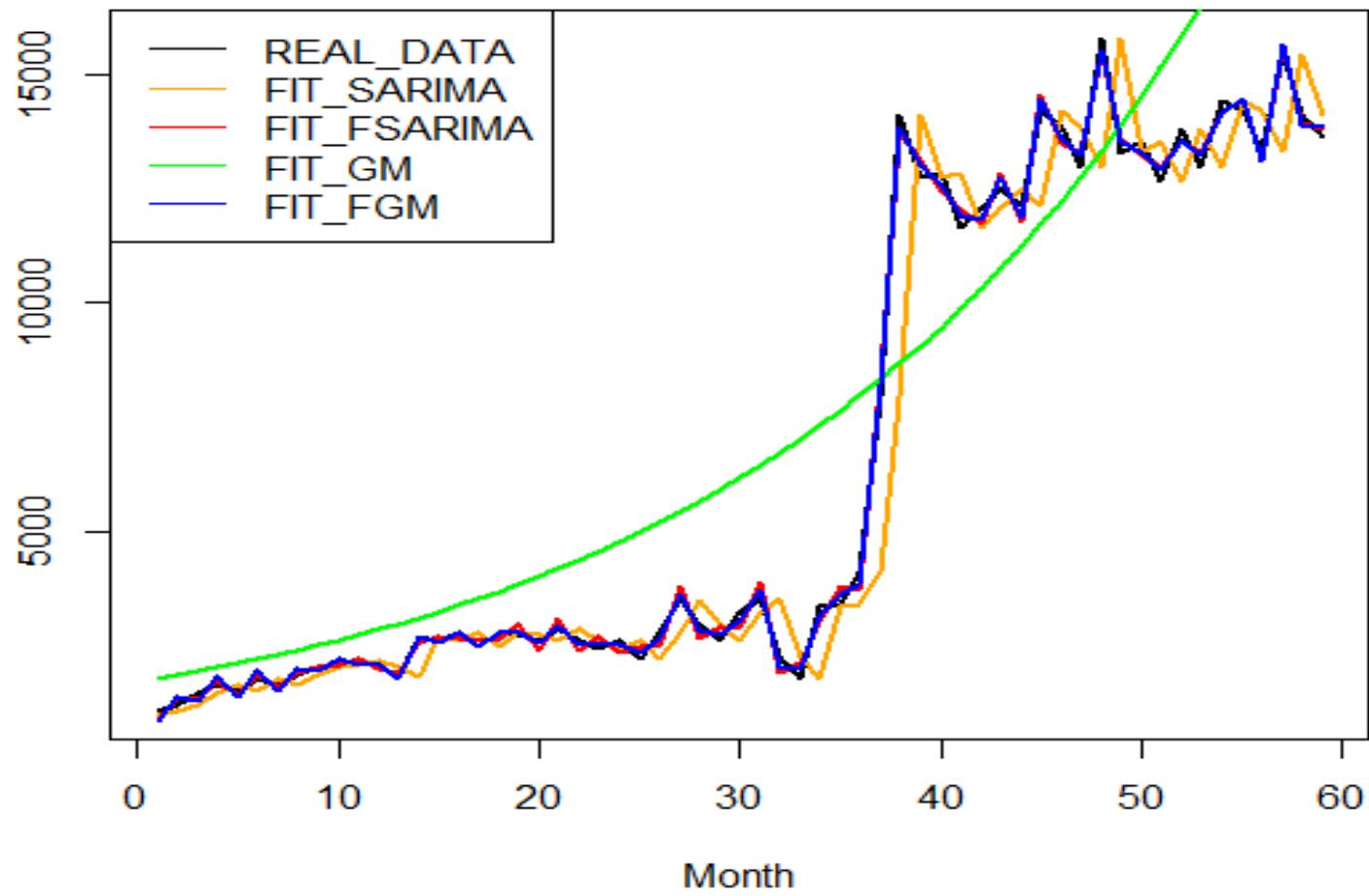
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	5.776
	FSARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	3.387
	GM(1,1)	31.360
	FGM(1,1)	2.512
5 ปี	ARIMA(0,1,0)	12.522
	FARIMA(0,1,0)	5.849
	GM(1,1)	30.251
	FGM(1,1)	4.295

จากตารางที่ 4.72 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 2.512 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 4.295 ตามลำดับ





กราฟที่ 4.159 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.160 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

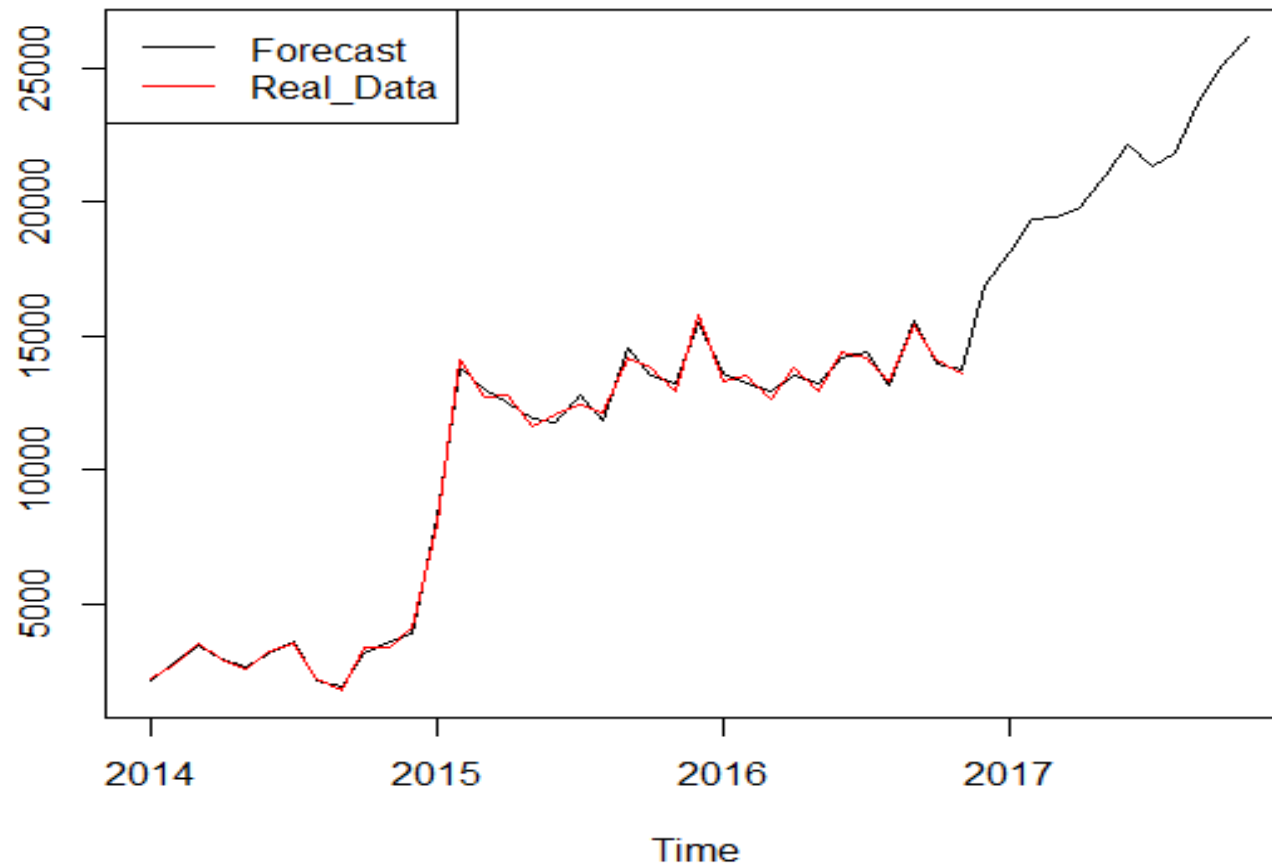
4.6.1.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 2.512 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.73 และดังกราฟที่ 4.161

ตารางที่ 4.73 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	16,893.23
กุมภาพันธ์ - 2017	18,125.29
มีนาคม - 2017	19,392.93
เมษายน - 2017	19,473.38
พฤษภาคม - 2017	19,783.60
มิถุนายน - 2017	20,950.02
กรกฎาคม - 2017	22,129.51
สิงหาคม - 2017	21,312.41
กันยายน - 2017	21,853.56
ตุลาคม - 2017	23,886.25
พฤศจิกายน - 2017	25,110.36
ธันวาคม - 2017	26,186.73



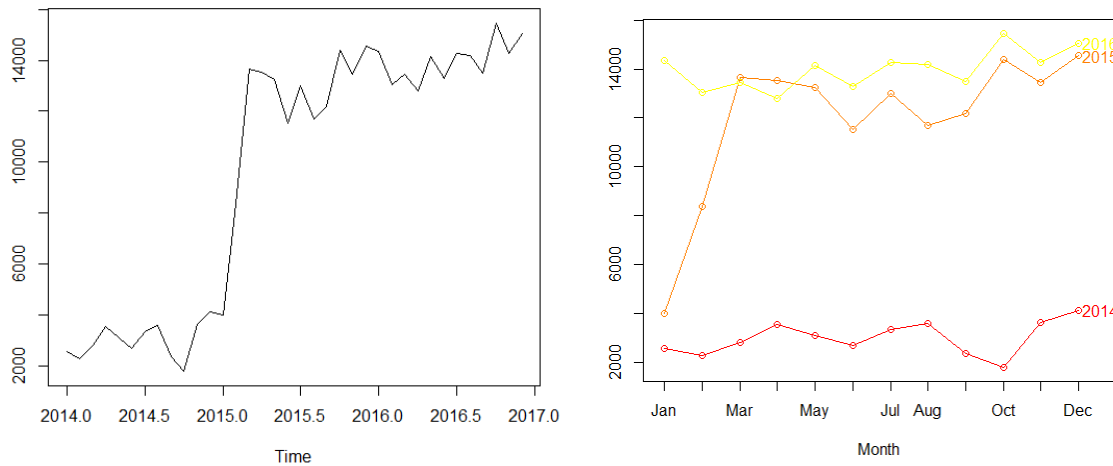


กราฟที่ 4.161 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

4.6.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

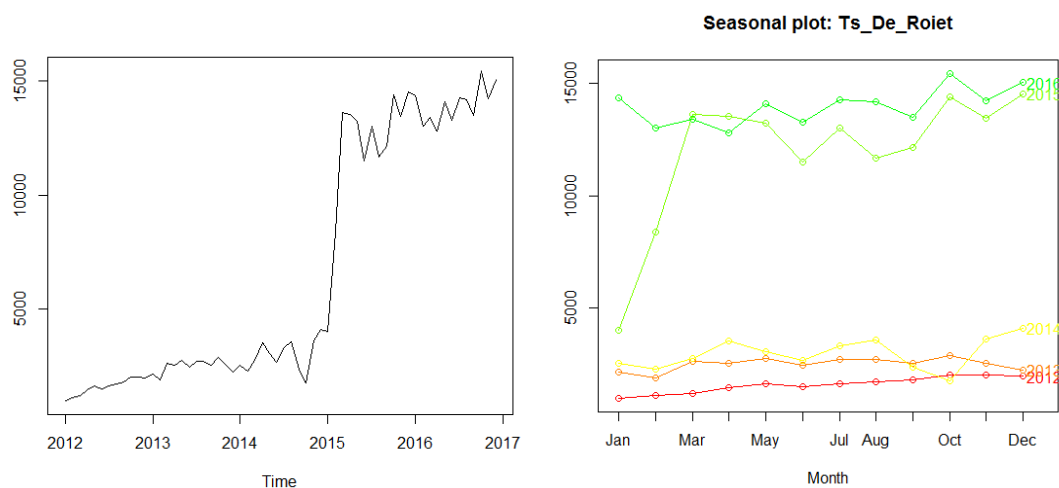
ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.162



กราฟที่ 4.162 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 3 ปี

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.163



กราฟที่ 4.163 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 5 ปี

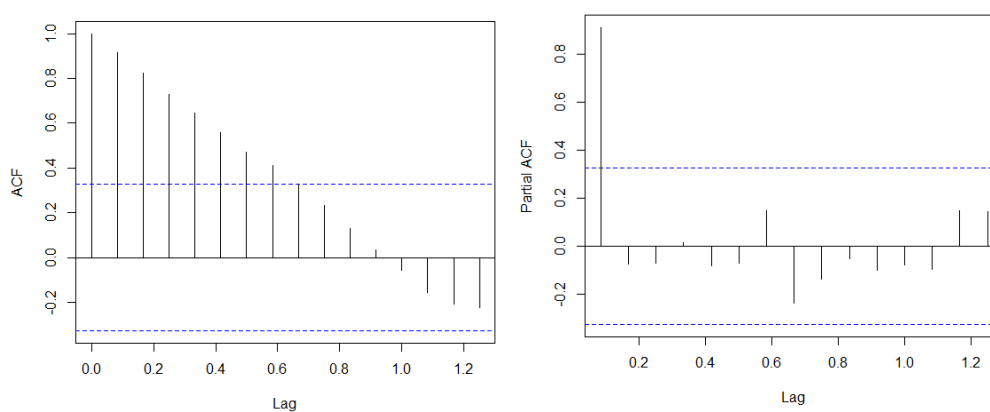


4.6.2.1 SARIMA Model

4.6.2.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.592 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนด ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.164



กราฟที่ 4.164 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ด ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference แล้วได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ โดยปรากฏตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 10 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.74



ตารางที่ 4.74 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,1)(0,0,1) ₁₂	624.457
2	ARIMA(0,1,0)	615.813
3	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	620.945
4	SARIMA(0,1,0)(0,0,1) ₁₂	620.945
5	SARIMA(0,1,0)(1,0,1) ₁₂	624.500

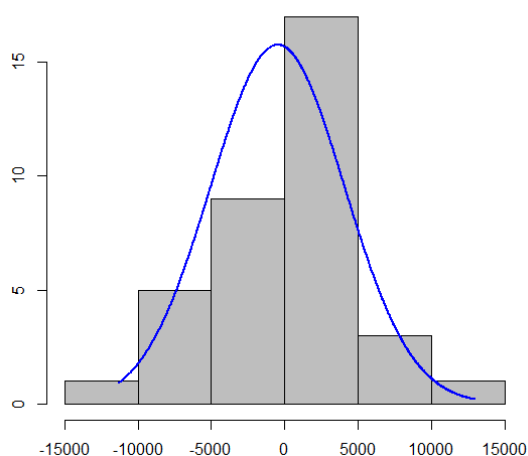
จากตารางที่ 4.74 พบว่า ตัวแบบ ARIMA(0,1,0) ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 615.813 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 3 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.576 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งสมการดังกล่าวมีการตรวจสอบสมมติฐานสำหรับค่าคลาดเคลื่อน ดังกราฟที่ 4.165



กราฟที่ 4.165 Histogram of Noise residuals



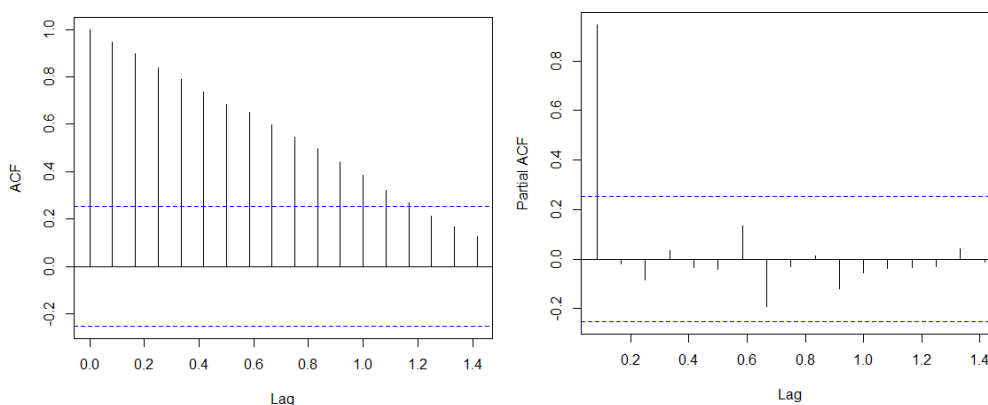
2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.508 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.365 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน

4.6.2.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ด ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.591 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.166



กราฟที่ 4.166 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

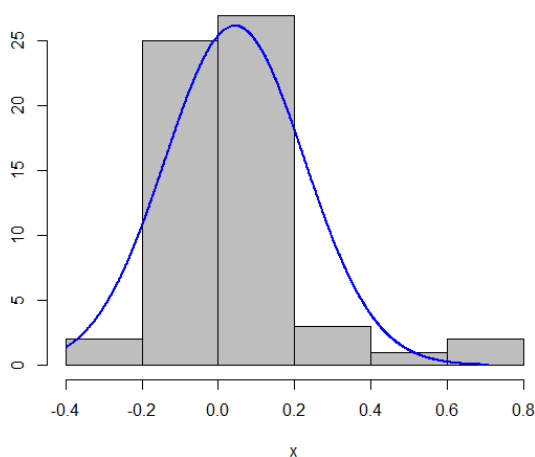
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ด ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้



การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า $p\text{-value} = 0.002$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = -0.005$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อน มีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า $p\text{-value} = 0.05$ นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อน มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.167



กราฟที่ 4.167 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = -0.005$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 6 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.75

ตารางที่ 4.75 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	ARIMA(0,1,1)(0,0,1) ₁₂	-16.937
2	ARIMA(0,1,0)	-25.575
3	ARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	-21.002
4	ARIMA(0,1,0)(0,0,1) ₁₂	-21.005
5	ARIMA(0,1,0)(1,0,1) ₁₂	-16.927

จากตารางที่ 4.75 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA(0,1,0) ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ -25.575 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด



2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.146 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.433 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.6.2.1.3 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.76

ตารางที่ 4.76 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	ARIMA(0,1,0)	13.93	FARIMA(0,1,0)	3.477
5 ปี	ARIMA(0,1,0)	14.521	FARIMA(0,1,0)	3.626

จากตารางที่ 4.76 พบว่า ตัวแบบ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 3.477 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.8122

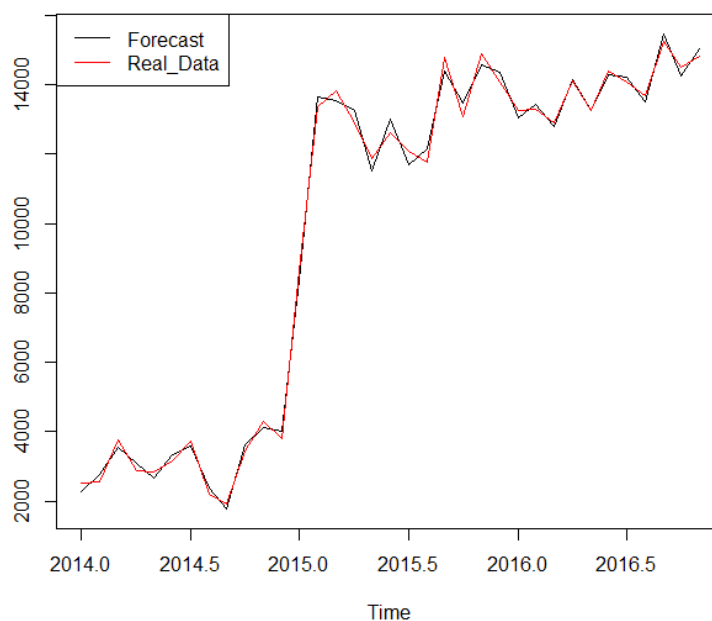
โดยตัวแบบ FARIMA(0,1,0) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์ โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ ARIMA(0,1,0) ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.0965Y_{t-1}$$



4.6.2.1.4 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FARIMA(0,1,0) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.168



กราฟที่ 4.168 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี

4.6.2.2 Grey forecasting model

4.6.2.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.77



ตารางที่ 4.77 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	30.562	FGM(1,1)	1.613
5 ปี	GM(1,1)	30.329	FGM(1,1)	2.132

จากตารางที่ 4.77 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.613 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

$$a = -0.03797228 \quad \text{และ} \quad b = 4902.182$$

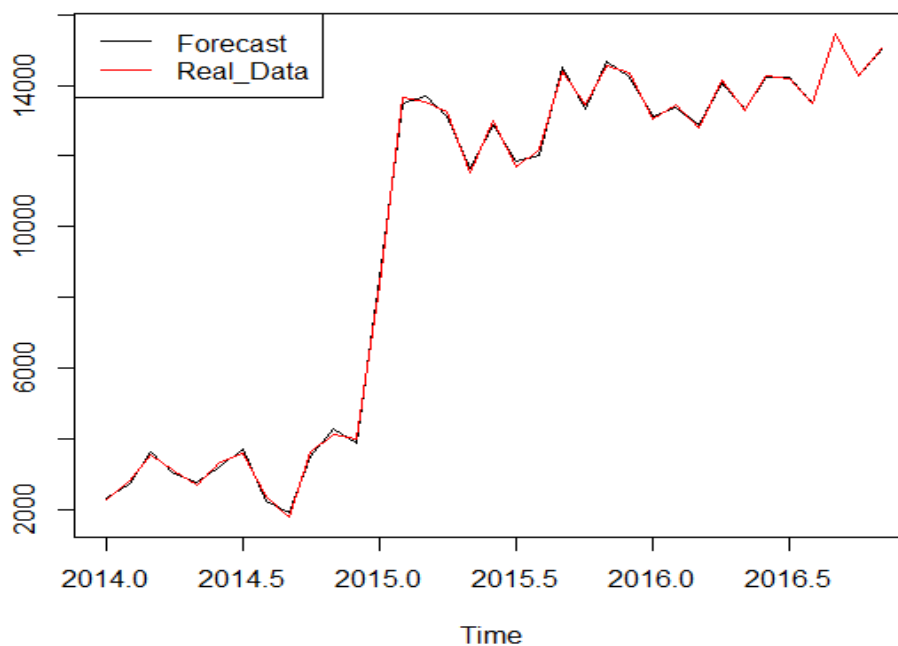
และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 131661e^{-0.03797228(k-1)} - 129099$$

4.6.2.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.169





กราฟที่ 4.169 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี

4.6.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.78 และดังกราฟที่ 4.170-4.171

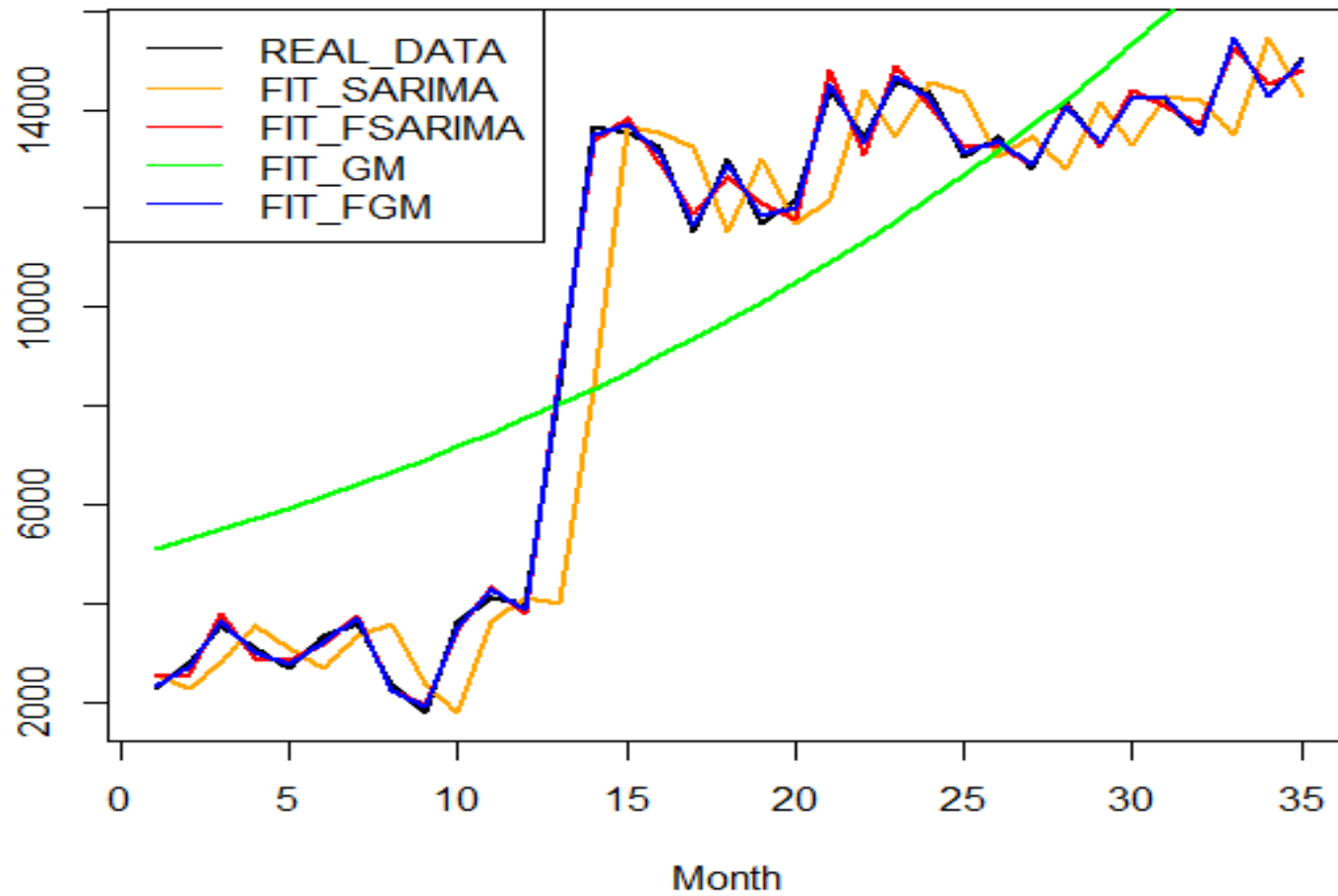


ตารางที่ 4.78 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

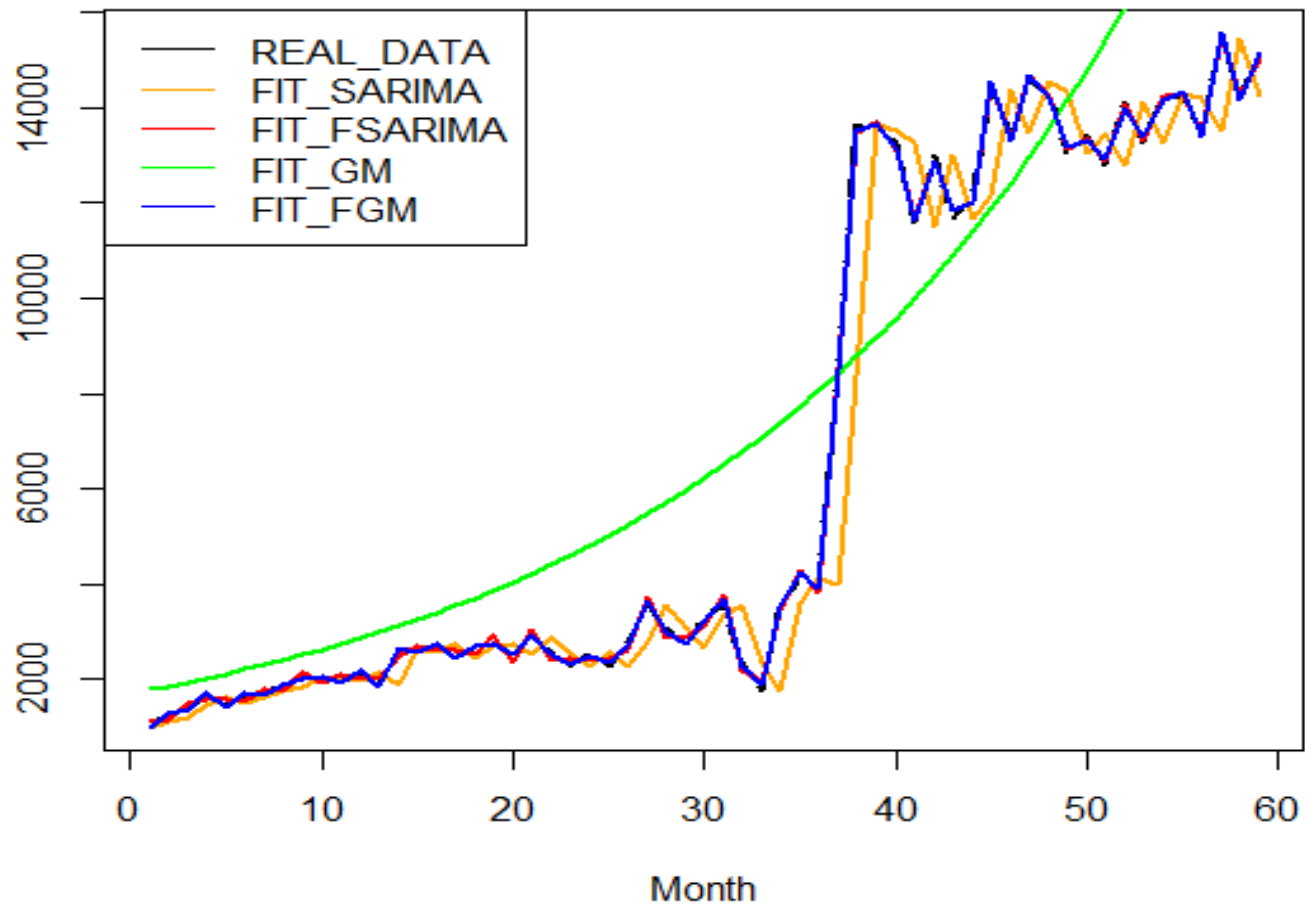
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	ARIMA(1,1,0)	13.93
	FARIMA(1,1,0)	3.477
	GM(1,1)	30.562
	FGM(1,1)	1.613
5 ปี	ARIMA(0,1,0)	14.521
	FARIMA(0,1,0)	3.626
	GM(1,1)	30.329
	FGM(1,1)	2.132

จากตารางที่ 4.78 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.613 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 2.132 ตามลำดับ





กราฟที่ 4.170 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.171 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

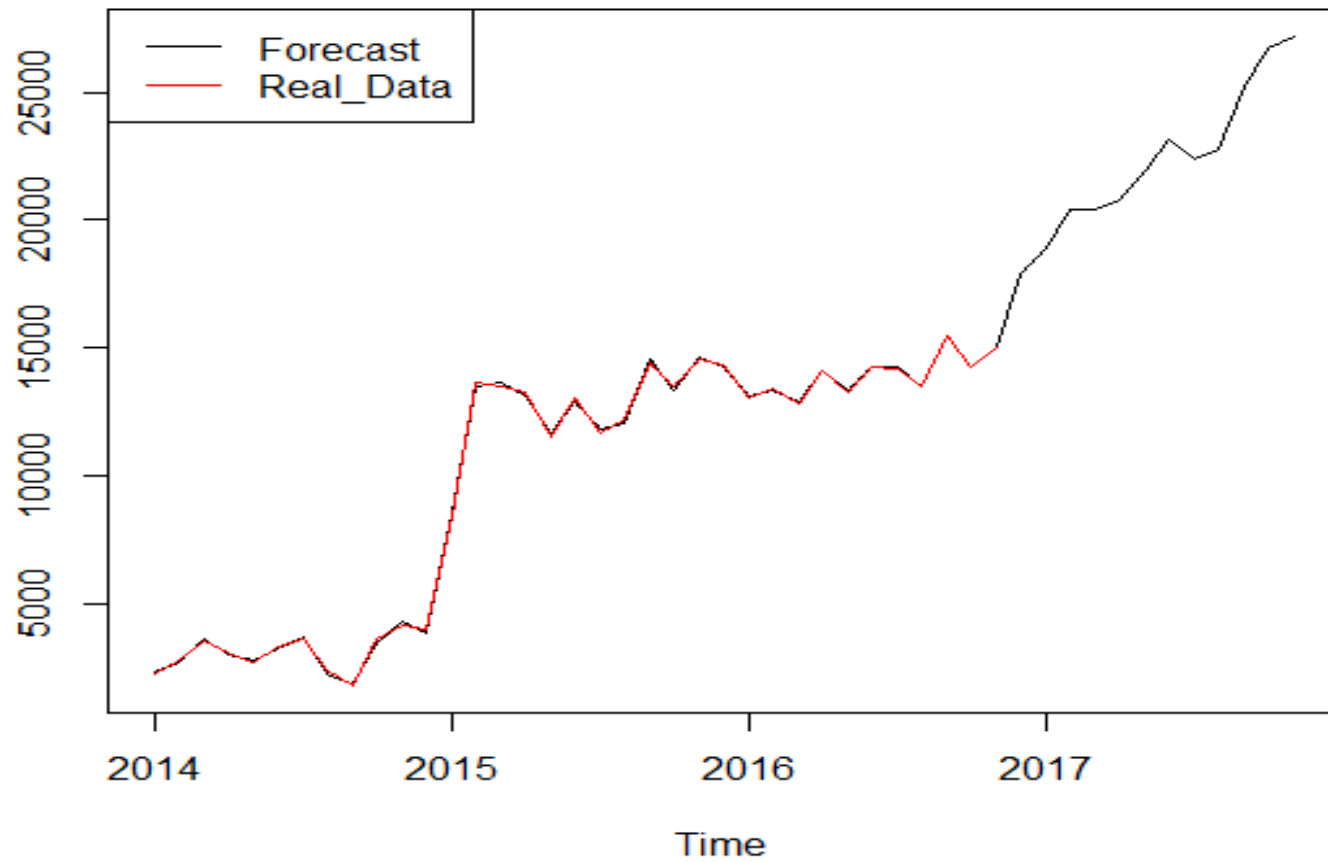
4.6.2.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.613 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.79 และดังกราฟที่ 4.172

ตารางที่ 4.79 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	17,926.72
กุมภาพันธ์ - 2017	18,914.02
มีนาคม - 2017	20,400.70
เมษายน - 2017	20,411.39
พฤษภาคม - 2017	20,815.28
มิถุนายน - 2017	21,953.61
กรกฎาคม - 2017	23,109.07
สิงหาคม - 2017	22,393.94
กันยายน - 2017	22,792.34
ตุลาคม - 2017	25,166.17
พฤศจิกายน - 2017	26,749.09
ธันวาคม - 2017	27,202.59





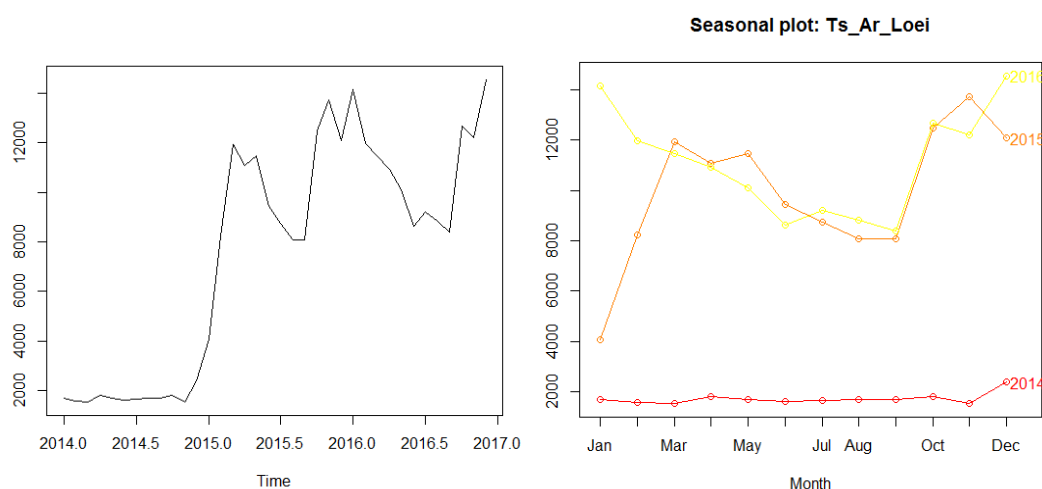
กราฟที่ 4.172 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

4.7 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานเลย

4.7.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

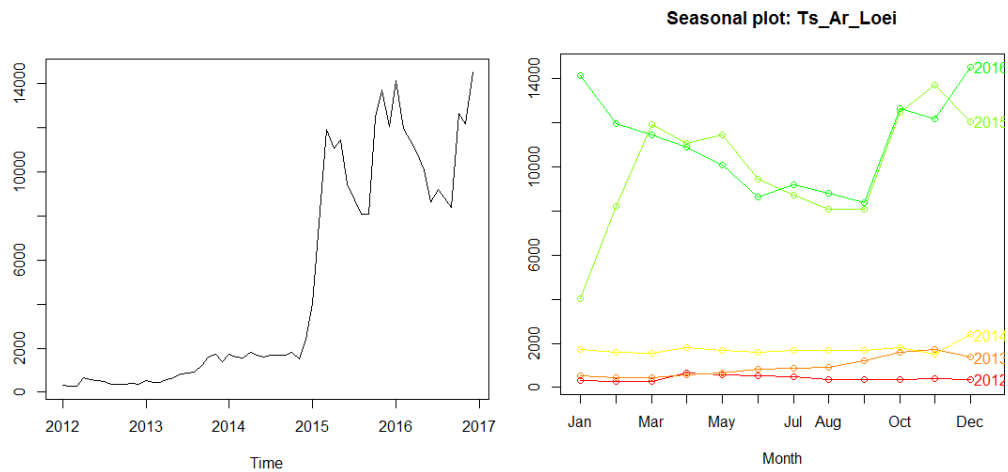
ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.173



กราฟที่ 4.173 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.174





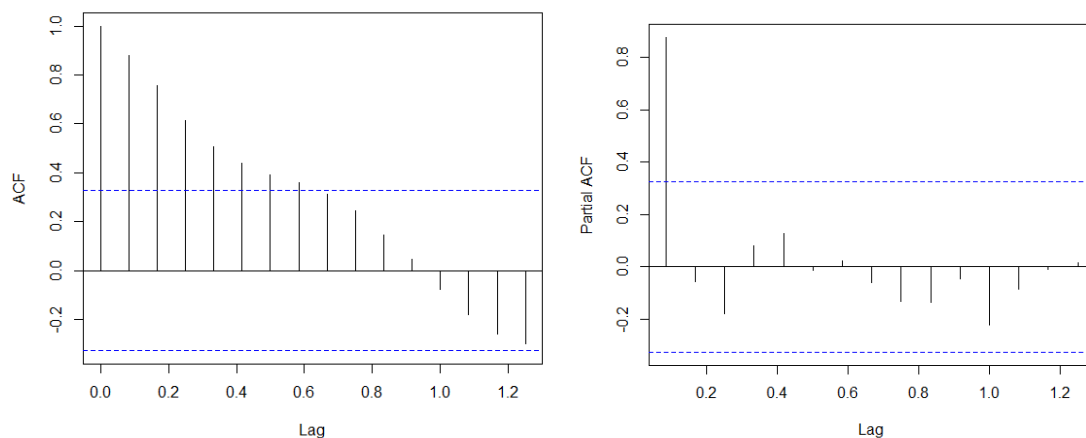
กราฟที่ 4.174 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 5 ปี

4.7.1.1 SARIMA Model

4.7.1.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.238 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.175



กราฟที่ 4.175 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี



การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลย ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference แล้วได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ โดยปรากฏตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.80

ตารางที่ 4.80 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้ เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(1,1,0)(1,1,1) ₁₂	426.085
2	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	420.049
3	SARIMA(0,1,1)(1,1,0) ₁₂	420.049
4	SARIMA(1,1,1)(1,1,0) ₁₂	425.904
5	SARIMA(0,1,0)(1,1,1) ₁₂	423.185

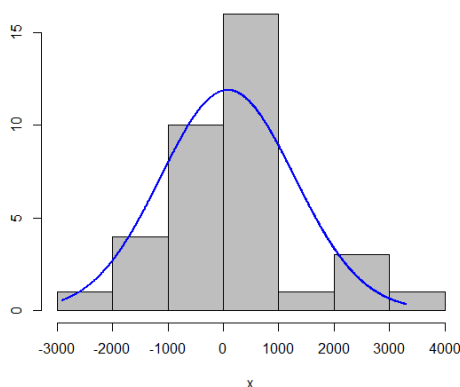
จากตารางที่ 4.80 พบว่า ตัวแบบ SARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 420.049 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบ (Assumption)

จากการศึกษาตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ จึงได้ทำการตรวจสอบสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบ ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของข้อมูล 3 ปี พบว่า

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.056 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งสมการดังกล่าวมีการตรวจสอบสมมติฐานสำหรับค่าคลาดเคลื่อน ดังกราฟที่ 4.176



กราฟที่ 4.176 Histogram of Noise residuals



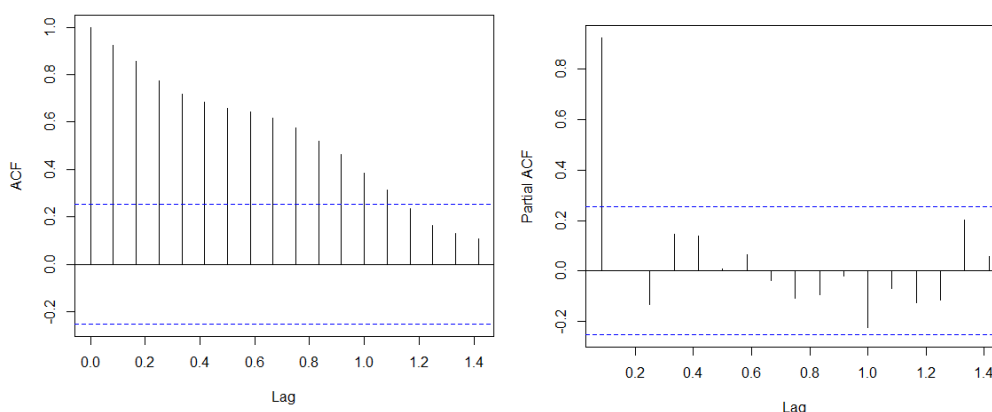
2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.895 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.157 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน

4.7.1.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลย ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.1443 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.177



กราฟที่ 4.177 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

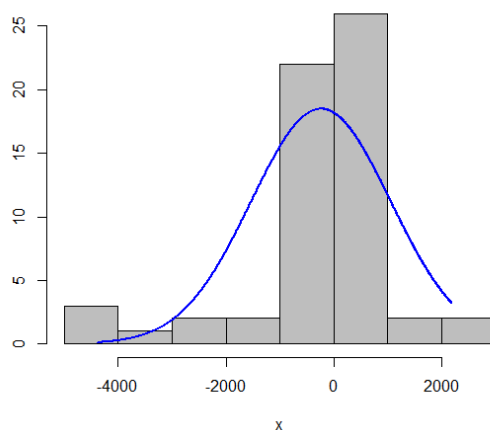
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลย ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้



การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.645$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อน มีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.178



กราฟที่ 4.178 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.146 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.127 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.7.1.1.3 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.81



ตารางที่ 4.81 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	6.72	FSARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	7.26
5 ปี	-	-	-	-

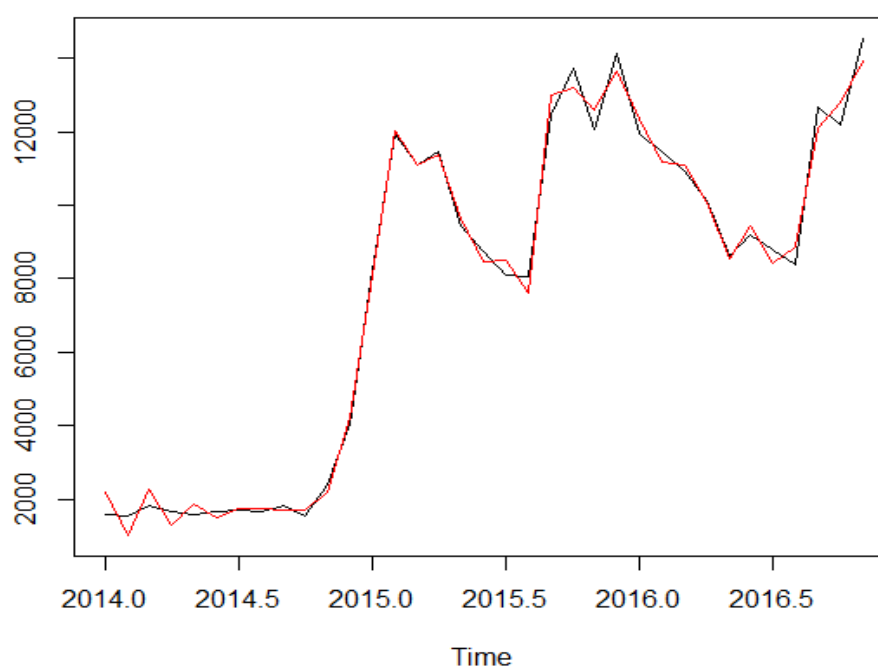
จากตารางที่ 4.81 พบว่า ตัวแบบ SARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 6.72 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.531

โดยตัวแบบ SARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.1055Y_{t-1}$$

4.7.1.1.4 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

ได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด คือ สมการ SARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.179



กราฟที่ 4.179 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี



4.7.1.2 Grey forecasting model

4.7.1.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.82

ตารางที่ 4.82 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	39.157	FGM(1,1)	4.045
5 ปี	GM(1,1)	55.508	FGM(1,1)	8.876

จากตารางที่ 4.82 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 4.045 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

$$a = -0.03875177 \quad \text{และ} \quad b = 3872.74$$

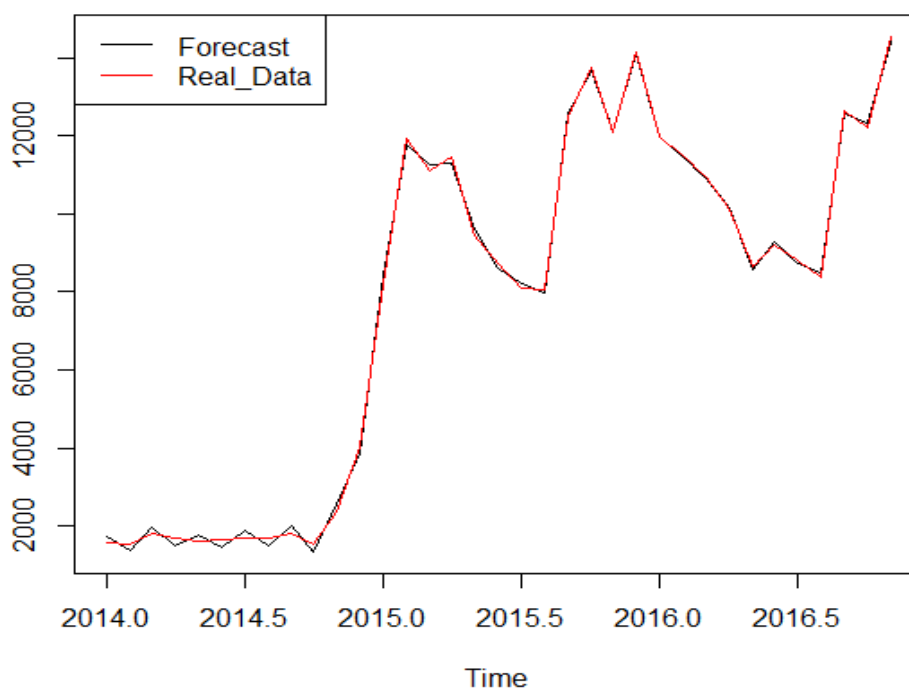
และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 101647.1e^{-0.03875177(k-1)} - 99937.1$$



4.7.1.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.180



กราฟที่ 4.180 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี

4.7.1.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.83 และดังกราฟที่ 4.181 - 4.182

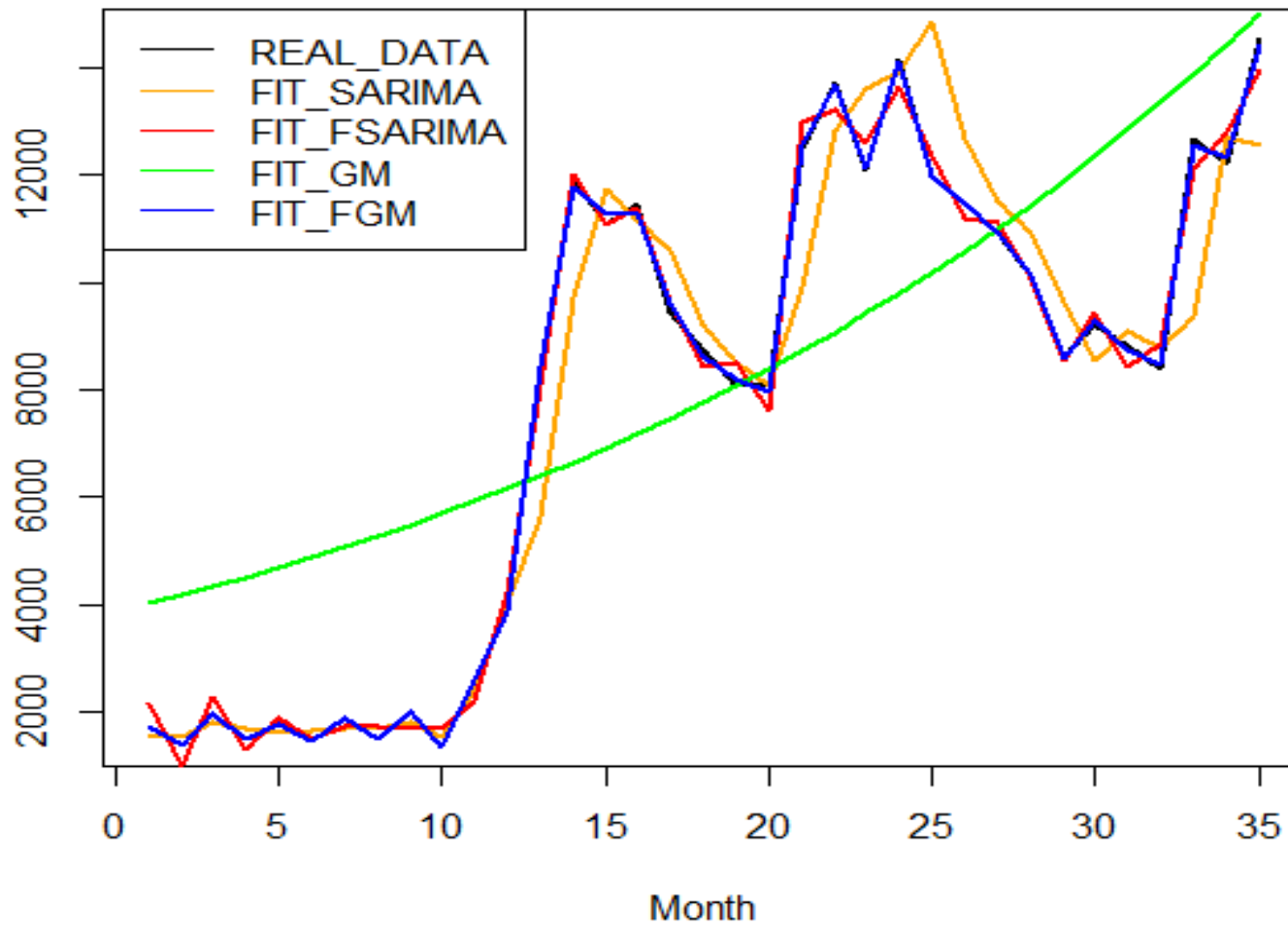


ตารางที่ 4.83 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

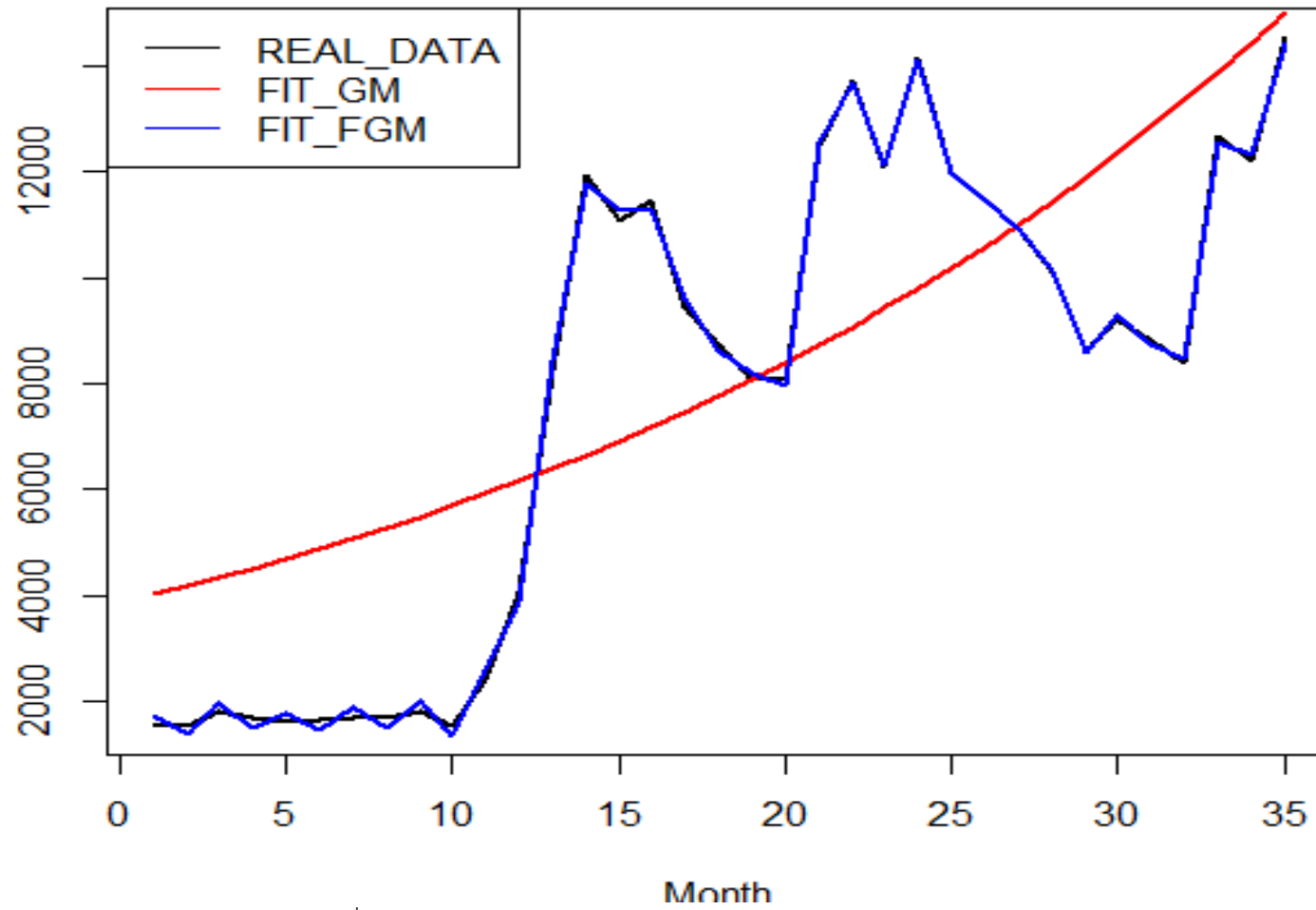
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	6.72
	FSARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	7.26
	GM(1,1)	39.157
	FGM(1,1)	4.045
5 ปี	-	-
	-	-
	GM(1,1)	55.508
	FGM(1,1)	8.876

จากตารางที่ 4.83 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 4.045 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 8.876 ตามลำดับ





กราฟที่ 4.181 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.182 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

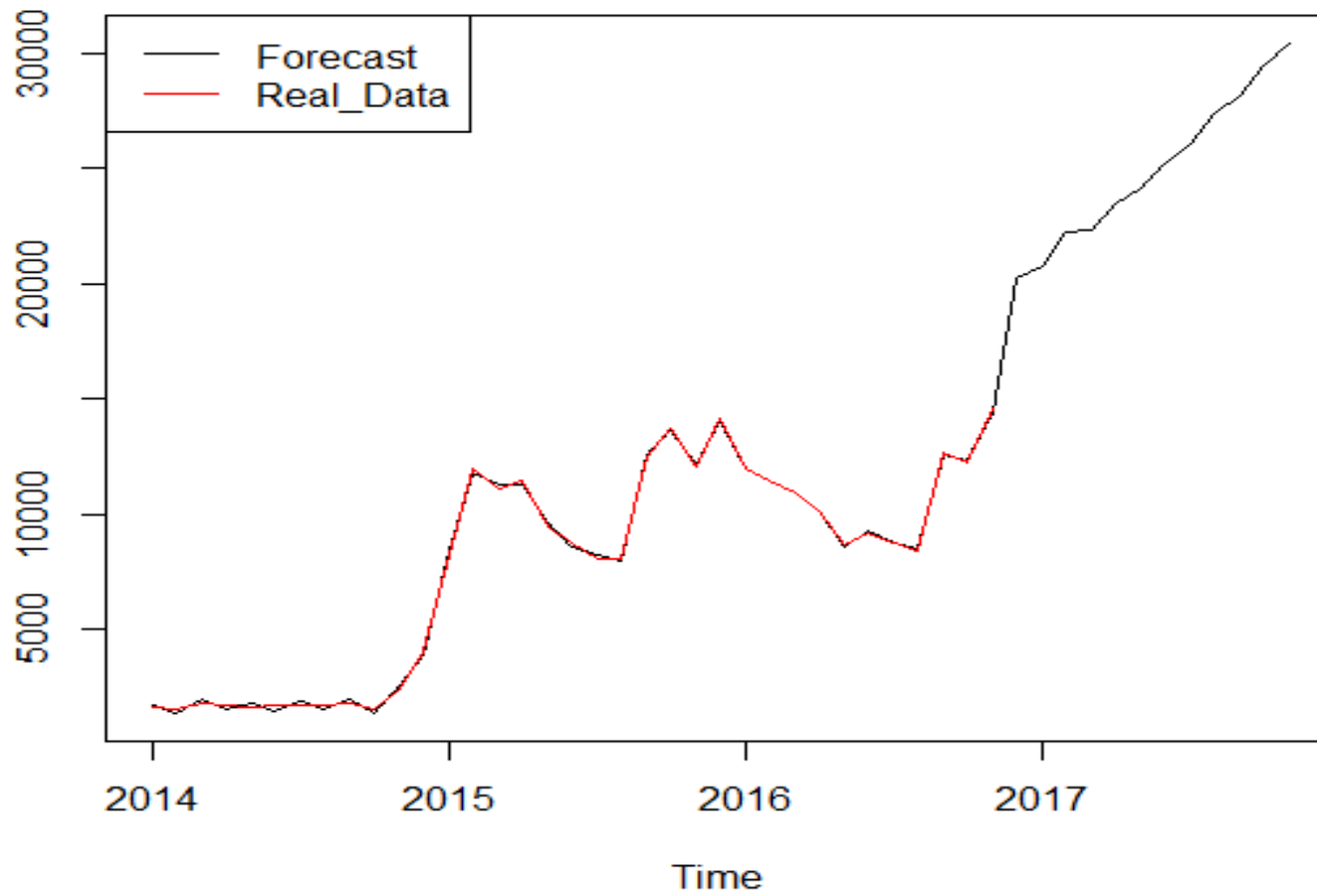
4.7.1.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 4.045 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.84 และดังกราฟที่ 4.183

ตารางที่ 4.84 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	14,083.19
กุมภาพันธ์ - 2017	14,232.72
มีนาคม - 2017	15,312.54
เมษายน - 2017	15,365.58
พฤษภาคม - 2017	16,184.66
มิถุนายน - 2017	16,439.37
กรกฎาคม - 2017	17,434.47
สิงหาคม - 2017	17,642.12
กันยายน - 2017	18,785.59
ตุลาคม - 2017	18,780.17
พฤศจิกายน - 2017	20,706.37
ธันวาคม - 2017	22,698.24



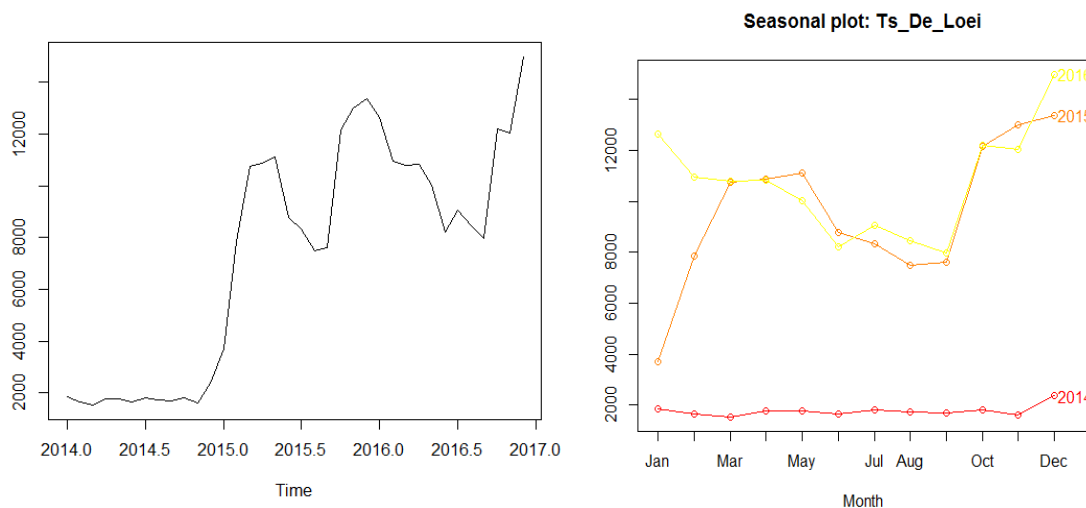


กราฟที่ 4.183 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

4.7.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

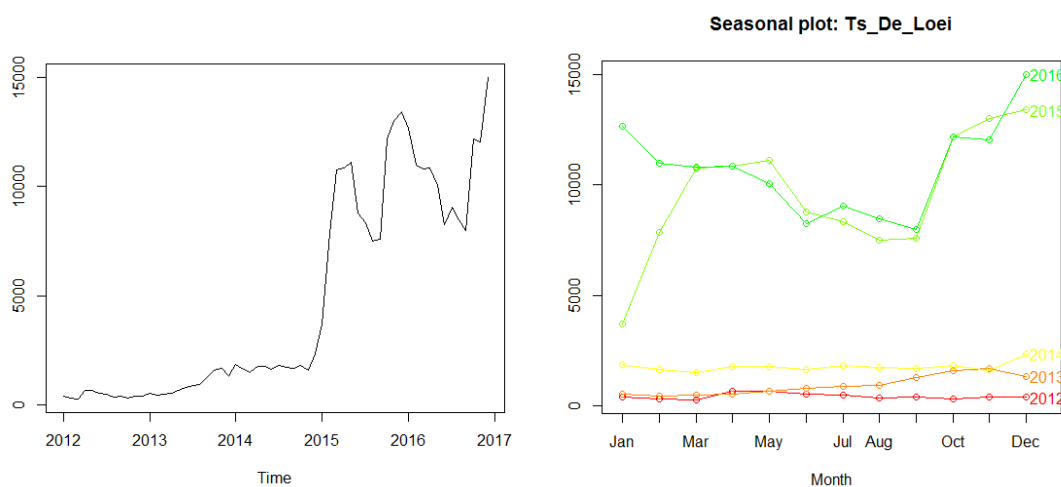
ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.184



กราฟที่ 4.184 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 3 ปี

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.185



กราฟที่ 4.185 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 5 ปี

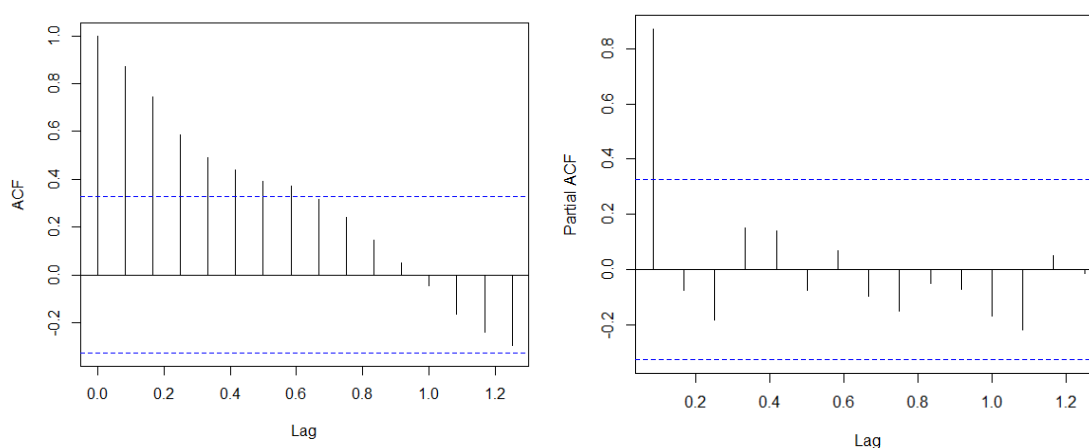


4.7.2.1 SARIMA Model

4.7.2.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.291 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.186



กราฟที่ 4.186 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

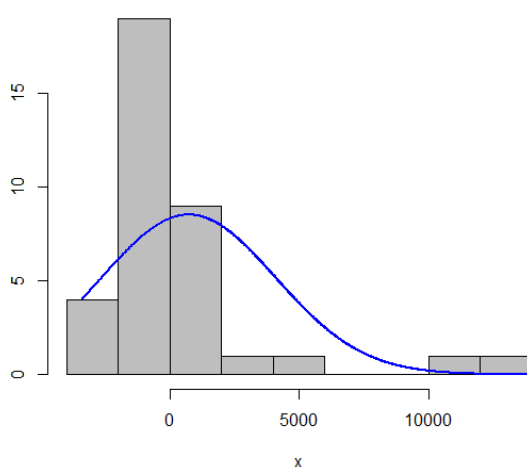
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลย ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้



การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = -0.421$ ซึ่งภายหลังจาก Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.187



กราฟที่ 4.187 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.508 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.365 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน

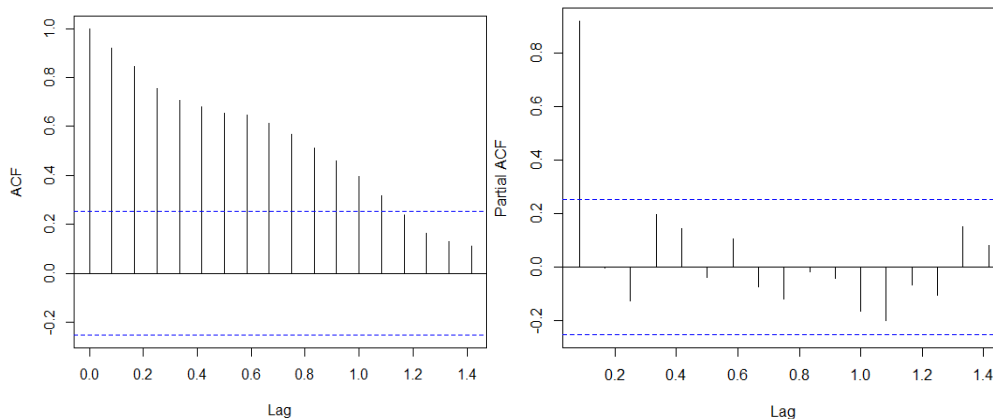
4.7.2.1.2 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลย ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.236 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่



ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณารูป ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.188



กราฟที่ 4.188 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 5 ปี

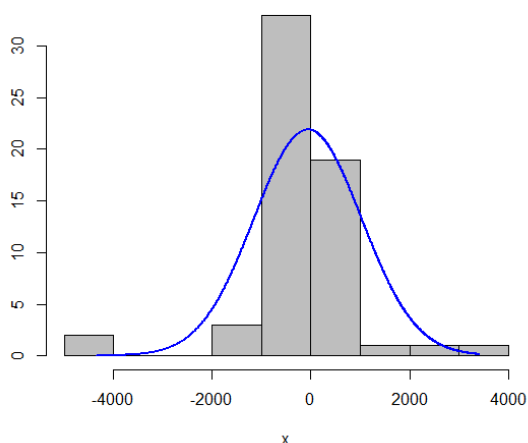
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลย ระยะเวลา 5 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1^{st} Difference และภายหลังการ 1^{st} Difference ได้พิจารณารูป ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1^{st} Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.144$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.000 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.189





กราฟที่ 4.189 Histogram of Noise residuals

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.588 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.076 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.7.2.1.3 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธี โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.85



ตารางที่ 4.85 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	-	-	-	-
5 ปี	-	-	-	-

จากตารางที่ 4.85 พบว่า ไม่มีตัวแบบ SARIMA ที่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงไม่มีตัวแบบการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ที่เหมาะสม

4.7.2.2 Grey forecasting model

4.7.2.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.86



ตารางที่ 4.86 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	38.23	FGM(1,1)	3.841
5 ปี	GM(1,1)	53.938	FGM(1,1)	1.498

จากตารางที่ 4.86 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.498 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 5 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

$$a = -0.04917015 \quad \text{และ} \quad b = 1307.652$$

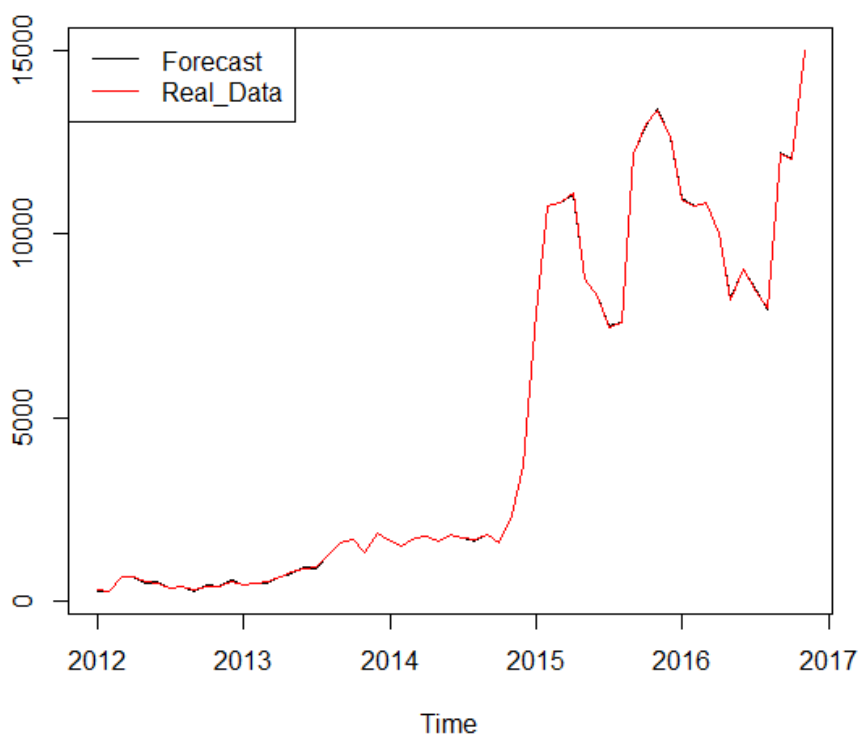
และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 27025.42e^{-0.04917015(k-1)} - 26594.42$$

4.7.2.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 5 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.190





กราฟที่ 4.190 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 5 ปี

4.7.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.87 และดังกราฟที่ 4.191 - 4.192

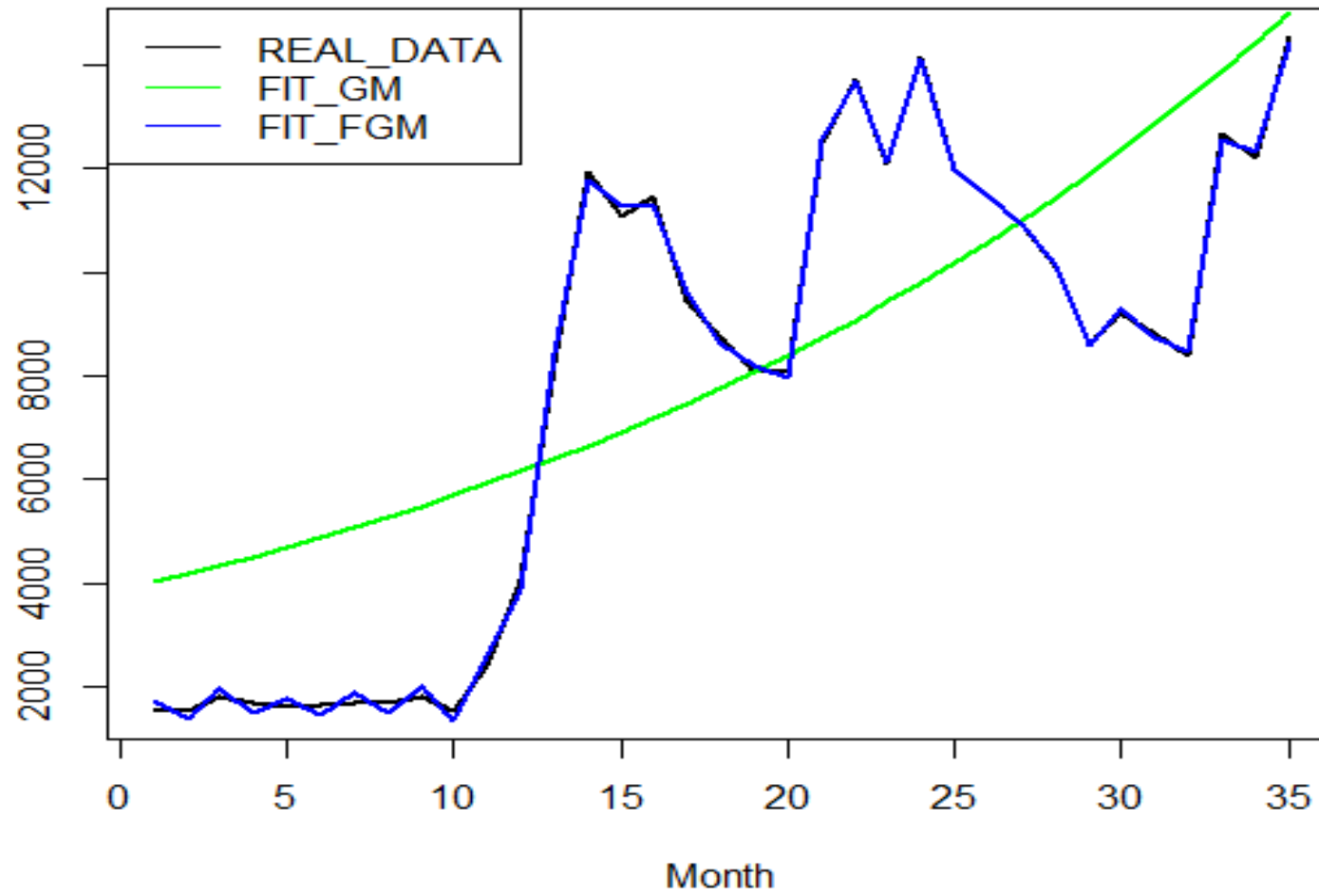


ตารางที่ 4.87 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

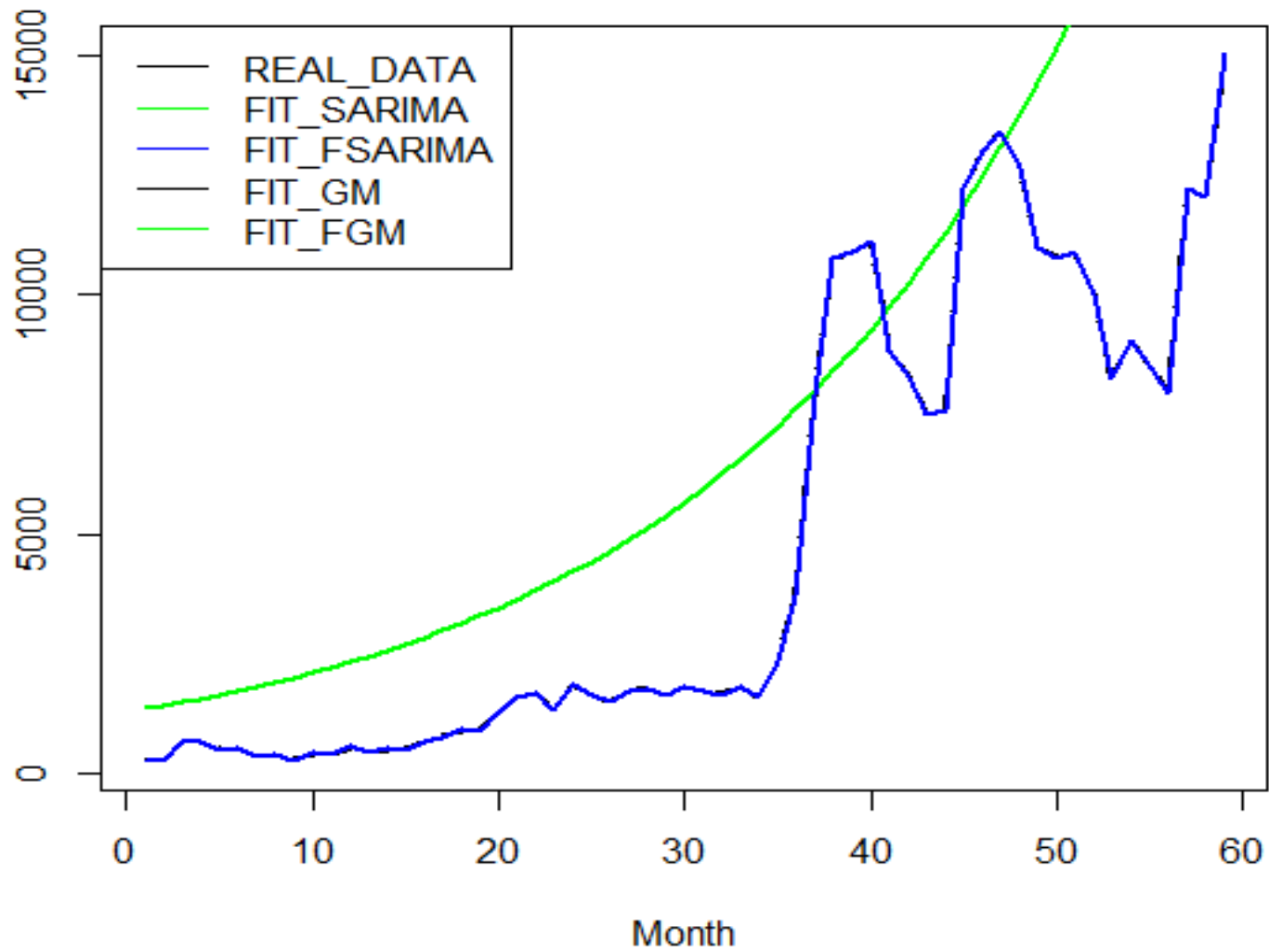
ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	-	-
	-	-
	GM(1,1)	38.23
	FGM(1,1)	3.841
5 ปี	-	-
	-	-
	GM(1,1)	53.938
	FGM(1,1)	1.498

จากตารางที่ 4.87 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.498 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 3.841 ตามลำดับ





กราฟที่ 4.191 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี



กราฟที่ 4.192 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 5 ปี

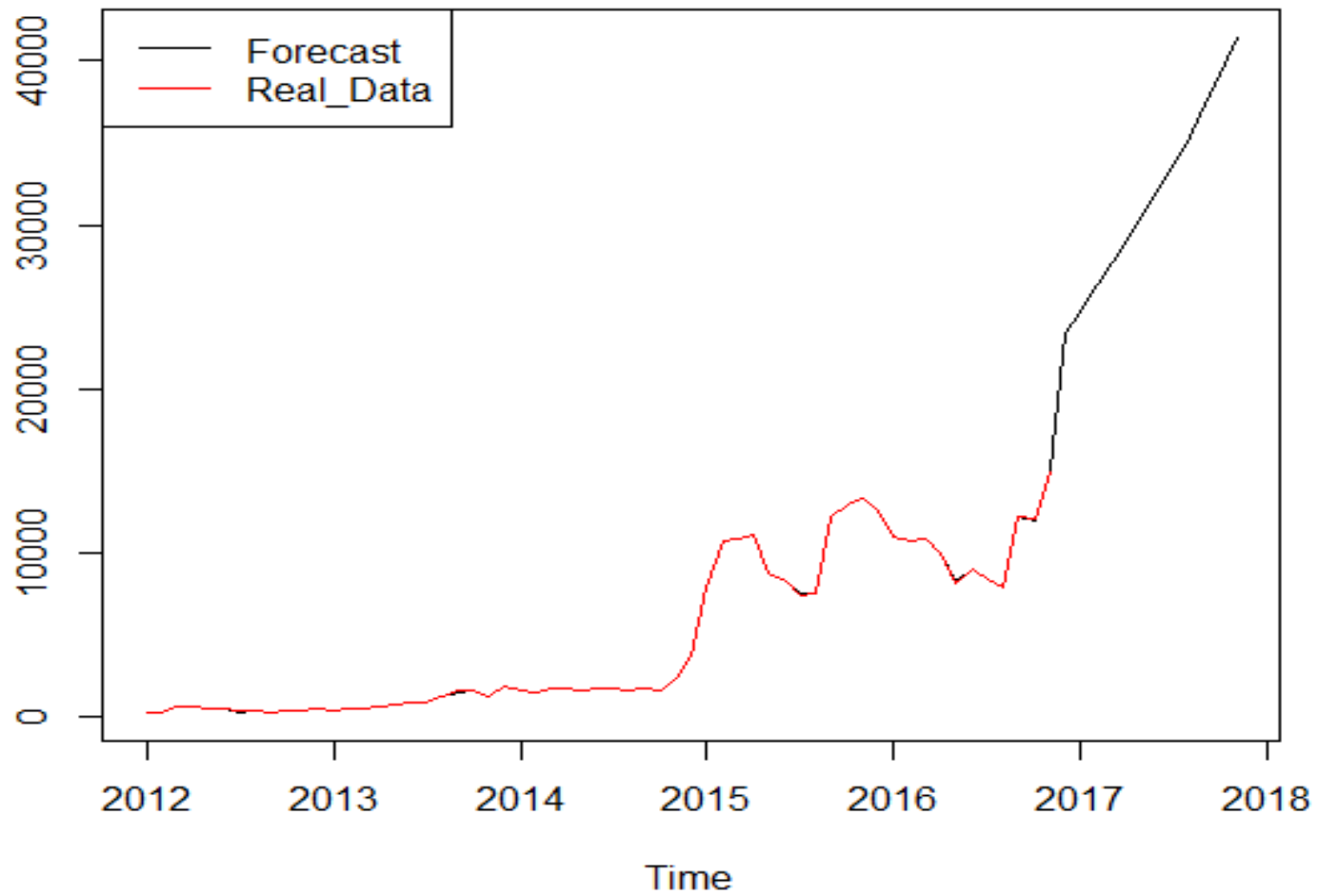
4.7.2.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.498 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.88 และดังกราฟที่ 4.193

ตารางที่ 4.88 ค่าพยากรณ์ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	23,472.75
กุมภาพันธ์ - 2017	24,717.05
มีนาคม - 2017	26,389.13
เมษายน - 2017	27,785.04
พฤษภาคม - 2017	29,062.19
มิถุนายน - 2017	30,596.46
กรกฎาคม - 2017	31,993.13
สิงหาคม - 2017	33,742.91
กันยายน - 2017	35,365.99
ตุลาคม - 2017	37,343.94
พฤศจิกายน - 2017	39,236.88
ธันวาคม - 2017	41,445.38





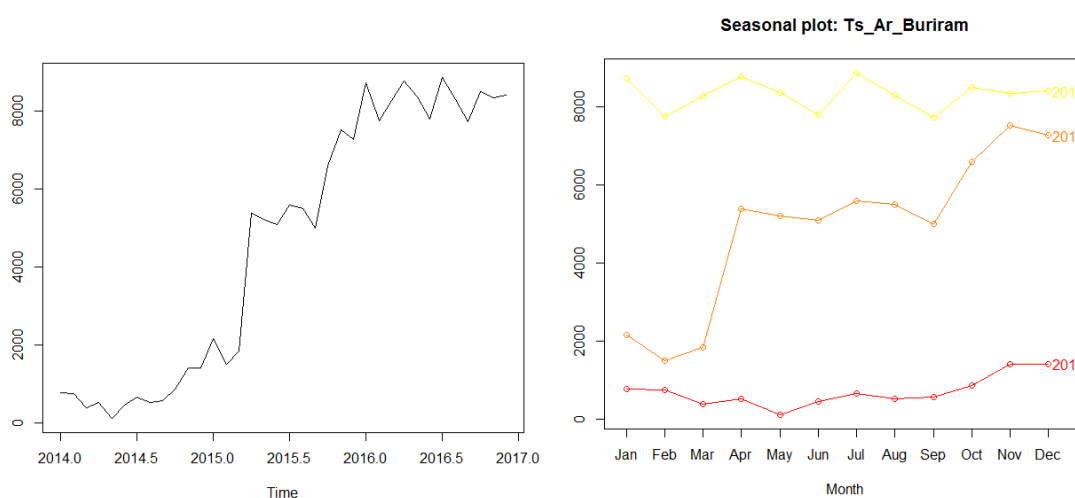
กราฟที่ 4.193 แสดงค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FGM(1,1) จากจำนวนข้อมูล 5 ปี

4.8 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับท่าอากาศยานบุรีรัมย์

4.8.1 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.194



กราฟที่ 4.194 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ระยะเวลา 3 ปี

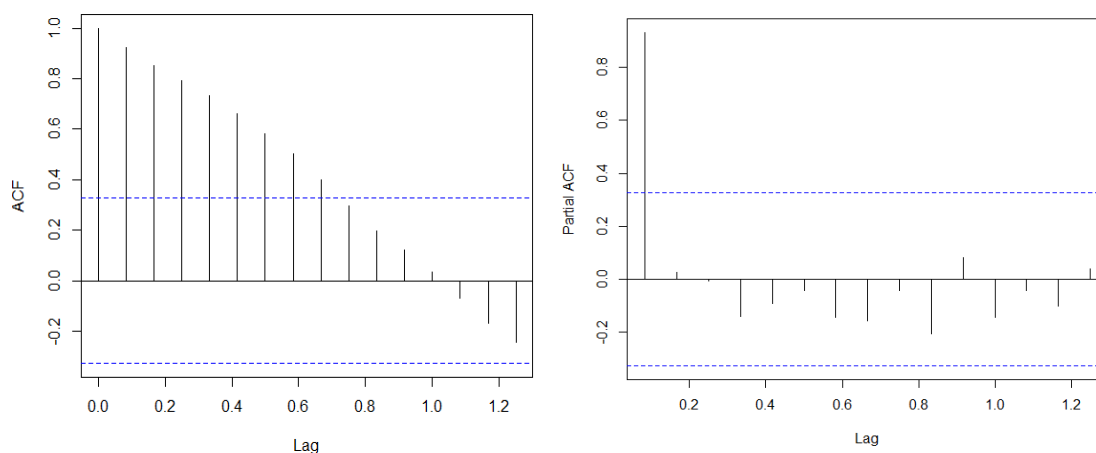
4.8.1.1 SARIMA Model

4.8.1.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า p-value = 0.000 และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า p-value = 0.669 นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.195





กราฟที่ 4.195 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

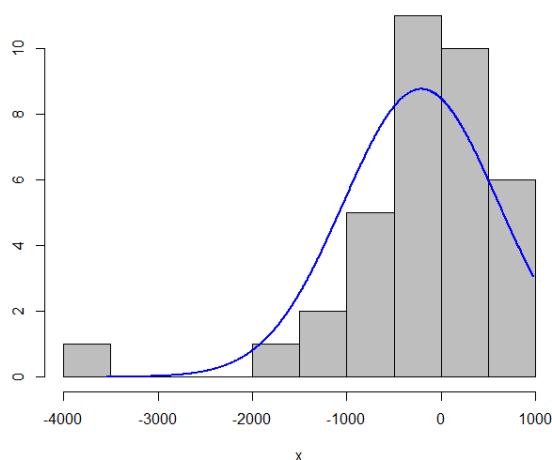
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.231$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.09 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.196





กราฟที่ 4.196 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.231$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.89

ตารางที่ 4.89 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	ARIMA(0,1,1)(0,0,1) ₁₂	160.856
2	ARIMA(0,1,0)	154.481
3	ARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	159.139
4	ARIMA(0,1,0)(0,0,1) ₁₂	159.169
5	ARIMA(0,1,0)(1,0,1) ₁₂	162.690

จากตารางที่ 4.89 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA(0,1,0) ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 154.481 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.467 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.859 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05



4.8.1.1.2 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.90

ตารางที่ 4.90 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	ARIMA(0,1,0)	28.843	FARIMA(0,1,0)	9.667

จากตารางที่ 4.90 พบว่า ตัวแบบ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 28.843 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มีค่า p-value เท่ากับ 0.197

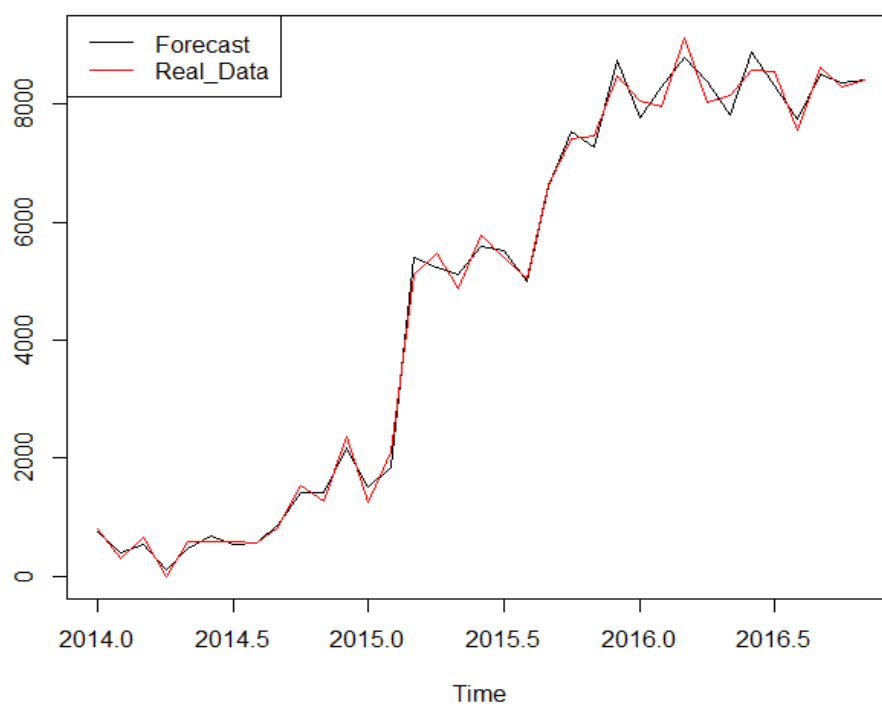
โดยตัวแบบ FARIMA(0,1,0) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์ โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ ARIMA(0,1,0) ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.0745Y_{t-1}$$



4.8.1.1.3 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FARIMA(0,1,0) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.197



กราฟที่ 4.197 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี

4.8.1.2 Grey forecasting model

4.8.1.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.91



ตารางที่ 4.91 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	37.152	FGM(1,1)	10.007

จากตารางที่ 4.91 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 10.007 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

$$a = -0.05540385 \quad \text{และ} \quad b = 1855.337$$

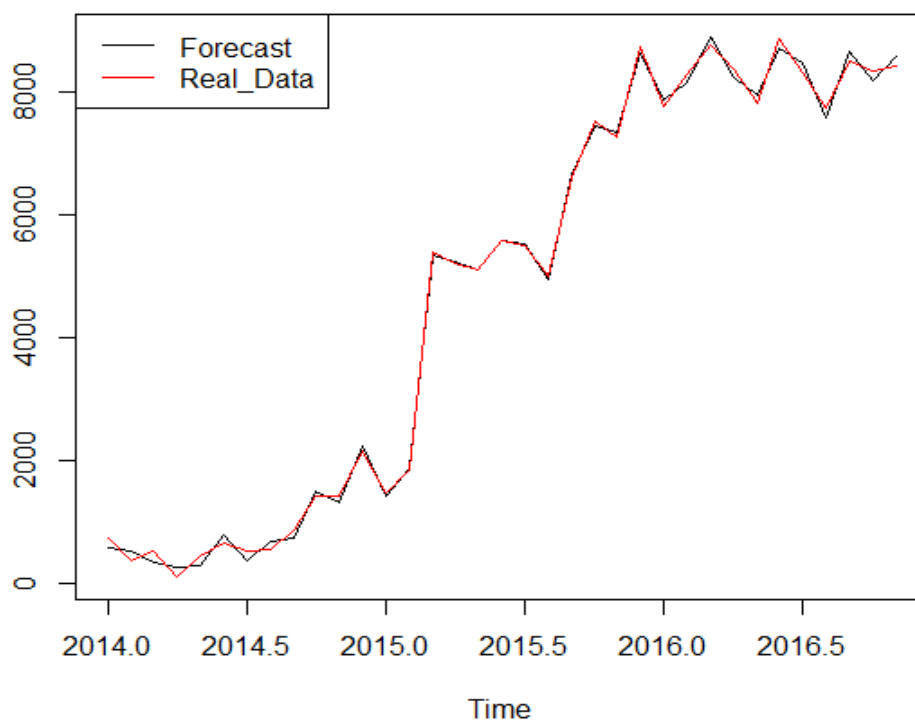
และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 34272.51e^{-0.0554038(k-1)} - 33487.51$$

4.8.1.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.198





กราฟที่ 4.198 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี

4.8.1.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.92 และดังกราฟที่ 4.199

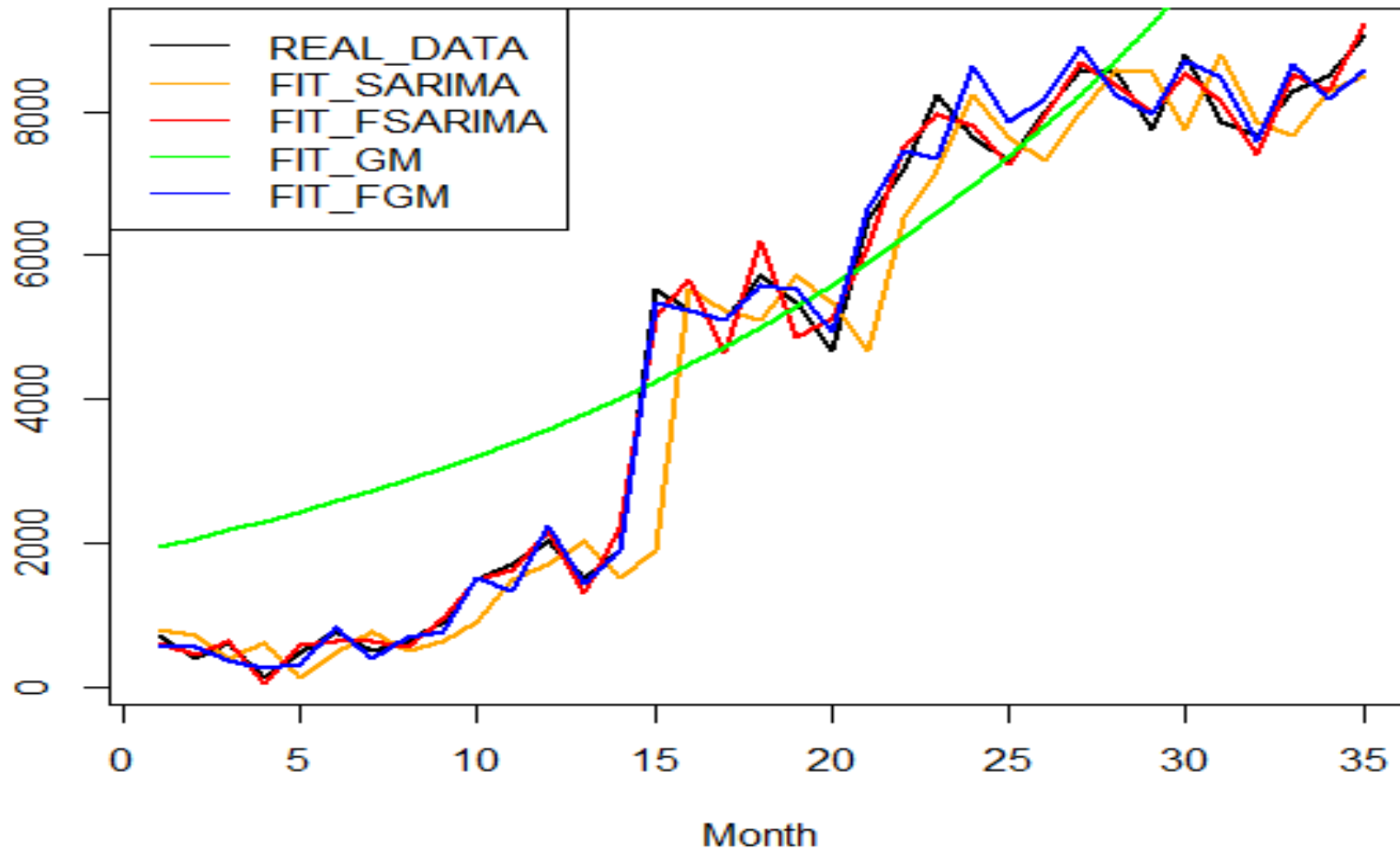


ตารางที่ 4.92 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	ARIMA(0,1,0)	28.843
	FARIMA(0,1,0)	9.667
	GM(1,1)	37.152
	FGM(1,1)	10.007

จากตารางที่ 4.92 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 9.667 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 10.007 ตามลำดับ





กราฟที่ 4.199 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

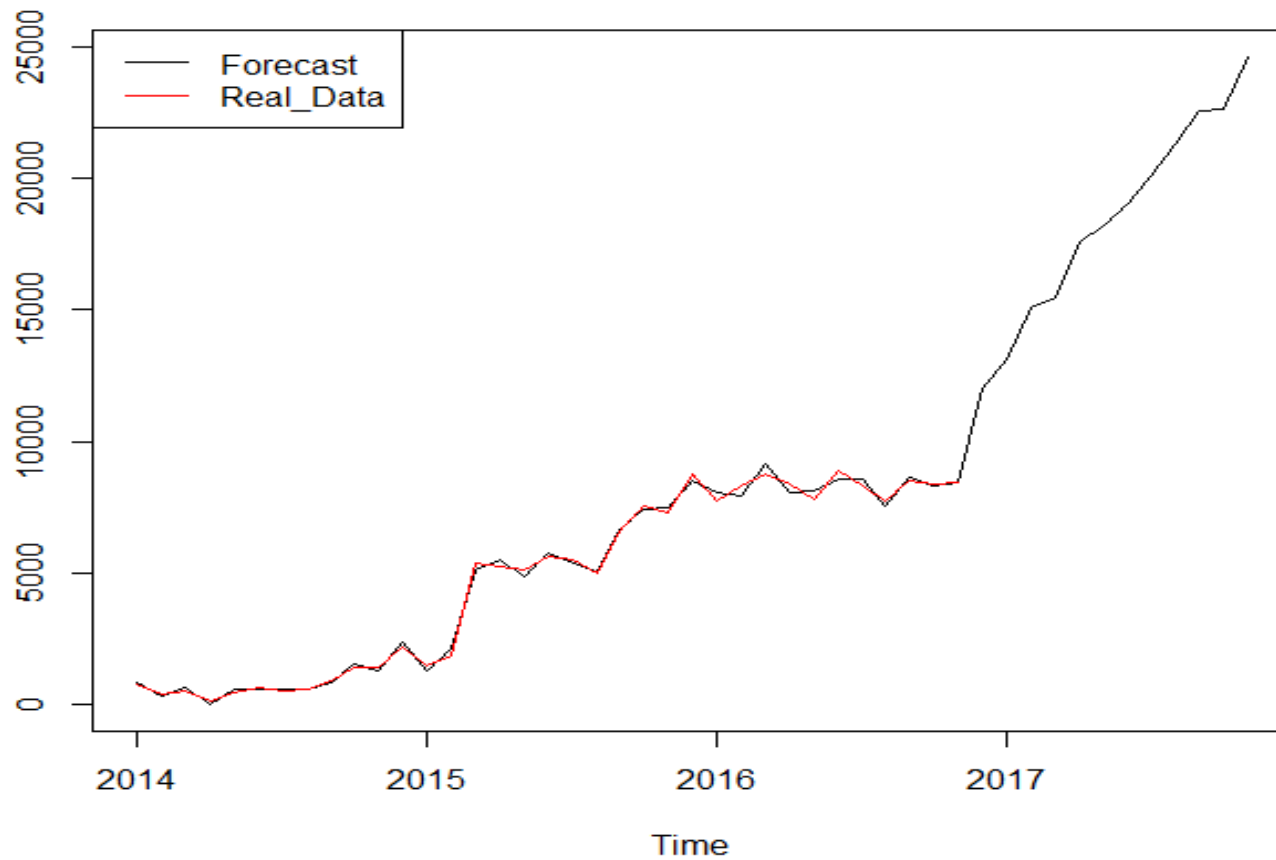
4.8.1.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า ของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 9.667 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.93 และ ดังกราฟที่ 4.200

ตารางที่ 4.93 ค่าพยากรณ์ FARIMA(0,1,0) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	12,030.61
กุมภาพันธ์ - 2017	13,089.07
มีนาคม - 2017	15,107.72
เมษายน - 2017	15,466.39
พฤษภาคม - 2017	17,560.51
มิถุนายน - 2017	18,227.41
กรกฎาคม - 2017	19,024.28
สิงหาคม - 2017	20,088.10
กันยายน - 2017	21,259.56
ตุลาคม - 2017	22,555.77
พฤศจิกายน - 2017	22,650.38
ธันวาคม - 2017	24,632.30



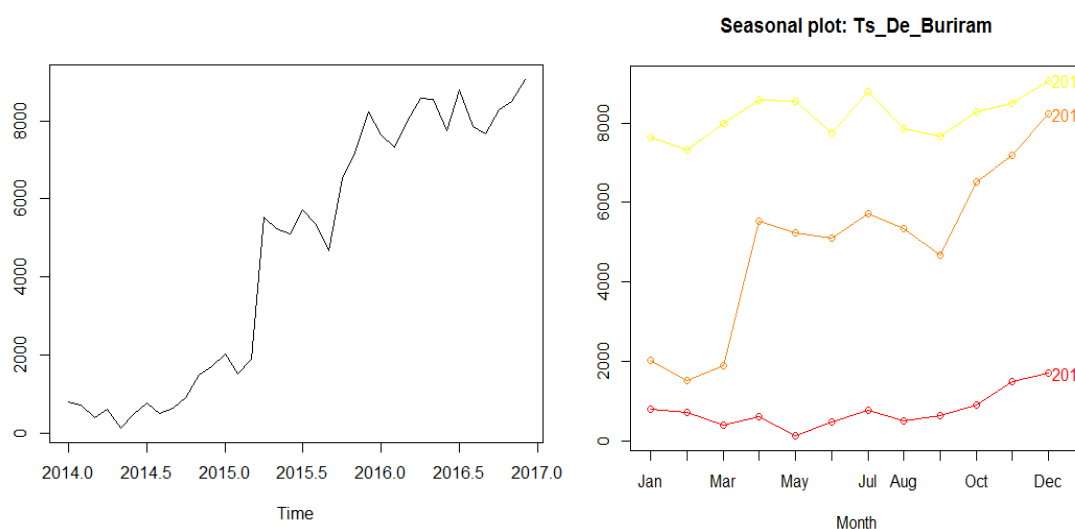


กราฟที่ 4.200 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FARIMA(0,1,0) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

4.8.2 ตัวแบบการพยากรณ์สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ลักษณะทั่วไปของข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ระยะเวลา 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 ดังกราฟที่ 4.201



กราฟที่ 4.201 แสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนผู้โดยสารขาออกระยะเวลา 3 ปี

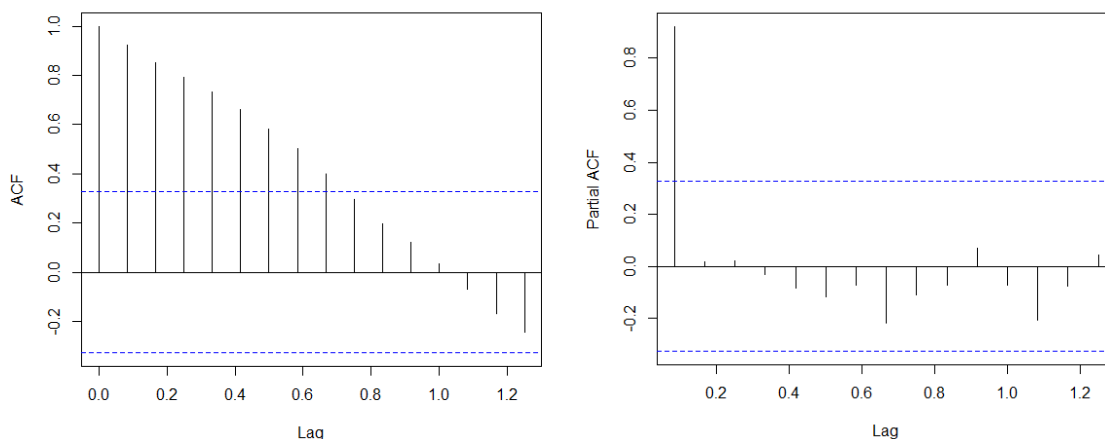
4.8.2.1 SARIMA Model

4.8.2.1.1 การพยากรณ์ด้วยจำนวนข้อมูล 3 ปี

การพิจารณาตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA พบว่า ลักษณะของข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีลักษณะไม่คงที่ (Non-Stationary) จึงทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีการ Unit Root test ด้วยสถิติทดสอบ Box-Ljung มีค่า $p\text{-value} = 0.000$ และ Augmented Dickey-Fuller Test มีค่า $p\text{-value} = 0.582$ นั่นคือ ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะที่ไม่คงที่ (Non-Stationary) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยพิจารณากราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนด ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่เป็นไปได้ ดังกราฟที่ 4.202





กราฟที่ 4.202 ACF และ PACF จำนวนข้อมูล 3 ปี

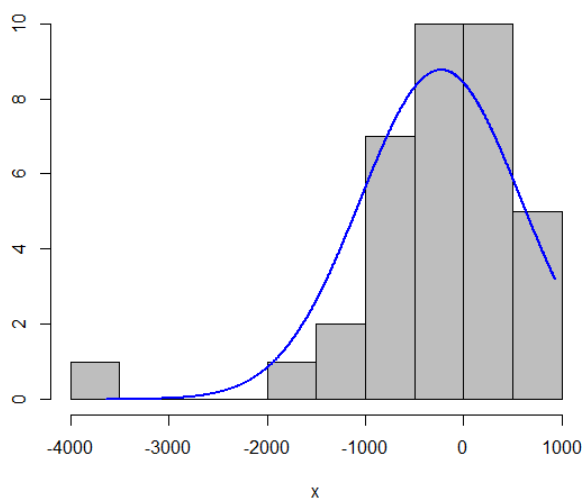
การระบุตัวแบบที่เหมาะสม

เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ ระยะเวลา 3 ปี มีความไม่คงที่ของอนุกรมเวลา (Non-Stationary) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ 1st Difference และภายหลังการ 1st Difference ได้พิจารณากราฟ ACF และ PACF ซึ่งได้ตัวแบบที่เป็นไปได้ และนำตัวแบบที่ได้ ไปตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น พบว่า ตัวแบบที่ได้ ภายหลังการ 1st Difference ไม่ผ่านการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น จึงได้ดำเนินการ Transform ข้อมูล และกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ดังต่อไปนี้

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้น

1) การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ (Normality) ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.002 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงได้ทำการ Transform ข้อมูล ด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.276$ ซึ่งภายหลังการ Transform ข้อมูล พบว่า การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ด้วยสถิติทดสอบ Jarque Bera มีค่า p-value = 0.277 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังกราฟที่ 4.203





กราฟที่ 4.203 Histogram of Noise residuals

ภายหลังการ Transform ข้อมูลด้วย Box Cox transformation ที่ $\lambda = 0.276$ แล้ว พบว่า ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 5 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4.94

ตารางที่ 4.94 แสดงตัวแบบที่เป็นไปได้หลังการ Transform ข้อมูลแล้ว เพื่อการระบุตัวแบบที่เหมาะสม

ลำดับที่	ตัวแบบ	ค่า BIC
1	SARIMA(0,1,1)(0,0,1) ₁₂	182.609
2	ARIMA(0,1,0)	176.167
3	SARIMA(0,1,0)(1,0,0) ₁₂	180.369
4	SARIMA(0,1,0)(0,0,1) ₁₂	180.366
5	SARIMA(0,1,0)(1,0,1) ₁₂	183.919

จากตารางที่ 4.94 พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA(0,1,0) ให้ค่า BIC ต่ำที่สุด คือ 176.167 ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

2) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Heteroskedasticity) ด้วยสถิติทดสอบ White's Test มีค่า P-value = 0.468 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

3) การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน (Autocorrelation) ด้วยสถิติทดสอบ Durbin-Watson ค่าสถิติ P-value = 0.717 นั่นคือ ค่าคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระกัน



4.8.2.1.2 ตัวแบบ SARIMA และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FSARIMA

หลังจากการพิจารณาตัวแบบที่เป็นไปได้ และการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของค่าคลาดเคลื่อนแล้ว ของการใช้ข้อมูลแต่ละจำนวนปีที่แตกต่างกันแล้ว จึงได้นำตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด และให้ค่าสถิติ Ljung-Box ที่ไม่มีนัยสำคัญซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s) ที่เหมาะสมแล้วของแต่ละจำนวนปี จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธี โดยการปรับ ค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.95

ตารางที่ 4.95 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	ARIMA(0,1,0)	30.181	FARIMA(0,1,0)	8.777

จากตารางที่ 4.95 พบว่า ตัวแบบ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 8.777 และเมื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ พบว่าไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง โดยมีค่าสถิติ Q ของ Box-Ljung มี p-value เท่ากับ 0.187

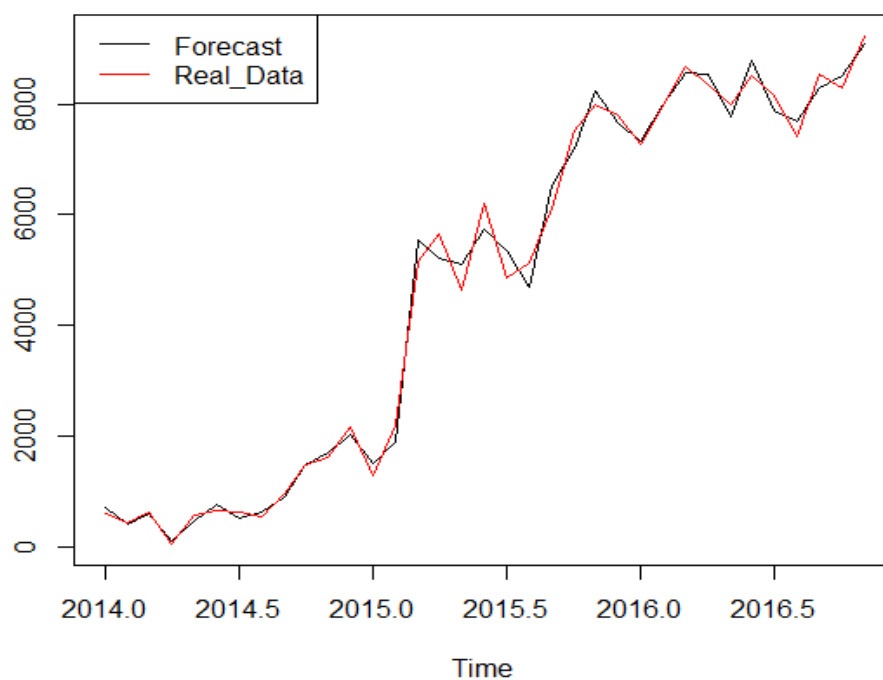
โดยตัวแบบ FARIMA(0,1,0) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์ โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ของสมการ ARIMA(0,1,0) ที่มีตัวแบบสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$\hat{Y}_t = 0.0665Y_{t-1}$$



4.8.2.1.3 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง SARIMA คือ สมการ FARIMA(0,1,0) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.204



กราฟที่ 4.204 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี

4.8.2.2 Grey forecasting model

4.8.2.2.1 ตัวแบบพยากรณ์ Grey และการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ FGM(1,1)

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.96



ตารางที่ 4.96 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยตัวแบบ GM(1,1) สำหรับจำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ตัวแบบสมการพยากรณ์ที่ดีที่สุด			Fourier residual modification	Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE		MAPE
3 ปี	GM(1,1)	36.403	FGM(1,1)	10.177

จากตารางที่ 4.96 พบว่า ตัวแบบ FGM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี มีความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อวัดด้วยค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 10.177 ซึ่งตัวแบบ FGM(1,1) ได้มาจากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ของสมการ GM(1,1) ของจำนวนข้อมูล 3 ปี

โดยมีค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยเรียก a ว่าค่าสัมประสิทธิ์ และ b คือค่า grey input ดังต่อไปนี้

$$a = -0.05581975 \quad \text{และ} \quad b = 1811.384$$

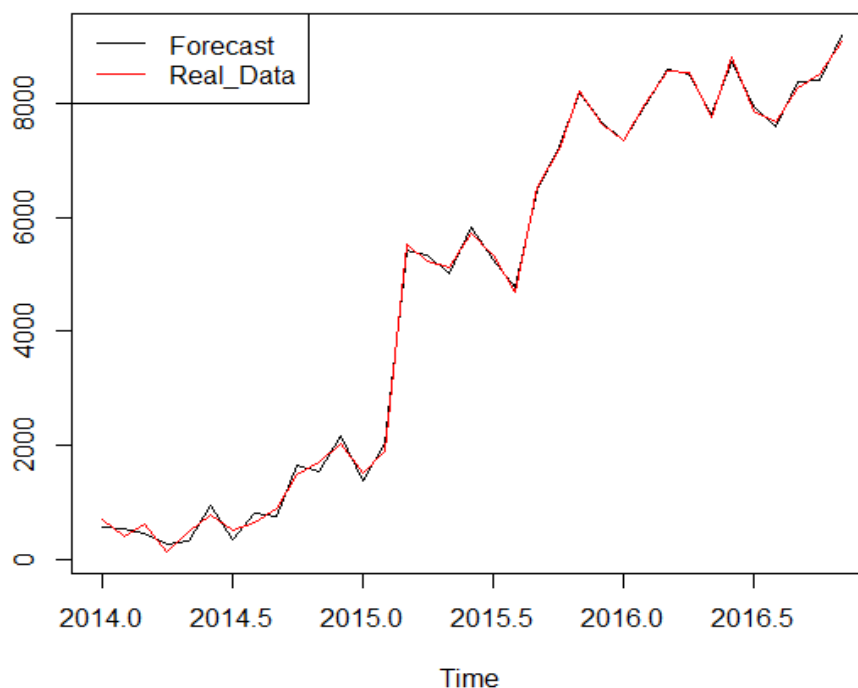
และได้ตัวแบบสมการ GM(1,1) ดังต่อไปนี้

$$X^{(1)}_k = 33246.59e^{0.05581975(k-1)} - 32450.59$$

4.8.2.2.2 ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ Grey

จากการปรับปรุงประสิทธิภาพของการพยากรณ์โดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ จึงได้สมการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของ แบบจำลอง GM(1,1) คือ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวนข้อมูล 3 ปี ซึ่งให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดังกราฟที่ 4.205





กราฟที่ 4.205 เปรียบเทียบค่าจริงและค่าพยากรณ์ สมการ FGM(1,1) โดยใช้จำนวน 3 ปี

4.8.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

จากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average : $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$) และ GM(1,1) ของแบบจำลองข้อมูลจำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย จากนั้นได้นำ ค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ไปปรับปรุงโดยใช้เทคนิควิธีโดยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยฟูเรียร์ ปรากฏผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ดังตารางที่ 4.97 และดังกราฟที่ 4.206

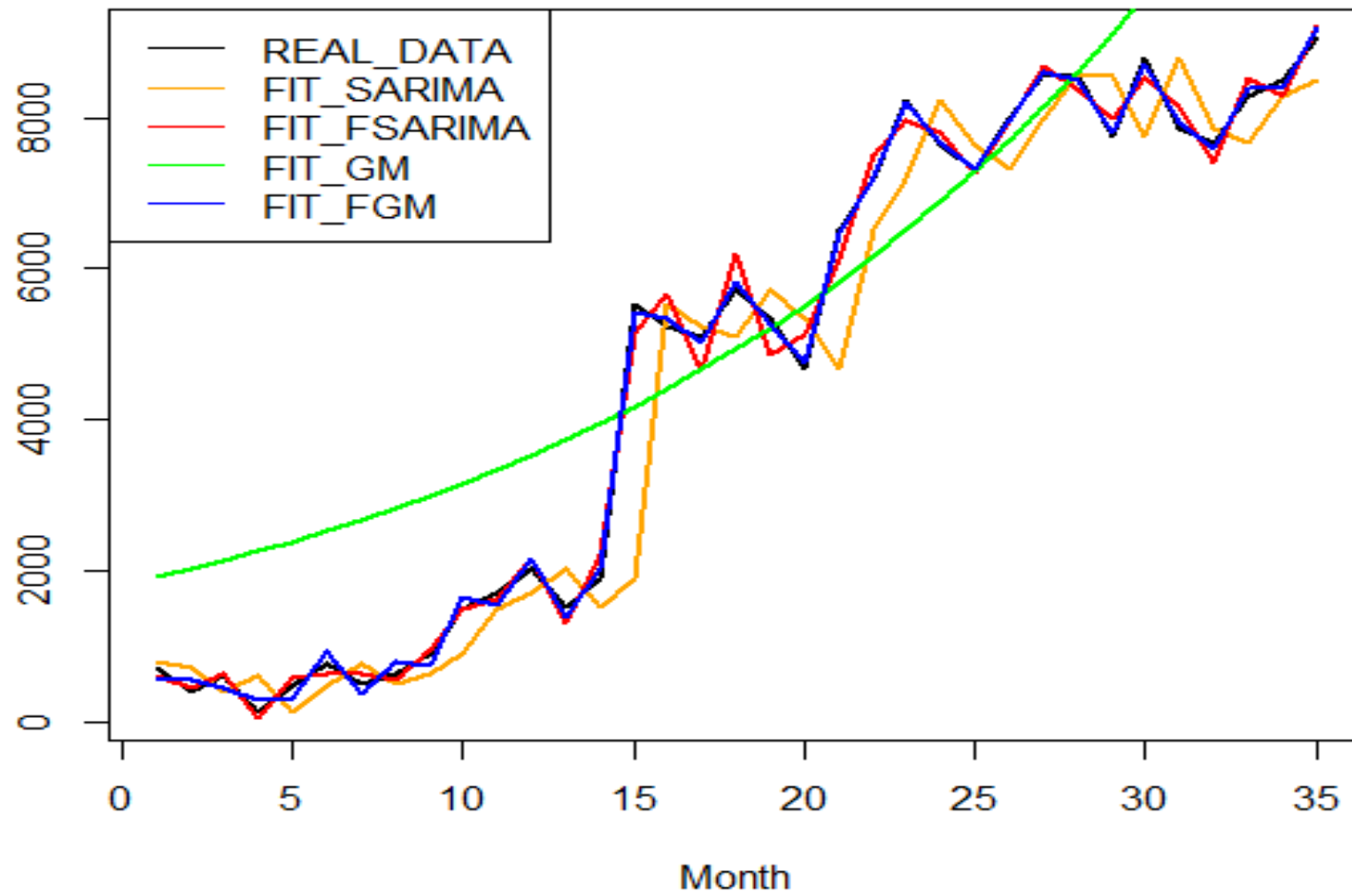


ตารางที่ 4.97 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

ตัวแบบสมการพยากรณ์		Model Fit statistics
Year	สมการ	MAPE
3 ปี	ARIMA(1,1,0)	30.181
	FARIMA(0,1,0)	8.777
	GM(1,1)	36.403
	FGM(1,1)	10.177

จากตารางที่ 4.97 ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย คือ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 8.777 ตามลำดับ





กราฟที่ 4.206 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

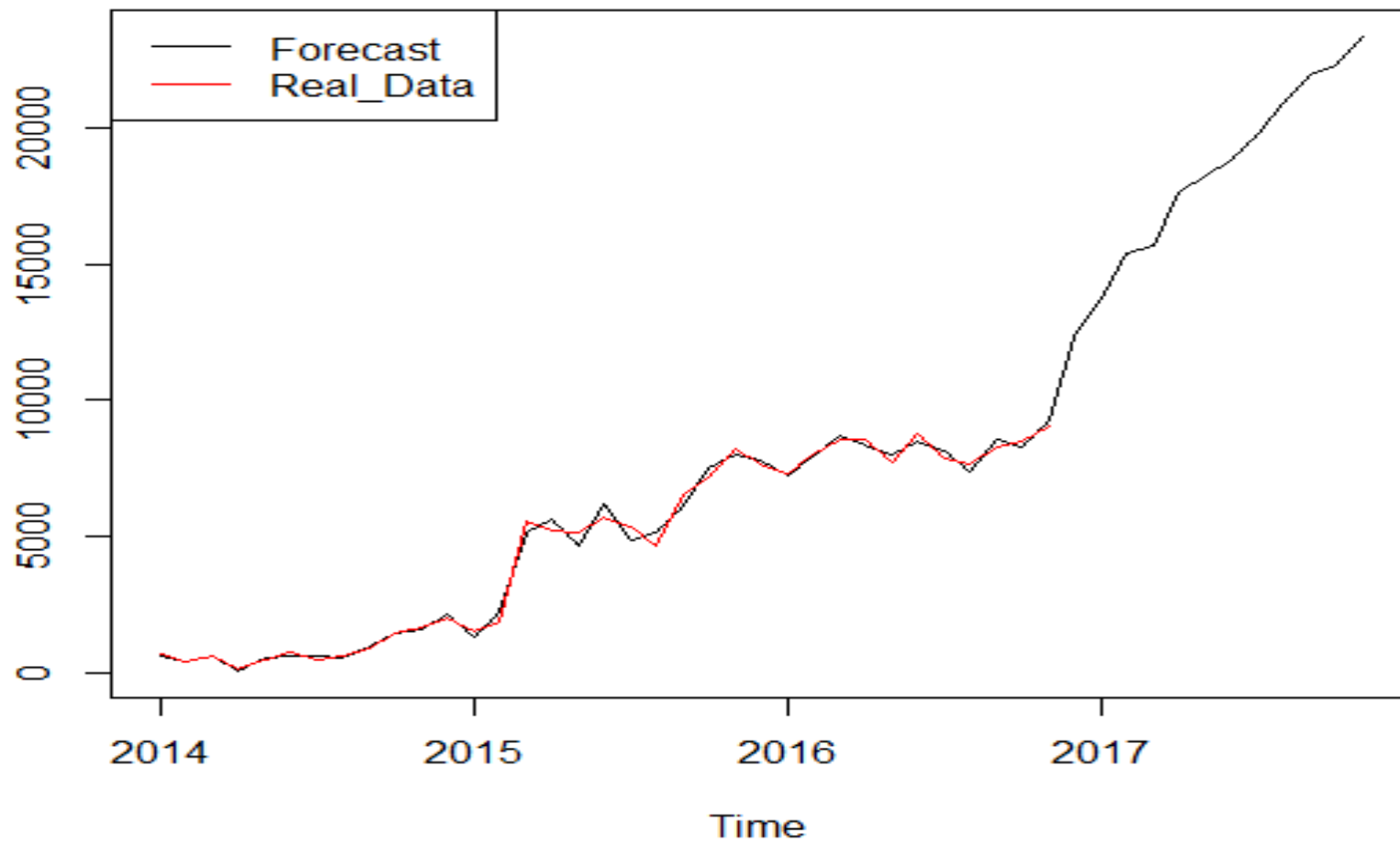
4.8.2.4 ค่าพยากรณ์

จากการศึกษาพบว่า FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 8.777 เป็นตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออกของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 8.777 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ดังตารางที่ 4.98 และดังกราฟที่ 4.207

ตารางที่ 4.98 ค่าพยากรณ์ FARIMA(0,1,0) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

เดือน-ปี	ค่าพยากรณ์
มกราคม - 2017	13,655.54
กุมภาพันธ์ - 2017	16,358.31
มีนาคม - 2017	17,115.83
เมษายน - 2017	18,890.32
พฤษภาคม - 2017	20,378.67
มิถุนายน - 2017	23,760.49
กรกฎาคม - 2017	24,033.66
สิงหาคม - 2017	26,631.54
กันยายน - 2017	27,514.49
ตุลาคม - 2017	29,388.29
พฤศจิกายน - 2017	29,963.93
ธันวาคม - 2017	30,534.64





กราฟที่ 4.207 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ FARIMA(0,1,0) จากจำนวนข้อมูล 3 ปี

ตารางที่ 4.99 ตารางสรุปการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival)

ปี	ท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของไทย															
	อุบลราชธานี		อุดรธานี		ขอนแก่น		นครพนม		สกลนคร		ร้อยเอ็ด		เลย		บุรีรัมย์	
	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(1,1,0) (1,0,0) ₁₂	5.962	SARIMA(0,1,0) (0,1,0) ₁₂	3.122	SARIMA(2,0,0) (1,1,0) ₁₂	2.762	SARIMA(0,1,0) (1,0,0) ₁₂	7.761	ARIMA (1,1,0)	12.311	SARIMA(0,1,0) (1,1,0) ₁₂	5.776	SARIMA(0,1,0) (1,1,0) ₁₂	6.720	ARIMA (0,1,0)	28.843
	FSARIMA(0,1,0) (0,1,0) ₁₂	1.288	FSARIMA(0,1,0) (0,1,0) ₁₂	1.699	FSARIMA(2,0,0) (1,1,0) ₁₂	1.217	FSARIMA(0,1,0) (1,0,0) ₁₂	2.724	FARIMA (1,1,0)	2.727	FSARIMA(0,1,0) (1,1,0) ₁₂	3.387	FSARIMA(0,1,0) (1,1,0) ₁₂	7.260	FARIMA (0,1,0)	9.667
	GM(1,1)	7.669	GM(1,1)	8.902	GM(1,1)	7.633	GM(1,1)	8.275	GM(1,1)	28.261	GM(1,1)	31.360	GM(1,1)	39.157	GM(1,1)	37.152
	FGM(1,1)	0.856	FGM(1,1)	0.707	FGM(1,1)	1.495	FGM(1,1)	0.917	FGM(1,1)	2.927	FGM(1,1)	2.512	FGM(1,1)	4.045	FGM(1,1)	10.007
5 ปี	SARIMA(2,1,0) (1,0,0) ₁₂	5.357	SARIMA(2,1,0) (1,0,0) ₁₂	5.260	SARIMA(1,1,0) (1,0,0) ₁₂	6.518	SARIMA(0,1,0) (0,1,0) ₁₂	5.847	ARIMA (1,1,0)	13.609	ARIMA (0,1,0)	12.522	-	-	-	-
	FSARIMA(2,1,0) (1,0,0) ₁₂	0.695	FSARIMA(2,1,0) (1,0,0) ₁₂	0.835	FSARIMA(1,1,0) (1,0,0) ₁₂	1.216	FSARIMA(0,1,0) (0,1,0) ₁₂	3.029	FARIMA (1,1,0)	2.308	FARIMA (0,1,0)	5.849	-	-	-	-
	GM(1,1)	7.058	GM(1,1)	8.479	GM(1,1)	9.699	GM(1,1)	8.463	GM(1,1)	31.011	GM(1,1)	30.251	GM(1,1)	55.508	-	-
	FGM(1,1)	0.895	FGM(1,1)	0.539	FGM(1,1)	1.338	FGM(1,1)	0.601	FGM(1,1)	1.545	FGM(1,1)	4.295	FGM(1,1)	8.876	-	-
10 ปี	SARIMA(1,1,0) (1,0,0) ₁₂	7.782	SARIMA(2,1,0) (2,0,0) ₁₂	5.572	SARIMA(0,1,0) (1,0,0) ₁₂	6.390	ARIMA(0,1,0)	11.873	-	-	-	-	-	-	-	-
	FSARIMA(1,1,0) (2,0,0) ₁₂	0.517	FSARIMA(2,1,0) (2,0,0) ₁₂	1.404	FSARIMA(1,1,0) (1,0,0) ₁₂	1.115	FARIMA(0,1,0)	2.247	-	-	-	-	-	-	-	-
	GM(1,1)	13.379	GM(1,1)	10.936	GM(1,1)	22.224	GM(1,1)	67.255	GM(1,1)	74.348	-	-	-	-	-	-
	FGM(1,1)	1.078	FGM(1,1)	1.058	FGM(1,1)	0.971	FGM(1,1)	9.356	FGM(1,1)	13.896	-	-	-	-	-	-

ตารางที่ 4.100 ตารางสรุปการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure)

ปี	ท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของไทย															
	อูบลราซธานี		อุดรธานี		ขอนแก่น		นครพนม		สกลนคร		ร้อยเอ็ด		เลย		บุรีรัมย์	
	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE	สมการ	MAPE
3 ปี	SARIMA(1,0,0) (1,1,0) ₁₂	2.701	SARIMA(0,1,0) (0,1,0) ₁₂	3.559	SARIMA(1,0,0) (1,1,0) ₁₂	1.888	SARIMA(1,1,0) (1,0,0) ₁₂	6.432	ARIMA (1,1,0)	12.311	ARIMA (1,1,0)	13.93	-	-	ARIMA (1,1,0)	30.181
	FSARIMA(1,0,0) (1,1,0) ₁₂	0.554	FSARIMA(0,1,0) (0,1,0) ₁₂	2.418	FSARIMA(1,0,0) (1,1,0) ₁₂	1.209	FSARIMA(1,1,0) (1,0,0) ₁₂	2.587	FARIMA (1,1,0)	5.023	FARIMA (1,1,0)	3.477	-	-	FARIMA (0,1,0)	8.777
	GM(1,1)	7.25	GM(1,1)	9.826	GM(1,1)	7.462	GM(1,1)	8.842	GM(1,1)	28.899	GM(1,1)	30.562	GM(1,1)	38.23	GM(1,1)	36.403
	FGM(1,1)	0.643	FGM(1,1)	0.931	FGM(1,1)	0.740	FGM(1,1)	0.895	FGM(1,1)	1.577	FGM(1,1)	1.613	FGM(1,1)	3.841	FGM(1,1)	10.177
5 ปี	SARIMA(0,1,0) (0,1,1) ₁₂	4.013	SARIMA(1,1,0) (1,0,0) ₁₂	6.341	SARIMA(0,1,0) (1,0,0) ₁₂	5.995	SARIMA(0,1,0) (0,1,0) ₁₂	6.451	-	-	ARIMA (0,1,0)	14.521	-	-	-	-
	FSARIMA(0,1,0) (0,1,1) ₁₂	0.944	FSARIMA(1,1,0) (1,0,0) ₁₂	0.422	FSARIMA(0,1,0) (1,0,0) ₁₂	1.023	FSARIMA(0,1,0) (0,1,0) ₁₂	2.256	-	-	FARIMA (0,1,0)	3.626	-	-	-	-
	GM(1,1)	7.338	GM(1,1)	9.079	GM(1,1)	9.350	GM(1,1)	9.069	GM(1,1)	31.595	GM(1,1)	30.329	GM(1,1)	53.938	-	-
	FGM(1,1)	0.707	FGM(1,1)	0.941	FGM(1,1)	0.890	FGM(1,1)	1.031	FGM(1,1)	3.685	FGM(1,1)	2.132	FGM(1,1)	1.498	-	-
10 ปี	SARIMA(0,1,0) (2,0,0) ₁₂	6.315	SARIMA(1,1,0) (2,0,0) ₁₂	5.599	SARIMA(0,1,0) (2,0,0) ₁₂	6.041	SARIMA(0,1,0) (1,0,0) ₁₂	12.511	-	-	-	-	-	-	-	-
	FSARIMA(0,1,0) (2,0,0) ₁₂	1.298	FSARIMA(1,1,0) (2,0,0) ₁₂	0.619	FSARIMA(0,1,0) (2,0,0) ₁₂	1.771	FSARIMA(0,1,0) (1,0,0) ₁₂	3.099	-	-	-	-	-	-	-	-
	GM(1,1)	13.302	GM(1,1)	11.012	GM(1,1)	23.030	GM(1,1)	67.906	GM(1,1)	76.71	-	-	-	-	-	-
	FGM(1,1)	1.078	FGM(1,1)	1.076	FGM(1,1)	1.463	FGM(1,1)	6.771	FGM(1,1)	13.948	-	-	-	-	-	-

บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบการพยากรณ์ 2 วิธี ได้แก่ ตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) , วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และดำเนินการปรับปรุงสมการพยากรณ์ด้วยวิธี Fourier residual modification ซึ่งสามารถสรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ ดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผล

5.2 อภิปรายผล

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผล

5.1.1 สรุปผลจากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานอุบลราชธานี

จากการวิเคราะห์หาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) และขาออก (Departure) ของสนามบินนานาชาติอุบลราชธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบเกรย์ เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับตัวแบบการพยากรณ์วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และการปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วย Fourier residual modification พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.517 รองลงมา คือ FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.695 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.856 และตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.554 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.707 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.078 โดยที่สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.517 และ สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) FSARIMA(1,0,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.554 ทั้งสองตัวแบบเป็นสมการพยากรณ์ที่ยืดหยุ่นและมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีที่สุดในการคาดการณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้าและขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุบลราชธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย



5.1.2 สรุปผลจากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานอุดรธานี จากการวิเคราะห์หาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) และขาออก (Departure) ของสนามบินนานาชาติอุดรธานี ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบเกรย์ เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับตัวแบบการพยากรณ์วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และการปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วย Fourier residual modification พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.539 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.707 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.058 และตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.422 รองลงมา คือ FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.619 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.931 โดยที่สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.539 และ สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.422 ทั้งสองตัวแบบเป็นสมการพยากรณ์ที่ยอดเยียมและมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีที่สุดในการคาดการณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้าและขาออกของท่าอากาศยานนานาชาติอุดรธานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย

5.1.3 สรุปผลจากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานขอนแก่น จากการวิเคราะห์หาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) และขาออก (Departure) ของสนามบินขอนแก่น ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบเกรย์ เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับตัวแบบการพยากรณ์วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และการปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วย Fourier residual modification พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.971 รองลงมา คือ FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.216 และ FSARIMA(2,0,0)(1,1,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.217 และตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.740 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.890 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.463 โดยที่สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.971 และ สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.740 ทั้งสองตัวแบบเป็นสมการพยากรณ์ที่ยอดเยียมและมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีที่สุดในการคาดการณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้าและขาออกของท่าอากาศยานขอนแก่นในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย



5.1.4 สรุปผลจากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานนครพนม จากการวิเคราะห์หาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) และขาออก (Departure) ของสนามบินนครพนม ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบเกรย์ เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับตัวแบบการพยากรณ์วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และการปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วย Fourier residual modification พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.601 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 0.917 และ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 2.247 และตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.895 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 1.031 และ FSARIMA(0,1,0)(1,0,0)₁₂ จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 3.099 โดยที่สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.601 และ สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.895 ทั้งสองตัวแบบเป็นสมการพยากรณ์ที่ยอดเยี่ยมและมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีที่สุดในการคาดการณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้าและขาออกของท่าอากาศยานนครพนมในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย

5.1.5 สรุปผลจากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานสกลนคร จากการวิเคราะห์หาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) และขาออก (Departure) ของสนามบินสกลนคร ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบเกรย์ เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับตัวแบบการพยากรณ์วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และการปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วย Fourier residual modification พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.545 รองลงมา คือ FARIMA(1,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 2.727 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 13.896 และตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.577 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 3.685 และ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 10 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 13.948 โดยที่สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.545 และ สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.577 ทั้งสองตัวแบบเป็นสมการพยากรณ์ที่ยอดเยี่ยมและมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีที่สุดในการคาดการณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้าและขาออกของท่าอากาศยานสกลนครในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย



5.1.6 สรุปผลจากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานร้อยเอ็ด จากการวิเคราะห์หาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) และขาออก (Departure) ของสนามบินร้อยเอ็ด ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบเกรย์ เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับตัวแบบการพยากรณ์วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และการปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วย Fourier residual modification พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 2.512 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 4.295 และตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.613 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 2.132 โดยที่สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 2.512 และ สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.613 ทั้งสองตัวแบบเป็นสมการพยากรณ์ที่ยอดเยียมและมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีที่สุดในการคาดการณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้าและขาออกของท่าอากาศยานร้อยเอ็ดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย

5.1.7 สรุปผลจากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานเลย จากการวิเคราะห์หาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) และขาออก (Departure) ของสนามบินเลย ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบเกรย์ เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับตัวแบบการพยากรณ์วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และการปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วย Fourier residual modification พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 4.045 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 8.876 และตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.498 รองลงมา คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE เท่ากับ 3.841 โดยที่สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 4.045 และ สมการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FGM(1,1) จำนวนข้อมูล 5 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.498 ทั้งสองตัวแบบเป็นสมการพยากรณ์ที่ยอดเยียมและมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีที่สุดในการคาดการณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้าและขาออกของท่าอากาศยานเลยในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย

5.1.8 สรุปผลจากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ จากการวิเคราะห์หาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมของจำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) และขาออก (Departure) ของสนามบินบุรีรัมย์ ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบเกรย์ เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับตัวแบบการพยากรณ์วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์



(Box-Jenkins) และการปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วย Fourier residual modification พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้า (Arrival) คือ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 9.667 และตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารขาออก (Departure) คือ FARIMA(0,1,0) จำนวนข้อมูล 3 ปี มีค่า MAPE ต่ำที่สุด เท่ากับ 8.777 ทั้งสองตัวแบบเป็นสมการพยากรณ์ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ดีที่สุดในการคาดการณ์จำนวนผู้โดยสารขาเข้าและขาออกของท่าอากาศยานบุรีรัมย์ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย

5.2 อภิปรายผล

จากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบการพยากรณ์ 2 วิธี ได้แก่ ตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) , วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และดำเนินการปรับปรุงสมการพยากรณ์ด้วยวิธี Fourier residual modification ซึ่งได้แบ่งกลุ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการกำหนดตัวแบบการพยากรณ์จำนวน 3 กลุ่ม ได้แก่ จำนวนข้อมูล 3 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017, จำนวนข้อมูล 5 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2012 ถึง ธันวาคม 2017 และ จำนวนข้อมูล 10 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2007 ถึง ธันวาคม 2017 พบว่า จากตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยทั้งขาเข้า(Arrival) และขาออก (Departure) จำนวนทั้งสิ้น 16 ตัวแบบที่ดีที่สุด ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) ที่มีการปรับปรุงสมการพยากรณ์ด้วยวิธี Fourier residual modification (FGM) จำนวน 11 ตัวแบบ และ ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี Fourier residual modification บ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins - FSARIMA) จำนวน 4 ตัวแบบ โดยเมื่อใช้จำนวนข้อมูลขนาดเล็ก (จำนวนข้อมูล 3 ปี) ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ พบว่า ตัวแบบ FGM เป็นตัวแบบที่ดีที่สุด จำนวน 11 ตัวแบบ จากตัวแบบทั้งหมด 15 ตัวแบบ เมื่อใช้จำนวนข้อมูลขนาดกลาง (จำนวนข้อมูล 5 ปี) ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ พบว่า ตัวแบบ FGM เป็นตัวแบบที่ดีที่สุด จำนวน 10 ตัวแบบ จากตัวแบบทั้งหมด 14 ตัวแบบ และเมื่อใช้จำนวนข้อมูลขนาดใหญ่ (จำนวนข้อมูล 10 ปี) ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ พบว่า ตัวแบบพยากรณ์เกรย์ FGM เป็นตัวแบบที่ดีที่สุด จำนวน 7 ตัวแบบ จากตัวแบบทั้งหมด 11 ตัวแบบ

เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) โดยใช้จำนวนข้อมูลที่แตกต่างกัน พบว่า ตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) จะมีประสิทธิภาพสูงเมื่อใช้จำนวนข้อมูลขนาดเล็ก และประสิทธิภาพในการพยากรณ์จะลดลงเมื่อจำนวนข้อมูลที่นำวิเคราะห์ที่มีขนาดใหญ่ขึ้น

และเมื่อนำตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) และวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) มาทำการปรับปรุงสมการพยากรณ์ด้วยวิธี Fourier residual modification (FGM) พบว่า การปรับปรุงสมการพยากรณ์ด้วยวิธี Fourier residual modification สามารถทำให้ตัวแบบพยากรณ์ทั้ง 2 ตัวแบบมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงขึ้น ซึ่งมีความสอดคล้องกันกับงานวิจัยของ Thanh-Lam Nguyen (2013) ที่ทำการศึกษาศาสนาในการคาดการณ์ความต้องการการท่องเที่ยวในเวียดนาม เรื่อง Accurate Forecasting Models in Predicting the Inbound Tourism Demand in Vietnam



5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ข้อเสนอแนะจากการศึกษา

จากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบการพยากรณ์ 2 วิธี ได้แก่

5.3.1.1 ตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) เป็นตัวแบบพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ เหมาะกับการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วยข้อมูลที่มีจำนวนขนาดเล็ก ข้อมูลที่มีลักษณะไม่แน่นอน หรือข้อมูลที่ไม่มีตัวแบบที่ชัดเจน เป็นต้น ไม่มีข้อจำกัดหรือข้อตกลงเบื้องต้น และมีตัวแบบวิธีการคำนวณที่ไม่ยุ่งยากซับซ้อน แต่จะต้องมีการวางแผน และเปรียบเทียบในการเลือกใช้จำนวนข้อมูลที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีที่สุด และควรมีการปรับปรุงสมการพยากรณ์ด้วยวิธี Fourier residual modification เพื่อให้ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุด

5.3.1.2 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) เป็นตัวแบบพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ แต่มีข้อจำกัดหรือข้อตกลงเบื้องต้น ซึ่งต้องมีการตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นเพื่อให้ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมและมีประสิทธิภาพ มีขั้นตอนที่ซับซ้อนหลาย เหมาะกับการสร้างตัวแบบด้วยข้อมูลที่มีจำนวนขนาดปานกลางถึงจำนวนข้อมูลขนาดใหญ่ ซึ่งจะต้องมีการวางแผน เปรียบเทียบการเลือกใช้จำนวนข้อมูลและวิธีการแปลงข้อมูลเมื่อข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่งอย่างเหมาะสม เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีที่สุด และควรมีการปรับปรุงสมการพยากรณ์ด้วยวิธี Fourier residual modification เพื่อให้ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุด

5.3.2 ข้อเสนอแนะเพื่อการศึกษาครั้งต่อไป

จากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย พบว่า การพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยาน นครราชสีมา ยังไม่สามารถสร้างตัวแบบพยากรณ์ได้ ซึ่งควรให้มีข้อมูลทางการบินต่อเนื่อง จึงจะสามารถนำข้อมูลมาศึกษาตัวแบบพยากรณ์ต่อไปได้ และการศึกษาตัวแบบพยากรณ์ด้วยตัวแบบพยากรณ์เกรย์ (Grey Model) , วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) และดำเนินการปรับปรุงสมการพยากรณ์ด้วยวิธี Fourier residual modification เป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพ ในการศึกษาครั้งต่อไป ควรมีการศึกษาขยายขอบเขตออกไปเป็น การศึกษาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารของท่าอากาศยานในแต่ละภาคและในภาพรวมของประเทศไทยต่อไป



เอกสารอ้างอิง



เอกสารอ้างอิง

- กรมการบินพลเรือน. (2558). *ท่าอากาศยานในสังกัดกรมการบินพลเรือน (ภาคตะวันออก เชียงเหนือ)*. [ออนไลน์]. ได้จาก:
<http://portal.aviation.go.th/site/1382.jsp>. [สืบค้นเมื่อวันที่ 20 กันยายน 2558].
- กรมอาเซียน กระทรวงการต่างประเทศ. (2558). *ประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน (ASEAN Economic Community – AEC) อาเซียน*. [ออนไลน์]. ได้จาก:
<http://www.mfa.go.th/asean/th/other>. [สืบค้นเมื่อวันที่ 20 กันยายน 2558].
- กรมเจรจาการค้าระหว่างประเทศ. (2558). *การเปิดAECและแนวโน้มการขยายตัวของอุตสาหกรรมการบินในอาเซียน*. [ออนไลน์]. ได้จาก <http://www.nesdb.go.th/> [สืบค้นเมื่อวันที่ 20 กันยายน 2558].
- นิภาพร ลีมกุลสวัสดิ์. (2552). *การเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์ราคาทองคำแห่งโดยวิธีอาร์มีวา*. สารนิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต (เศรษฐศาสตร์การจัดการ) มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ.
- พิราวรรณ หนูเสน และคณะ. (2558). การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการผลิตน้ำมันดิบในประเทศไทย. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์*, 23(3), 377-384.
- มานพ เตชะธนสมบัติ. (2545). *การศึกษาปริมาณผู้โดยสารรายเดือนโดย เครื่องบิน รถประจำทาง และรถไฟ ระหว่างเชียงใหม่กับกรุงเทพมหานคร*. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมโยธา) มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- มุกดา แม้นมินทร์. (2549). *อนุกรมเวลาและการพยากรณ์*. พิมพ์ครั้งที่ 3. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ประกายพริก.
- ลักขณา เคารยະນันท์ และคณะ. (2557). *การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยโดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และวิธีการของวินเตอร์*. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย.
- วิกิพีเดีย สารานุกรมเสรี. (2558). *รายชื่อท่าอากาศยานในประเทศไทย*. [ออนไลน์]. ได้จาก:
<https://th.wikipedia.org/wiki/รายชื่อท่าอากาศยานในประเทศไทย>. [สืบค้นเมื่อวันที่ 20 กันยายน 2558].
- วิกิพีเดีย สารานุกรมเสรี. (2558). *กรมท่าอากาศยาน*. [ออนไลน์]. ได้จาก:
<https://th.wikipedia.org/wiki/กรมท่าอากาศยาน>. [สืบค้นเมื่อวันที่ 20 พฤษภาคม 2560].



- สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ. (2558). *ประวัติการบินของโลกและประเทศไทย*. [ออนไลน์]. ได้จาก: http://www.nesdb.go.th/specialwork/suvarnabhumi/articles_center/role_of_airport. [สืบค้นเมื่อวันที่ 20 กันยายน 2558].
- อัญมณี ทะเสนฮต. (2552). *การศึกษาการคาดการณ์แนวโน้มปริมาณผู้โดยสารระหว่างประเทศในอนาคต แยกตามภูมิภาคโดยท่าอากาศยานหลักหรือท่าอากาศยานสากลกรุงเทพ. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย*.
- อัมทิมา เจียวเข้ม. (2552). *การประมาณค่าพารามิเตอร์สำหรับการพยากรณ์ดัชนีราคาในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยด้วยตัวแบบเกรย์. สัมมนาปัญหาทางธุรกิจ ปริญญาศิลปศาสตรบัณฑิต คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยศิลปากร*.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G.C. (1994). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 3rd edition. New Jersey: Prentice Hall.
- Chia, N.W. & Van, T.P. (2014). An Improvement the Accuracy of Grey Forecasting Model for Cargo Throughput in International Commercial Ports of Kaohsiung. *WSEAS Transactions on Business and Economics*, 11, 322-327.
- Dickey, D. & Fuller, W. (1981). Distribution to the Estimates for Autoregressive Time Series with Unit Root. *Journal of American Statistical Association*, (74), 427-731.
- Gujarati, D.N. (2003). *Basic Econometrics*. 4th edition. New-York: McGraw-Hill.
- Huang, Y. F., Nguyen, T. L., & Shu, M. H. (2013). Forecasting Inbound Tourism Demand in Thailand with Grey Model. *Recent Researches in Applied Economics and Management*, 2, 66-70.
- Julong, D. (1982). Control Problems of Grey Systems. *Systems & Control Letters*, 1(5), 288-294.
- Lewis, C.D (1982). *International and Business Forecasting Methods*. London: Butterworths.
- Nguyen, T. L., Shu, M. H., & Hsu, B. M. (2013). Forecasting International Tourism Demand-An Empirical Case in Taiwan. *Asian Journal of Empirical Research*, 3(6), 711-724.
- Nguyen, T. L., Shu, M. H., Huang, Y. F., & Hsu, B. M. (2013). Accurate Forecasting Models in Predicting the Inbound Tourism Demand in Vietnam. *Journal of Statistics and Management Systems*, 16(1), 25-43.



- Shu, M. Hung., Hung, W. J., Hsu, B. M., Nguyen, T. L., & Lu, C.. (2014). Forecasting with Fourier Residual Modified ARIMA Model-An Empirical Case of Inbound Tourism Demand in New Zealand. *WSEAS Transactions on Mathematics*, 13, 12-21.
- Tsaur, R. C. (2014). Residual Analysis using Fourier Series Transform in Fuzzy Time Series Model. *Iranian Journal of Fuzzy Systems*, 11(3), 43-54.
- Tsui, W. H. K., Balli H. O., Gilbey, A., & Gow, H. (2014). Forecasting of Hong Kong airport's passenger throughput. *Tourism Management*, 42, 62-76.



ภาคผนวก



ภาคผนวก ก
ตัวอย่าง R-Code จากโปรแกรม R-Studio



```

## ARIMA FOR Khonkaen Arrival 3 YEAR ##
## Read the data and save as a time series object.##
table_Ar_Khonkaen<-read.table("C:\\Thesis\\All
Code\\Khonkaen\\Arr\\3year\\Arima\\Data.csv",header = FALSE,sep = "")
Ts_Ar_Khonkaen<-ts(table_Ar_Khonkaen,start = 2014,frequency = 12)

## Plotting Time series ##
plot.ts(Ts_Ar_Khonkaen)
seasonplot(Ts_Ar_Khonkaen, col=rainbow(12), year.labels=TRUE)

## Stationary test ##
library(fpp)
Box.test(Ts_Ar_Khonkaen, type="Ljung-Box")
adf.test(Ts_Ar_Khonkaen, alternative="stationary")
kpss.test(Ts_Ar_Khonkaen)

## Seasonal test ##
kruskal.test(Ts_Ar_Khonkaen,x1)

## Forecasting Model ##
fit <- auto.arima(Ts_Ar_Khonkaen,trace = TRUE,test = "kpss",ic="bic",lambda =
BoxCox.lambda(Ts_Ar_Khonkaen))
summary(fit)
confint(fit)
fit_data1=fitted(fit)

print (fit_data1)
Acf(residuals(fit))
Box.test(residuals(fit), type="Ljung")

## ASSUMPTION TEST ##
residual_Ar_Khonkaen<-residuals(fit)
residual1= fit_data1 - Ts_Ar_Khonkaen
print (residual1)

x1<-c(1:36)
y1<-c(residual1)

```



```
library(normtest)
jb.norm.test(residual1,nrepl = 2000)
hist(residual1, main="Residuals")

library(tseries)
jarque.bera.test(residual1)

library(nortest)
ad.test(residual1)
cvm.test(residual1)
pearson.test(residual1)

library(rcompanion)
plotNormalHistogram(residual1)
T_tuk = transformTukey(residual1,plotit=FALSE)

library(lmtest)
dwtest(residual1 ~ x1)

library(het.test)
library(vars)
dataset <- data.frame(x=y1, y=rnorm(36))
model1 <- VAR(dataset, p = 1, type = "const")
whites.htest(model1)

## ACF PACF PLOT ##

acf(Ts_Ar_Khonkaen)
pacf(Ts_Ar_Khonkaen)

## Predicted Values ##

Predict2<-forecast(fit,h=12)

plot(forecast(fit))
```



```

Predict_Values<-Predict2$upper[,1]
print(Predict_Values)

Tem_Predict<-Predict_Values
Predict_Ar <- data.frame(Tem_Predict)
Tem_Predict[1:12]
Data_Predict <- matrix( Tem_Predict[1:12],nrow = 12, ncol=1, byrow=FALSE)

## FOURIER OF ARIMA ##

## Basic Fourier ##
x <- seq(2,36,1)
x2 <- seq(37,48,1)
options(max.print = 99999999)

Matrix_60<-as.matrix(fourier(x,15,35))
Matrix_1<-matrix(data = 0.5,nrow = 35, ncol = 1, byrow = FALSE,
                 dimnames = NULL)
P<-cbind(Matrix_1,Matrix_60)

Matrix_12<-as.matrix(fourier(x2,15,35))
Matrix_1_2<-matrix(data = 0.5,nrow = 12, ncol = 1, byrow = FALSE,
                  dimnames = NULL)

P2<-cbind(Matrix_1_2,Matrix_12)

## Data of X , Y #
X_Fourier<- fit_data1
tempX_res <- as.matrix(X_Fourier)
tempX_res[1:36]
X_res <- matrix( tempX_res[2:36],nrow = 35, ncol=1, byrow=FALSE)

Y_Fourier<- residual1
tempY_res <- as.matrix(Y_Fourier)
tempY_res[1:36]
Y_res <- matrix( tempY_res[2:36],nrow = 35, ncol=1, byrow=FALSE)

```



```

## Fourier ##

C <- solve(t(P) %*% P) %*% ((t(P)) %*% Y_res)
PxC <- P %*% C

## Predicted Value of fit ##

FARIMA<-X_res
tempB_res <- as.matrix(FARIMA)
Data_FARIMA <- matrix(tempB_res,nrow = 35, ncol=1, byrow=FALSE) ## X0k Value ##

FARIMA_Data = Data_FARIMA-PxC ## FRMGM (1,1) ##

## Predict FARIMA ##
Xc= c(C)
con<-Xc[1] ## constain of c ##

M_con<- matrix(con,nrow = 12, ncol=1, byrow=FALSE)
P2XC <- P2 %*% C

R0k = (M_con + P2XC) ## R(o)K ##

Pridict_FARIMA = Data_Predict - R0k

print(Pridict_FARIMA)

Forecast_1=rbind(FARIMA_Data,Pridict_FARIMA)

## test MAPE ##

Data_Original <- Ts_Ar_Khonkaen
tempX_res <- as.matrix(Data_Original)
tempX_res[1:36]
Data_test <- matrix( tempX_res[2:36],nrow = 35, ncol=1, byrow=FALSE)

```



```
Ts_y_FARIMA<-ts(FARIMA_Data,start = 2014,frequency = 12)
Ts_x_FARIMA<-ts(Data_test,start = 2014,frequency = 12)

library(forecast)
round(accuracy(Ts_x_FARIMA,Ts_y_FARIMA),3)
library(MLmetrics)
MAPE(Ts_x_FARIMA,Ts_y_FARIMA)

## Plot FARIMA ##

seqplot.ts(Ts_x_FARIMA,Ts_y_FARIMA)
legend("topleft", g_range[2], c("Forecast","Real_Data"),
      col=c("black","red"), lty=1)

## Plot FARIMA Forecast ##

x_FARIMA = ts(Forecast_1,start = 2014,frequency = 12)
y_FARIMA = ts(Ts_x_FARIMA,start = 2014,frequency = 12)
seqplot.ts(x_FARIMA,y_FARIMA)
legend("topleft", g_range[2], c("Forecast","Real_Data"),
      col=c("black","red"), lty=1)
```



```

## Grey for KHONKAEN Arrival with 3 year ##

X_Data<-read.csv("C:\\Thesis\\All Code\\Khonkaen\\Arr\\3year\\Grey\\Data.csv",header =
FALSE,sep = NULL)
tempY <- as.matrix(X_Data)
tempY[1:36]
x.0 <- matrix(tempY[1:36],nrow = 36, ncol=1, byrow=FALSE)

n = length(x.0)

GM11 <- function(x.0,n)

  x.1 = rep(0,n)
  z.1 = rep(0,n-1)

  for (i in 1:n){
    x.1[i] = sum(x.0[1:i])
  }

  for (k in 1:n-1){
    z.1[k] = 0.5*(x.1[k]+x.1[k+1])
  }

  Y.n = matrix(x.0[2:n])
  B = cbind(-z.1,rep(1,n-1))
  print(B)

## Data of Y ##
Y_Data<-x.0
tempY <- as.matrix(Y_Data)
tempY[1:36]
Y <- matrix(tempY[2:36],nrow = 35, ncol=1, byrow=FALSE)

```



```

## Grey Model ##

value.ab = (solve(t(B)%*%B))%*%(t(B)%*%Y.n)

a = value.ab[1]
b = value.ab[2]

## Fit Model ##

M_k<-matrix(data = 1:35,nrow = 35, ncol = 1, byrow = FALSE,
            dimnames = NULL)

x1k=x.0[1]
X01 = x1k - (b/a)
Xok_Data = ((exp(M_k %*% -a))%*% (1-exp(a))) %*% X01

print(Xok_Data)

## X0k Predict ##

M_k<-matrix(data = 37:48,nrow = 12, ncol = 1, byrow = FALSE,
            dimnames = NULL)

Xhat0 = x1k - (b/a)
Xok_Predict = ((exp(M_k %*% -a))%*% (1-exp(a))) %*% Xhat0

print(Xok_Predict)

## MAPE ##

Original_data<-ts(Y,start = 2014,frequency = 12)

```




```

Ts_y_GM<-ts(Original_data,start = 2014,frequency = 12)
Ts_x_GM<-ts(Xok_Data,start = 2014,frequency = 12)

library(forecast)
round(accuracy(Ts_y_GM,Ts_x_GM),3)

## Ressidual GM ##

residuals_GM= Ts_x_GM - Ts_y_GM

## Plot GM ##

x_GM = Ts_x_GM
y_GM = Ts_y_GM

seqplot.ts(x_GM,y_GM)

##### Fourier OF Grey Model #####

library(forecast)

## Basic Fourier Fuction of 60 data - 28 term ##
options(max.print = 99999999)

x <- seq(2,36,1)
Matrix_60<-as.matrix(fourier(x,16,35))
Matrix_1<-matrix(data = 0.5,nrow = 35, ncol = 1, byrow = FALSE,
                 dimnames = NULL)
P<-cbind(Matrix_1,Matrix_60)

x2 <- seq(37,48,1)
Matrix_12<-as.matrix(fourier(x2,16,35))
Matrix_1_2<-matrix(data = 0.5,nrow = 12, ncol = 1, byrow = FALSE,

```



```

dimnames = NULL)

P2<-cbind(Matrix_1_2,Matrix_12)

## fit Model FGM ##

## Data of Y_residual ##
Y_Fourier<-residuals_GM
tempY_res <- as.matrix(Y_Fourier)
tempY_res[1:35]
Y_res <- matrix( tempY_res[1:35],nrow = 35, ncol=1, byrow=FALSE)

C <- solve(t(P) %*% P) %*% ((t(P)) %*% Y_res)
PxC <- P %*% C

FGM<-Xok_Data
tempB_res <- as.matrix(FGM)
Data_FGM <- matrix(tempB_res,nrow = 35, ncol=1, byrow=FALSE) ## X0k Value ##

FGM_Data = Data_FGM-PxC ## FRMGM (1,1) ##
print(FGM_Data)

Forecast_1=rbind(FGM_Data,Pridict_FGM)

## Predicted FGM ##

con<-Xc[1] ## constain of c ##

M_con<- matrix(con,nrow = 12, ncol=1, byrow=FALSE)
P2XC <- P2 %*% C

R0k = (M_con + P2XC) ## R(o)K ##

Pridict_FGM = Xok_Predict - R0k

```



```

print(Pridict_FGM)

## MAPE ##

Ts_y_FGM<-ts(FGM_Data,start = 2014,frequency = 12)
Ts_x_FGM<-ts(Original_data,start = 2014,frequency = 12)

library(forecast)
round(accuracy(Ts_y_FGM,Ts_x_FGM),10)

## Plot FGM ##

x_FGM = ts(Ts_y_FGM,start = 2014,frequency = 12)
y_FGM = ts(Ts_x_FGM,start = 2014,frequency = 12)
seqplot.ts(x_FGM,y_FGM)
legend("topleft", g_range[2], c("Forecast","Real_Data"),
      col=c("black","red"), lty=1)

## Plot FGM Forecast ##

x_FGM = ts(Forcast_1,start = 2014,frequency = 12)
y_FGM = ts(Ts_x_FGM,start = 2014,frequency = 12)
seqplot.ts(x_FGM,y_FGM)
legend("topleft", g_range[2], c("Forecast","Real_Data"),
      col=c("black","red"), lty=1)

```



ภาคผนวก ข

Full Paper International Conference Proceeding



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM
INTERNATIONAL CONFERENCE
ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST
2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND



**Forecasting of Passenger Numbers at Udon Thani International
Airport in the Northeast of Thailand by using Grey Model
and Box-Jenkins Method**

Apiradee Nimcharoen¹, Piyapatr Busababodhin and Monchaya Chiangpradit

Applied Statistics Research Unit, Department of Mathematics,
Faculty of Science, Mahasarakham University, Maha Sarakham, Thailand

E-mail: bd_nimcha@yahoo.com, piyapatr.b@msu.ac.th,

Corresponding author: monchaya.c@msu.ac.th

Abstract

Recently, Thailand has been emphasizing the importance of the ASEAN community. The country focuses on developing and linking economy to ASEAN. The aviation industry is vital influence to drive and link the economy for each region. Udon Thani International Airport is one of the main airports with high growth rate in the Northeast of Thailand, where the authors studied on the forecasting model on the numbers of Arrival and Departure passengers through the airport. Two conventional models namely Grey Model GM(1,1) and SARIMA model by Box-Jenkins Method were used to investigate the suitable model based on block time of 10, 5 and 3 years, respectively. The residuals were modified using Fourier series to improve the model's accuracy level. The results found that FGM (1,1) based on 10, 5 and 3 years gave the lowest MAPE with 1.058, 0.539 and 0.707, respectively, for the Arrivals model. Moreover, it found that FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ based on 10 years gave the lowest MAPE with 0.669. FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ based on 5 years gave the lowest MAPE with 0.304 and FGM(1,1) based on 3 years gave the lowest MAPE with 0.696, for the Departures model. Therefore, it was concluded that FGM(1,1) was the best model when small data was used. The results showed that the best Arrivals models are FGM(1,1) base on 5 years data and Departures models are FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ base on 5 years data. In summary, both models are suitable to forecast the number of Arrival and Departure passengers especially at Udon Thani International Airport.

¹ Mrs.



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH PSU-USM**
INTERNATIONAL CONFERENCE
ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST
2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND



Keywords: Gm(1,1), Sarima, Fourier Residual Modification, Fsarima, Fgm(1,1)

1. Introduction

Thailand has stepped into the ASEAN Community in 2015, and aimed to bring Thai people into a fully-fledged ASEAN Community. The establishment of the ASEAN Economic Community (AEC) is to allow freely moves in goods, services, investment, skilled labor, and capital. As a result of the entry into the ASEAN Economic Community (AEC), the overall picture of ASEAN's aviation business affects the expansion of low cost airlines in both the domestic and the Asia Pacific region. The aviation business in Thailand is expanding continuously to support the economic growth of the ASEAN community. Therefore, such basic structure expansions contribute to the aviation industry in terms of services and facilities, public health, and quality of life of the people.

Currently, these regional airports have been developed to assist regional economic development. The number of passengers is increasing rapidly. Both the main airport and secondary airport in the Northeast are under the Department of Airport, Ministry of Transport. Currently there are 9 airports in the Northeast: Udon Thani International Airport, Ubon Ratchathani International Airport, Roi Et Airport, Nakhon Ratchasima Airport, Buri Ram Airport, Loei Airport, Sakon Nakhon Airport, Nakhon Phanom Airport, and Khon Kaen Airport. Udon Thani International Airport is an airport under the jurisdiction of the Department of Airport, Ministry of Transport. It is the upper Northeast aviation center because it is the center of border economic of the upper east. It is located near the Special Economic Zone of Nong Khai and Vientiane, Lao PDR only 50 kilometers from Udon Thani International Airport. It is an important part of the border economic development strategy. There are many domestic and international airlines link to each region within the country and neighboring countries include Thai Lion Air, Nok Air, Thai AirAsia, Thai Smile, Thai Airways International, and K-Mile Air.



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH PSU-USM**
INTERNATIONAL CONFERENCE
ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST
2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND




Figure 1 Airports under the Department of Civil Aviation (Northeast region),
by the Civil Aviation Authority of Thailand

Grey Theory was developed by Deng (1982), which has the following advantages. First, it can deal with incomplete data and ambiguous data. It can also be applied to a very small set of data without taking into account the statistical hypothesis. For example Huang et al. (2013) used Grey Theory to study the Forecasting Inbound Tourism Demand in Thailand with Grey Model. Nguyen et al. (2013) studied the Forecasting International Tourism Demand-An Empirical Case in Taiwan. Nguyen et al. (2013) studied the Accurate Forecasting Models in Predicting the Inbound Tourism Demand in Vietnam.

Box-Jenkins method (Box et al., 2015) a highly accurate forecasting method, can be used to determine the model by examining the properties of the correlation function in itself, Autocorrelation Function (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF). The general form of the Box-Jenkins method is the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average: SARIMA (p, d, q)(P,D,Q)_s, which is a well-known forecasting model dealing with time series. It has been widely used in a variety of research projects. For example Rungjindarat et al. (2016) used it to study forecasting Russian tourist arrivals to Thailand using SARIMA model. Tsuiet al. (2014) studied the Forecasting of Hong Kong airport's passenger throughput.

The concept of using the Fourier residual modification to fit the estimated residuals in to frequency spectra and then select low frequency terms. Moreover, the



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM
INTERNATIONAL CONFERENCE
ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST
2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND



Fourier series can filter out high frequency terms, which are supposed to be noise. This makes the forecasting performance can be improve to more accuracy. For example Shuet al. (2014) studied the Forecasting with Fourier Residual Modified ARIMA Model-An Empirical Case of Inbound Tourism Demand in New Zealand. Tsaur (2014) used it to study residual analysis using Fourier series transform in Fuzzy time series model.

For this reason, the researchers are interested in studying the model of forecasting the number of passengers at Udon Thani International Airport in Northeast of Thailand by using the Grey model and compare forecasting efficiency with the Box-Jenkins forecasting models. The Fourier residual modification method was also used to modify the forecasting models by using the numbers of passengers basing on block time of 10 years (January 2007 – December 2016), 5 years (January 2012 – December 2016) and 3 years (January 2014 – December 2016), respectively. The result will be used for information on trends and patterns of growth of the aviation industry in Northeast of Thailand. This will lead to further development at provincial, regional and national level in the future.

2. Scope of research

This research aims to study the predictive model of the number of passengers at Udon Thani International Airport in Northeast of Thailand with the Grey Model, Box-Jenkins Model, Fourier residual modifications. They were used to calculate the predictive equation using the number of passengers of Udon Thani International Airport for 10 years (January 2007 – December 2016), 5 years (January 2012 – December 2016) and 3 years (January 2014 – December 2016), respectively. In this study, the following criteria will be used to measure the accuracy of forecasting with MAPE for comparison of forecasting model.

The data used in this study was the monthly data representing the density of the Arrival and Departure passengers of Udon Thani International Airport and other airports in the Northeast over the past 10 years, between the years January 2007 and December 2016.



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND

3. Conceptual framework

This study was aimed to analyses the predictive model of the number of passengers of Udon Thani International Airport in Northeast of Thailand between January 2007 and December 2016. The conceptual framework for research is illustrated in the following research framework.

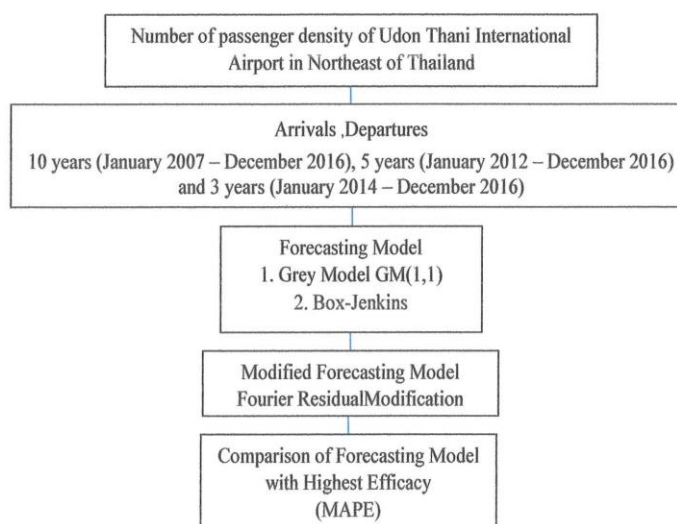


Figure 2 Conceptual Framework used to Forecast the Number of Passengers at Udon Thani International Airport in Northeast of Thailand

4. Statistics in data analysis

This study used a time series of data for the number of airport passengers in Northeast of Thailand to formulate at the appropriate Northeast airport forecasting model. In this study, two types of forecasting methods were used namely: Grey Model, Box-Jenkins. Fourier residual modification was used to modify both models by using numbers of passengers base on block time of 10 years (January 2007 – December 2016), 5 years (January 2012 – December 2016) and 3 years (January 2014 – December 2016), respectively. Data analysis was conducted to compare the efficiency of the forecasting models. The mean absolute percentage error (MAPE) was determined by analyzing and processing data with R studio program.

"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND



4.1 Grey model (Gm)

Grey's prediction model (Deng, 1982) has easy-to-use computing algorithms, especially when by the number of analyzed data is not large. Grey model is written GM (n, h), where n represents the number of random variables, and h represents the number of integrations. The GM (1,1) model is widely used because it is easy to understand and with hassle-free to calculate. Thus, mathematicians are interested in developing the GM(1,1) model relatively large in these days.

There are steps of GM (1,1) method model as followed:

1) Sequences of the original data are as followed:

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

where

$x^{(0)}$ represents sequence of airport passengers number,

$x^{(0)}(1)$ represents the number of airport passengers numbers at first years,

$x^{(0)}(2)$ represents the number of airport passengers numbers at second years,

⋮
⋮
⋮

$x^{(0)}(n)$ represents the number of airport passengers numbers at nth years.

2) Form the original data to continuation by one time accumulated generating operation (1-AGO) on the number of airport passengers in the past and set as a new sequence.

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (2)$$

as $x^{(1)}(k)$ is the cumulative sum of data on the number of airport passengers at time k , $k = 1, \dots, n$.

$x^{(0)}(k)$ is referred to 1-AGO (Accumulated Generating Operation of $x^{(0)}(k)$)

3) The prediction of model GM(1,1) is calculated from of

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (3)$$



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND



4) When a and b is the parameter of the airport passenger numbers model, it is called the coefficient which is the Grey input coefficient. These parameters are obtained by using the least square method as in following equation.

$$[a,b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

where

$$B = \begin{bmatrix} -(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2))/2 & 1 \\ -(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3))/2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n))/2 & 1 \end{bmatrix} \text{ and } Y = [x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)]^T$$

Based on the operation of one time inverse accumulated generating operation (1-IAGO), the predicted series $\hat{x}^{(0)}$ can be obtained is as follows:

$$\hat{x}^{(0)} = \{\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \hat{x}^{(0)}(3), \dots, \hat{x}^{(0)}(k), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (4)$$

$$\text{where } \begin{cases} \hat{x}^{(0)}(1) = \hat{x}^{(1)}(1) \\ \hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1) \quad (k = \overline{2, n}) \end{cases} \quad (5)$$

4.2 Box-Jenkins method

There are steps of formulation the Box-Jenkins method model (Box et al., 2015) as followed:

- 1) Consider the time series whether it is stationary based on the Figure of time series vs. time (x_t , t), Autocorrelation Function: (ACF) and Partial Autocorrelation Function (PACF). If non-stationary time series are found, it converts a new time series into a stationary in various ways before proceeding further steps, such as data transform with differences, seasonal differences, logarithm, natural logarithm or square root.
- 2) Determine the probably model from the ACF and PACF Figures of the stationary time series as well as estimating the parameters of the model.

Autoregressive Moving Average Model of order p and q : ARMA(p, q) model is given by:

$$x_t = \delta + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (6)$$

where

x_t represents observed values of time series at time at t ,



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH PSU-USM** INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND



- δ represents constant values,
 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ represents autoregressive parameter,
 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ represents moving average parameter,
 ε_t represents error at time t , $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$.

4.3 Fourier residual modification

Fourier series is used in order to improve the accuracy of the GM(1,1) and SARIMA models which is widely accepted and used in the adjustment of discrepancy. There are following steps:

- 1) When $\hat{x}^{(0)}(k)$ is obtained, use the residual series from GM(1,1) or SARIMA to produce discrepancy order of $r^{(0)}(k)$.
- 2) Producer $r^{(0)}(k)$ by using Fourier residual modification from the equation.

$$r^{(0)}(k) = \frac{1}{2}a_0 + \sum_{i=1}^z \left[a_i \cos\left(\frac{2\pi i}{T}(k)\right) + b_i \sin\left(\frac{2\pi i}{T}(k)\right) \right] \quad (7)$$

where $k = 2, 3, 4, \dots, n$, $T = n - 1$ and $z = \left(\frac{n-1}{2}\right) - 1$.

- 3) $Y = PC$, calculate $C = (P^T P)^{-1} P^T Y$ using the least squares method.

Define:

$$P = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \cos\left(2\frac{2\pi}{T}\right) & \sin\left(2\frac{2\pi}{T}\right) & \cos\left(2\frac{2\pi 2}{T}\right) & \sin\left(2\frac{2\pi 2}{T}\right) & \dots & \cos\left(2\frac{2\pi z}{T}\right) & \sin\left(2\frac{2\pi z}{T}\right) \\ \frac{1}{2} & \cos\left(3\frac{2\pi}{T}\right) & \sin\left(3\frac{2\pi}{T}\right) & \cos\left(3\frac{2\pi 2}{T}\right) & \sin\left(3\frac{2\pi 2}{T}\right) & \dots & \cos\left(3\frac{2\pi z}{T}\right) & \sin\left(3\frac{2\pi z}{T}\right) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{1}{2} & \cos\left(n\frac{2\pi}{T}\right) & \sin\left(n\frac{2\pi}{T}\right) & \cos\left(n\frac{2\pi 2}{T}\right) & \sin\left(n\frac{2\pi 2}{T}\right) & \dots & \cos\left(n\frac{2\pi z}{T}\right) & \sin\left(n\frac{2\pi z}{T}\right) \end{bmatrix}$$

$$C = [a_0 a_1 b_1 a_2 b_2 \dots a_z b_z]^T,$$

$$\text{and } Y = [r^{(0)}(2) r^{(0)}(3) r^{(0)}(4) \dots r^{(0)}(n)]^T, k = 2, 3, 4, \dots, n.$$

- 4) After all entries of sequences $a_0, a_1, b_1, a_2, b_2, \dots, a_z, b_z$ are obtained, substitute them in equation (1) to get the values $\hat{f}^{(0)}(k)$
- 5) find the predictions from FGM(1, 1) or SARIMA as in following equation.

$$\begin{cases} \hat{x}_f^{(0)}(1) = \hat{x}^{(0)}(1) \\ \hat{x}_f^{(0)}(k) = \hat{x}^{(0)}(k) + \hat{f}^{(0)}(k), k = 2, 3, 4, \dots, n \end{cases} \quad (8)$$



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND



4.4 Accuracy measurement of forecast

There are many ways to forecast. To judge which kind of forecasts provide the best model, it is important to have an indicator. In this study, the following criteria will be used to measure the accuracy of forecasting,

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right| \times 100 \% .$$

5. Result of forecasting model

The results of the study showed improvement of predictive efficiency with Fourier residual modification. The results are as follows:

5.1 Forecasting model on arrivals

5.1.1 Grey Model GM(1,1) and Fourier Residual Modification FGM(1,1)

Based on the study of time series movement using the GM(1,1) model of Arrivals of Udon Thani International Airport. Fourier residual modification was applied to improve the efficiency of the forecasting model. The results are shown in Table 1.

Table 1 Comparison of Forecasting Efficiency by GM(1,1) and FGM(1,1) for Arrivals

Years	MODEL	MAPE	Fourier Residual Modification	MAPE
3 yrs	GM(1,1)	8.902	FGM(1,1)	0.707
5 yrs	GM(1,1)	8.479	FGM(1,1)	0.539
10 yrs	GM(1,1)	10.936	FGM(1,1)	1.058

Table 1 shows that the FGM(1,1) of the 5 years data had the lowest predicted error of MAPE with 0.539. The FGM(1,1) was derived from improving the efficiency of the Fourier residual modification predictive model of the GM(1,1).

The parameters of GM(1,1) is as follows,

$$a = -0.01511163 \text{ and } b = 44846.35 .$$

The GM(1,1) equation model is given by:



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND

$$\hat{x}^{(1)}(k) = 3017273.26 e^{-0.01511163(k-1)} - 2967671.26$$

After using Fourier residual modification, the best predictive values of the FGM(1,1) model using the 5 years data is shown in Figure 3.

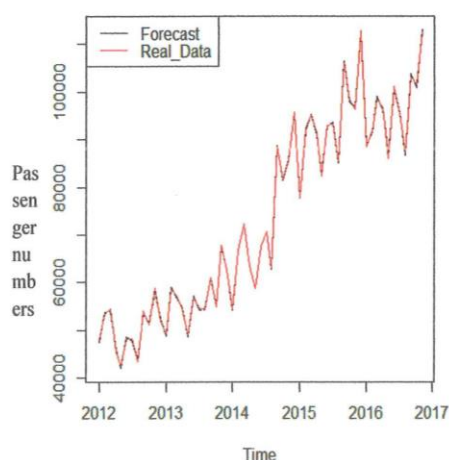


Figure 3 Comparison of Actual and Predicted Values of the FGM (1,1) with 5 Years

5.1.2 SARIMA Model and Fourier Residual Modification SARIMA Model (FSARIMA)

Based on the study of the movement of time series using the SARIMA, it was found that the number of Arrivals at Udon Thani International Airport in Northeast of Thailand had a trend of data with increasing tendency. The data was non stationary with a seasonal influence. The Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s was used. The ACF and PACF were used to determine the predicted model which has the predictability with the lowest BIC values from the Ljung-Box statistics. When the SARIMA prediction model was obtained, the Fourier residual modification was applied to the residual. Results of the comparison of the efficiency of the forecasting model were shown in Table 2.



Table 2 Comparison of SARIMA and FSARIMA Forecasting Performance for Arrivals

Years	Model	MAPE	Ljung-Box Q Sig	Fourier Residual Modification	MAPE
3 yrs	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	3.122	0.6966	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	1.699
5 yrs	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	5.260	0.5514	FSARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.835
10 yrs	SARIMA(2,1,0)(2,0,0) ₁₂	5.636	0.4625	FSARIMA(2,1,0)(2,0,0) ₁₂	1.424

Table 2 shows that FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂, 5 years data, had the least predicted error in MAPE measurement at 0.835. Self-correlate test of discrepancy, it found no correlation in itself. The Q-values of Box-Ljung has a p-values of 0.5514.

By the FSARIMA (2,1,0)(1,0,0)₁₂, it was derived from the improvement of the predictive Fourier residual modification efficiency of the SARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂. The equation is as follows:

$$\hat{x}_t = 0.1252Y_{t-1} - 0.1244Y_{t-2} - 0.0780\epsilon_{t-1}$$

By improving the efficiency of the Fourier residual modification, the best predictor of the ARIMA model is FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂, using 5 years data, the predictive values is shown in Figure4. Normality test of residual is shown in Figure 5.

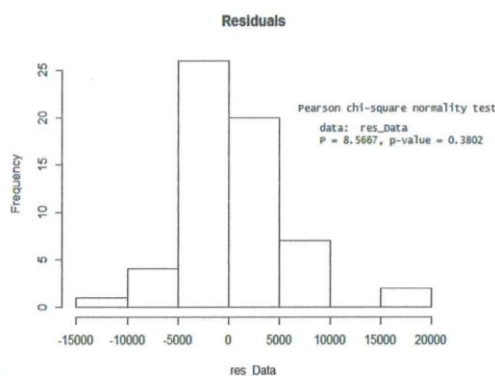
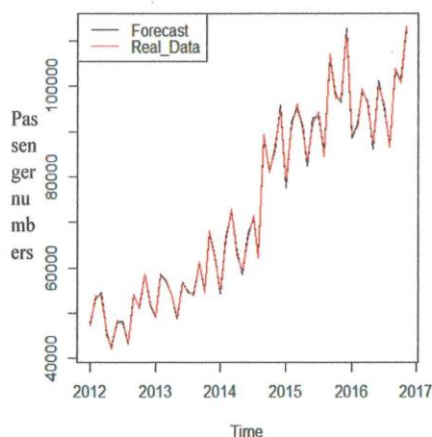


Figure 4 Comparison of Actual and Predicted Figure5 Histogram of Noise Residuals FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂, Data Set of 5 Years of FSARIMA(2,1,0)(1,0,0)₁₂



5.1.3 Comparative Summary of Forecasting Model Efficiency for Arrivals

From the study of time series using SARIMA and GM(1,1) on Arrivals by using Fourier residual modification, the results are shown in Table 3 and Figure 6-8.

Table 3 The Comparison of the Efficiency of the Forecasting Model

Years	Model	MAPE
3 yrs	GM(1,1)	8.902
	FGM(1,1)	0.707
	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	3.122
	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	1.699
5 yrs	GM(1,1)	8.479
	FGM(1,1)	0.539
	SARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	5.260
	FSARIMA(2,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.835
10 yrs	GM(1,1)	10.936
	FGM(1,1)	1.058
	SARIMA(2,1,0)(2,0,0) ₁₂	5.636
	FSARIMA(2,1,0)(2,0,0) ₁₂	1.424

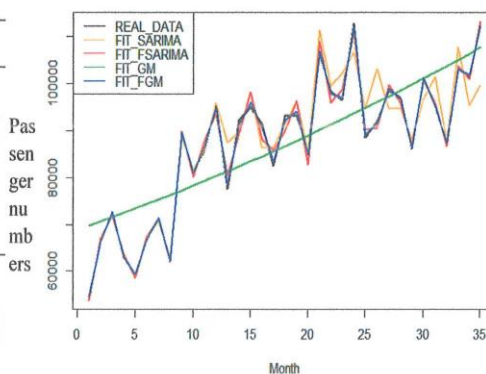


Figure 6 Forecasting Model on 3 Years

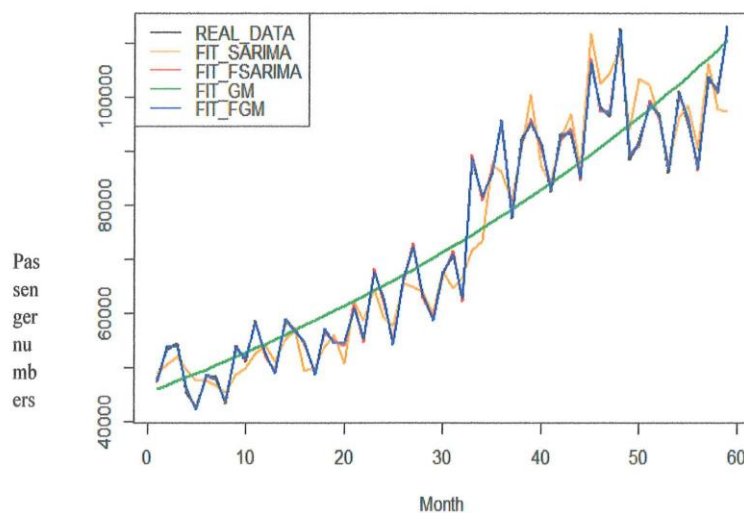


Figure 7 Forecasting Model on 5 Years

"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND

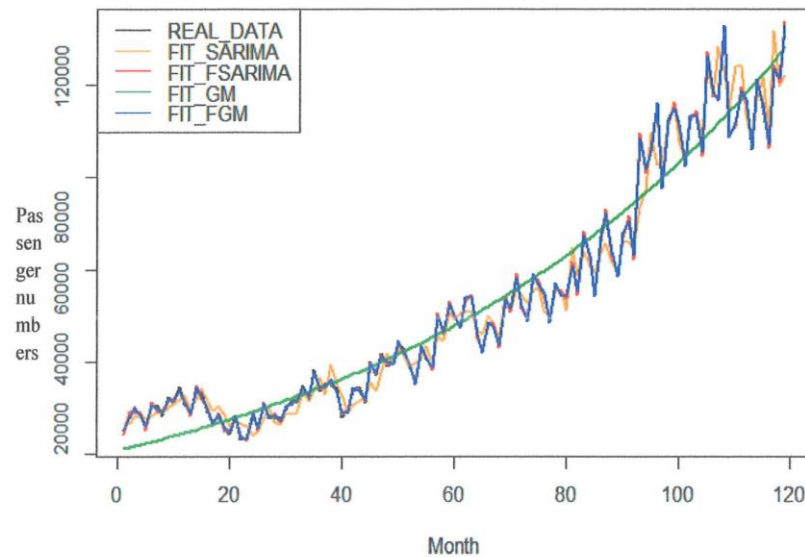



Figure 8 Forecasting Model on 10Years

From the Table 3 and Figure 6 - 8, the optimal forecasting model for the Arrivals of Udon Thani International is FGM(1,1) of the 5 years data has the lowest MAPE of 0.539 FGM (1,1) of the 3 years data has a MAPE of 0.707 and FGM(1,1) of the 10 years data has a MAPE of 1.058, respectively.

5.1.4 Forecasting Values for Arrivals Model

The study found that FGM(1,1), was the best 5 years data of the Arrivals of Udon Thani International Airport in Northeast of Thailand with the lowest MAPE of 0.539. The forecasting values are shown in Table 4 and Figure 9.

"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND



Table 4 Forecasting Values FGM(1,1) of the 5YearsData

Month-Years	Forecast
January-2017	115,764.0
February-2017	123,213.6
March-2017	124,333.6
April-2017	117,375.3
May-2017	114,631.5
June-2017	122,275.5
July-2017	122,431.4
August-2017	119,739.4
September-2017	130,582.2
October-2017	129,811.3
November-2017	137,581.6
December-2017	132,989.6

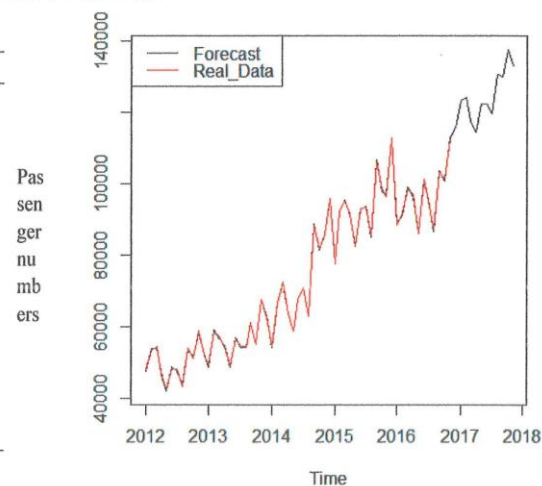


Figure 9 Comparison of Actual and Forecasted Values

5.2 Forecasting model on departures

5.2.1 Grey forecasting model GM(1,1) and Fourier residual modification FGM(1,1)

Based on the study of time series movement using the GM(1,1) model of Departures of Udon Thani International Airport. Fourier residual modification was applied to improve the efficiency of the forecasting model. The results are shown in Table 5.

Table 5 Comparison of Forecasting Efficiency by GM(1,1) and FGM(1,1) for Departures

Years	Model	MAPE	Fourier Residual Modification	
			FGM(1,1)	MAPE
3 yrs	GM(1,1)	8.911	FGM(1,1)	0.696
5 yrs	GM(1,1)	9.026	FGM(1,1)	0.941
10 yrs	GM(1,1)	11.458	FGM(1,1)	1.081



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND

Table 6 shows that the FGM(1,1) of the 3 years data had the lowest predicted error of MAPE with 0.696. The FGM(1,1) was derived from improving the efficiency of the Fourier residual modification predictive model of the GM(1,1).

The parameters of GM(1,1) is as follows.

$$a = -0.01306922 \text{ and } b = 68566.12$$

The GM(1,1) equation model is obtained as follows:

$$\hat{x}^{(1)}(k) = 5303049.96 e^{-0.01511163(k-1)} - 5246381.96$$

After the modification by using Fourier residual modification, there is the best predictive values of the FGM(1,1) model using the 3 years data as shown in Figure 10.

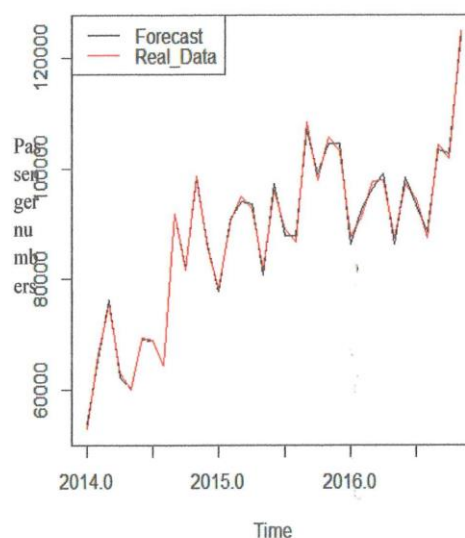


Figure 10 Comparison of Actual and Predicted Values of the FGM(1,1) with 3 Years

5.2.2 SARIMA Model and Fourier Residual Modification SARIMA Model (FSARIMA)

Based on the study of the movement of time series using the SARIMA, it was found that the number of Departures at Udon Thani International Airport in Northeast of Thailand had a trend of data with increasing tendency. The data was non stationary with a seasonal influence. The Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average: SARIMA (p, d, q)(P, D, Q)_s was used. The ACF and PACF were used to determine the predicted model which had the predictability with the lowest BIC values from the Ljung-Box statistics, when the SARIMA prediction model was obtained, the



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND



Fourier residual modification was applied to the residual. Results of the comparison of the efficiency of the forecasting model were shown in Table 7.

Table 7 Comparison of SARIMA and FSARIMA Forecasting Performance for Departures

Years	Model	MAPE	Ljung-Box Q Sig	Fourier Residual Modification	MAPE
3 yrs	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	4.520	0.1926	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	3.065
5 yrs	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	6.268	0.7877	FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.304
10 yrs	SARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	5.956	0.9299	FSARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	0.669

Table 5 shows FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂, with 5 years data. The least predicted error in MAPE measurement is 0.304. For Self-correlate test of discrepancy, it found that no correlation in itself. The Q-values of Box-Ljung has a p-values of 0.7877.

By the FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂, it was derived from the improvement of the predictive Fourier residual modification efficiency of the SARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂. The equation is as follows:

$$\hat{x}_t = 0.1208Y_{t-1} - 0.0898\epsilon_{t-1} .$$

By improving the efficiency of the Fourier residual modification, the best predictor of the ARIMA model is FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂, using 5 years of data, the predictive values is shown in Figure 11. Normality test of residual is shown in Figure 12.



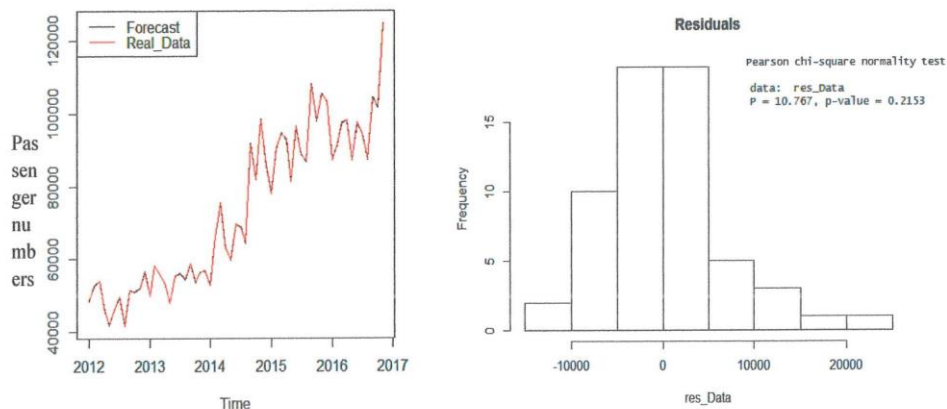


Figure 11 Comparison of Actual and Predicted Figure12 Histogram of Noise Residuals FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂, Data Set of 5 Years of FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂

5.2.3 Comparative Summary of Forecasting Model Efficiency for Departures

From the study of time series using SARIMA and GM(1,1) on Arrivals by using Fourier residual modification, the results are shown in Table 7 and Figure 13 - 15

Table 7 The Comparison of the Efficiency of the Forecasting Model.

Years	Model	MAPE
3 yrs	GM(1,1)	8.911
	FGM(1,1)	0.696
	SARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	4.520
	FSARIMA(0,1,0)(0,1,0) ₁₂	3.065
5 yrs	GM(1,1)	9.026
	FGM(1,1)	0.941
	SARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	6.268
	FSARIMA(1,1,0)(1,0,0) ₁₂	0.304
10 yrs	GM(1,1)	11.458
	FGM(1,1)	1.081
	SARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	5.596
	FSARIMA(1,1,0)(2,0,0) ₁₂	0.669

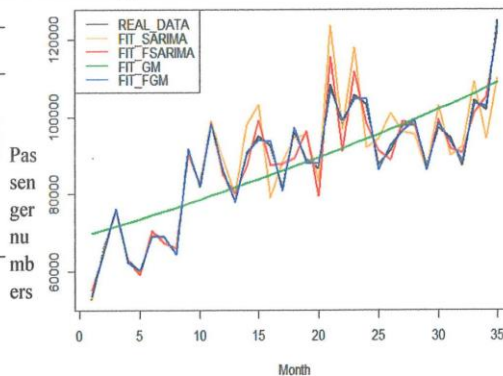


Figure13 Forecasting Model on 3 Years

"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"



The **5TH** PSU-USM INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA, PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND

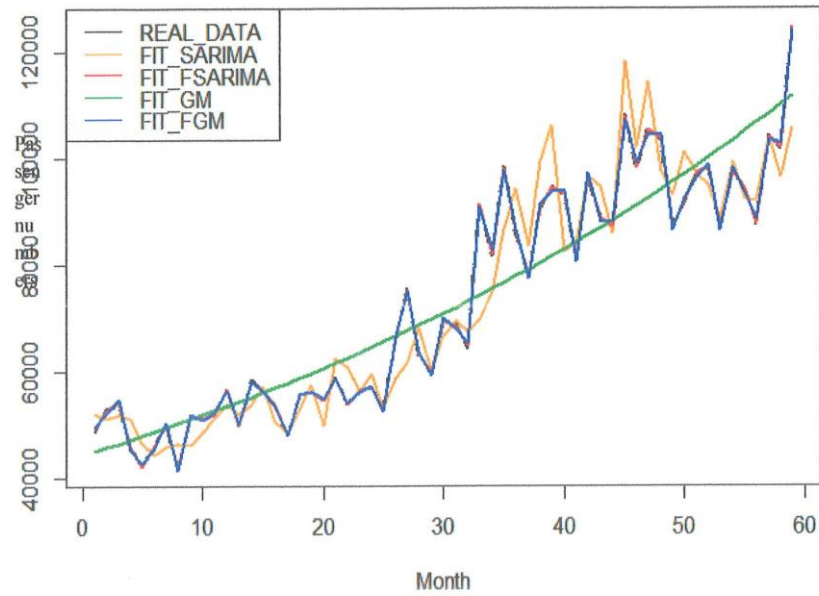


Figure 14 Forecasting Model on 5Years

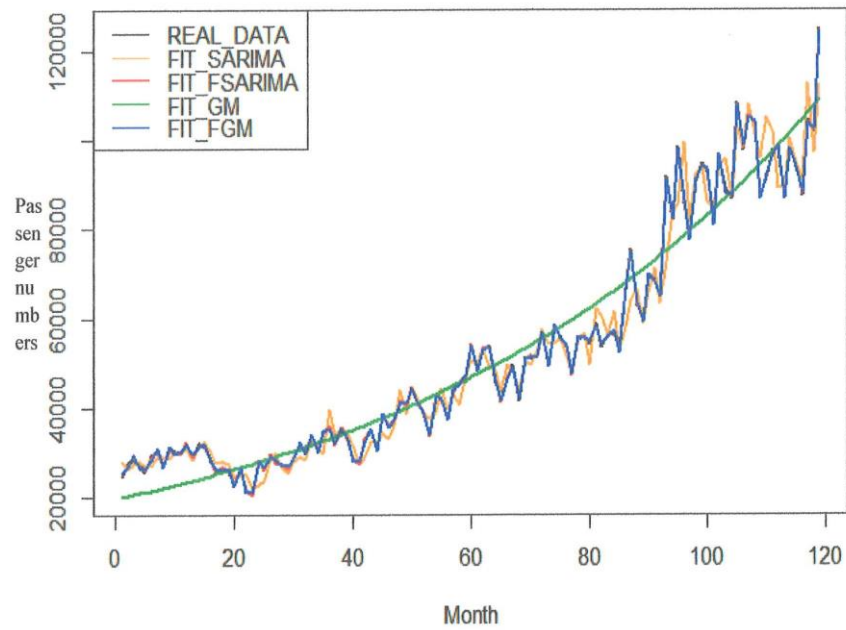


Figure 15 Forecasting Model on 10Years

"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH PSU-USM** INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST 2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND

From the Table 7 and Figure 13 - 15, the optimal forecasting model for the Departures of Udon Thani International Airport is FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ of the 5 years data has the lowest MAPE of 0.304, FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂ of the 10 years data has a MAPE of 0.669 and FGM(1,1) of the 3 years data has a MAPE of 0.696, respectively.

5.2.4 Forecasting Values For Departures Model

The study found that FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ the best 5 years data of the Departures of Udon Thani International Airport in Northeast of Thailand with the lowest MAPE of 0.304. The highest forecasting values are shown in Table 8 and Figure 16.

Table 8 Forecasting Values FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂ of the 5 years Data

Month-Years	Forecast
January-2017	110,154.5
February-2017	115,090.6
March-2017	119,021.3
April-2017	112,268.5
May-2017	114,886.4
June-2017	121,880.9
July-2017	127,842.4
August-2017	120,120.1
September-2017	129,914.2
October-2017	132,558.2
November-2017	129,614.4
December-2017	135,990.7

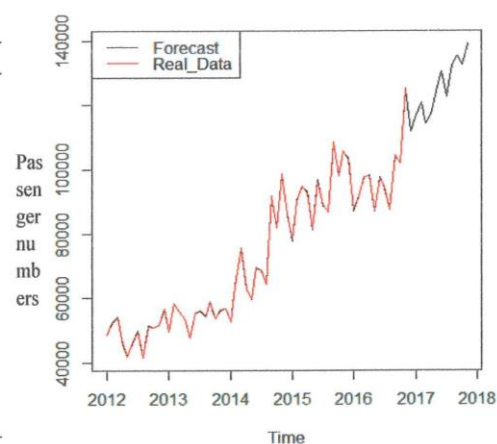


Figure 16 Comparison of Actual and Forecasted Values

6. Conclusion

Based on the analysis of the optimal forecasting models for Arrivals and Departures of Udon Thani International Airport in Northeast of Thailand. it found forecast models for the prediction of Arrivals was FGM(1,1), 5 years data with the lowest MAPE of 0.539; followed by the FGM(1,1), 3 years data with the MAPE of 0.707; and FGM(1,1), 10 years data with the MAPE of 1.058, respectively. On the other hand, forecasting models for the Departures was FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂, 5 years data



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"



The **5TH PSU-USM**
INTERNATIONAL CONFERENCE
ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST
2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND

at the lowest MAPE of 0.304, followed by FSARIMA(1,1,0)(2,0,0)₁₂, 10 years of the MAPE 0.669, and FGM(1,1), 3 years data of the MAPE 0.696, respectively. When the amount of data analysis is small; i.e. 3 years, the most effective forecasting model was FGM(1,1). The best forecasting model for Arrivals is FGM(1,1), 5 years data with lowest MAPE of 0.539. The best predictive model for forecasting the number of Departures at Udon Thani International Airport was FSARIMA(1,1,0)(1,0,0)₁₂, 5 years data, with the lowest MAPE values of 0.304. Especially, the Fourier residual modification has been successfully applied in modifying the residuals in Grey forecasting GM(1,1) and SARIMA model, which reduces the values of MAPE. The new forecasting model is significantly more efficient in all forecasting model. In the next study, researchers will lead to application and developing the forecasting model with the Grey Model, Box-Jenkins method and the Fourier residual modification in future research by expanding to forecast of the number of passengers at all airports in the Northeast of Thailand.

References

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). **Forecasting and Control**. (5th ed). n.p.
- Huang, Y. F., Nguyen, T. L., & Shu, M. H. (2013). Forecasting Inbound Tourism Demand in Thailand with Grey Model. **Recent Researches in Applied Economics and Management**, 2,66-70.
- Julong, D. (1982). Control Problems of Grey Systems, **Systems & Control Letters**, 1(5), 288-294.
- Nguyen, T. L., Shu, M. H., & Hsu, B. M. (2013). Forecasting International Tourism Demand-An Empirical Case in Taiwan. **Asian Journal of Empirical Research**, 3(6), 711-724.
- Nguyen, T. L., Shu, M. H., Huang, Y. F., & Hsu, B. M. (2013). Accurate Forecasting Models in Predicting the Inbound Tourism Demand in Vietnam. **Journal of Statistics and Management Systems**, 16(1), 25-43.
Doi:10.1080/09720510.2013.777570.



"INNOVATION CREATION, SOCIAL ENGAGEMENT TOWARD SUSTAINABLE COMMUNITY"

The **5TH** PSU-USM
INTERNATIONAL CONFERENCE
ON ARTS AND SCIENCES

8-9 AUGUST
2017
DUANGJITT RESORT AND SPA,
PATONG BEACH, PHUKET, THAILAND



- Rungjindarat, N., & Phansaita, N. (2016). Forecasting Russian Tourist Arrivals to Thailand Using SARIMA Model. **Dusit Thani College Journal**, 10(1), 180-191.
- Shu, M. Hung., Hung, W. J., Hsu, B. M., Nguyen, T. L., & Lu, C.,(2014). Forecasting with Fourier Residual Modified ARIMA Model-An Empirical Case of Inbound Tourism Demand in New Zealand. **WSEAS Transactions on Mathematics**, 13, 1 2-21, E-ISSN: 2224-2880.
- The Civil Aviation Authority of Thailand. (n.d.). **Airports under the Department of Civil Aviation. (The North East)**. Retrieved from <https://www.caat.or.th/th/archives/3494>
- The Civil Aviation Authority of Thailand. (n.d.). **Air Transportation and Aircraft**. Retrieved from <https://www.caat.or.th/th/archives/category/data-research-th/air-traffic-th>
- Tsaur, R. C. (2014). Residual Analysis using Fourier Series Transform in Fuzzy Time Series Model. **Iranian Journal of Fuzzy Systems**, 11(3), 43-54.
- Tsui, W. H. K., Balli H. O., Gilbey, A., & Gow, H. (2014). Forecasting of Hong Kong airport's passenger throughput. **Tourism Management**, 42, 62-76. Retrieved from www.elsevier.com/locate/tourman.



ประวัติย่อผู้วิจัย



ประวัติย่อผู้วิจัย

ชื่อ นามสกุล	นางอภิรดี นิ่มเจริญ
วัน เดือน ปีเกิด	วันที่ 11 มกราคม พ.ศ. 2526
ภูมิลำเนา	อำเภอเมือง จังหวัดราชบุรี ประเทศไทย
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2547 ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) เกียรตินิยมอันดับ 2 สาขาวิชาสถิติประยุกต์ มหาวิทยาลัยราชภัฏจันทรเกษม พ.ศ. 2561 ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วท.ม.) สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ที่อยู่ที่สามารถติดต่อได้	บ้านเลขที่ 19 ถนนรณชัยชาญยุทธ ตำบลในเมือง อำเภอเมือง จังหวัดร้อยเอ็ด 45000

