# การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่มาประเทศไทยโดยใช้อนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทเทียม

นายภณพล อเนกคุณวุฒิ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2563
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

# Forecasting International Tourist Arrivals to Thailand using Time Series and Artificial Neuron Network

Mr. Panapol Anekkunnawut

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering in Industrial Engineering
Department of Industrial Engineering
FACULTY OF ENGINEERING
Chulalongkorn University
Academic Year 2020
Copyright of Chulalongkorn University

| | |
|---|---|
| หัวข้อวิทยานิพนธ์ | การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่มาประเทศไทยโดยใช้อนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทเทียม |
| โดย | นายภณพล อเนกคุณวุฒิ |
| สาขาวิชา | วิศวกรรมอุตสาหการ |
| อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก | รองศาสตราจารย์ ดร.ระเกณฑ์ พุ่มชูศรี |

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

............................................................ คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(ศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

............................................................ ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.ดาริชา สุธีวงศ์)

............................................................ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(รองศาสตราจารย์ ดร.นระเกณฑ์ พุ่มชูศรี)

............................................................ กรรมการ

(ดร.นันทชัย กานตานันทะ)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

............................................................ กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มานพ เรี่ยวเดชะ)

ภณพล อเนกคุณวุฒิ : การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่มาประเทศไทยโดยใช้อนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทเทียม. ( Forecasting International Tourist Arrivals to Thailand using Time Series and Artificial Neuron Network) อ.ที่ปรึกษาหลัก : รศ. ดร.นระเกณฑ์ พุ่มชูศรี

อุตสาหกรรมการท่องเที่ยวเป็นหนึ่งในอุตสาหกรรมที่ใหญ่ที่สุดในโลกและส่งผลโดยตรงต่อเศรษฐกิจของประเทศไทย การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เข้ามาท่องเที่ยวแต่ละเดือนมีประโยชน์ในการนำไปใช้วางแผนรับมือกับความต้องการท่องเที่ยวของชาวต่างชาติแต่ละประเทศ เนื่องจากรูปแบบการพยากรณ์ที่เฉพาะเจาะจงสามารถบ่งบอกถึงลักษณะของการท่องเที่ยวของแต่ละประเทศได้ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอและเปรียบเทียบรูปแบบการพยากรณ์สำหรับนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เข้ามาในประเทศไทย ประเทศที่จะทำการวิเคราะห์ ได้แก่ ประเทศจีน ญี่ปุ่น เกาหลี มาเลเซีย รัสเซีย อังกฤษ สหรัฐอเมริกา สิงคโปร์ อินเดีย ออสเตรเลีย ลาว ฮ่องกง และเยอรมัน ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยนี้คือจำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติซึ่งถูกบันทึกเป็นข้อมูลรายเดือนตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ. 2556 ถึงตุลาคม พ.ศ. 2562 รูปแบบการพยากรณ์ที่นำมาใช้ ได้แก่ รูปแบบ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ตามฤดูกาลอัตโนมัติ (SARIMA) ตรีโกณมิติตามฤดูกาลการแปลงบ็อกซ์ค็อกซ์ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบเคลื่อนไหวอัตโนมัติแนวโน้มและฤดูกาล (TBATS) และโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) จากนั้นวัดผลความแม่นยำโดยค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) ผลการศึกษาพบว่า ประเทศส่วนใหญ่ที่ศึกษา SARIMA เป็นวิธีที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด อย่างไรก็ดีมีประเทศที่การพยากรณ์แบบอนุกรมเวลายังไม่ให้ผลเป็นที่น่าพอใจ (MAPE เกิน 8%) ได้แก่ ประเทศจีน อินเดีย และรัสเซีย และได้ใช้วิธี ANN ในการพยากรณ์เปรียบเทียบเพิ่มเติม ซึ่งมีเพียงประเทศจีนเท่านั้นที่ ANN ได้ผลแม่นยำกว่าวิธีอื่น

| | | |
|---|---|---|
| สาขาวิชา | วิศวกรรมอุตสาหการ | ลายมือชื่อนิสิต ............................................... |
| ปีการศึกษา | 2563 | ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก ............................. |

# # 6170236021 : MAJOR INDUSTRIAL ENGINEERING

KEYWORD: Forecasting, Tourism Industry, Tourists, SARIMA, TBATS, ANN

Panapol Anekkunnawut : Forecasting International Tourist Arrivals to Thailand using Time Series and Artificial Neuron Network. Advisor: Assoc. Prof. NARAGAIN PHUMCHUSRI, Ph.D.

Tourism industry is one of the largest industry in the world and it directly impacts Thai economy. Forecasting the monthly number of foreign tourists visiting Thailand is useful for planning the tourism needs from each country because the specific forecasting patterns can indicate the nature each country’s tourists. This research objective is to present and compare forecasting models for foreign tourists visiting Thailand. Countries to be analyzed include China, Japan, Korea, Malaysia, Russia, the United Kingdom, the United States of America, Singapore, India, Australia, Laos, Hong Kong, and Germany. The data used in this research is the number of foreign tourists visiting Thailand from these countries recorded monthly from January 2013 to October 2019. The forecasting models considered are the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average model (SARIMA), Trigonometric Seasonal, Box-Cox Transformation, ARMA residuals, Trend and Seasonality (TBATS), and Artificial Neural Network (ANN). The performances of these methods are evaluated by the mean absolute percentage error (MAPE). From the results, MAPE from SARIMA is the least for most counties. However, the considered time series methods are not satisfactory for China, India and Russia (MAPE ≥8%). ANN method is tested in these three countries and it can help reducing errors only for China.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

| | | |
|---|---|---|
| Field of Study: | Industrial Engineering | Student's Signature ............................... |
| Academic Year: | 2020 | Advisor's Signature .............................. |

# กิตติกรรมประกาศ

การที่วิทยาพนธ์ฉบับบนี้สามารถสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.นระเกณฑ์ พุ่มชูศรี อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้มอบความรู้ คำแนะนำอันมีค่าและความช่วยเหลือต่าง ๆ ตลอดการจัดทำวิทยานิพนธ์ ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร. ดาริชา สุธีวงศ์ ดร. นันทชัย กานตานันทะ และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. มานพ เรี่ยวเดชะ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่ช่วยให้คำแนะนำและชี้จุดบกพร่องให้วิทยานิพนธ์ฉบับบนี้ ขอขอบคุณ นายธารินทร์ โชติวนิส นายพรภวิษย์ เนียมจ้อย และนายอาทิตย์ โคตรแสนลี ที่คอยให้คำปรึกษา และให้ความช่วยเหลือต่าง ๆ อันเป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์ฉบับบนี้

สุดท้ายนี้ ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ผู้ให้กำเนิด ที่คอยเป็นกำลังใจ และแรงสนับสนุนอันดีให้กับข้าพเจ้าตลอดมา

ภณพล อเนกคุณวุฒิ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

# สารบัญ

หน้า


........................................................................................................................ ค

บทคัดย่อภาษาไทย........................................................................................................ ค

........................................................................................................................ ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.................................................................................................... ง

กิตติกรรมประกาศ......................................................................................................... จ

สารบัญ......................................................................................................................... ฉ

สารบัญตาราง............................................................................................................... ซ

สารบัญรูปภาพ.............................................................................................................. ฏ

บทที่ 1 บทนำ ................................................................................................................ 1

1.1 ความเป็นมาของอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว.................................................................. 1

1.2 จำนวนของนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยในปี 2561 และแนวโน้มจำนวนของนักท่องเที่ยวต่างชาติของปี 2562 ........................................................ 3

1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย............................................................................................ 9

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย .................................................................................................. 10

1.5 ผลลัพธ์ของงานวิจัย .................................................................................................. 10

1.6 ประโยชน์ของงานวิจัย ................................................................................................ 10

บทที่ 2 การศึกษาวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง............................................................................ 12

2.1 วิธีการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง........................................................................................ 12

2.2 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ..................................................................... 18

2.3 ตัวอย่างงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำเสนอเปรียบเทียบหรือสร้างแบบจำลองการพยากรณ์อุตสาหกรรมการท่องเที่ยว.............................................................................................. 19

บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน................................................................................................. 25



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3.1 ระเบียบของการวิจัย ........ 25

3.2 ข้อมูลของงานวิจัยนี้ ........ 30

3.3 แบบจำลองการพยากรณ์ ........ 33

3.4 การเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์ ........ 42

บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน ........ 43

4.1 วิธีอนุกรมเวลา (Time Series Method) ........ 43

4.2 วิธีเชิงสาเหตุ (Causal Method) ........ 50

บทที่ 5 บทสรุปงานวิจัยและข้อเสนอแนะ ........ 66

5.1 สรุปผลงานวิจัย ........ 66

5.2 ข้อจำกัดที่เกิดขึ้นในการสร้างแบบจำลอง ANN ........ 68

5.3 แนวทางการต่อยอดงานวิจัยในอนาคตของการพัฒนาแบบจำลอง ANN ........ 68

5.4 แนวทางการนำแบบจำลองไปใช้ในอนาคต ........ 69

บรรณานุกรม ........ 70

ประวัติผู้เขียน ........ 93


จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

# สารบัญตาราง

**หน้า**

ตารางที่ 1: ลำดับของ 16 ประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวที่เข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยมากที่สุดของแต่ละแหล่งที่มา (ปี 2561)........ 4

ตารางที่ 2: ลำดับของ 16 ประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวที่เข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยมากที่สุดของแต่ละแหล่งที่มา (ปี 2562)........ 6

ตารางที่ 3: เปรียบเทียบ 16 ลำดับประเทศที่มจำนวนนักท่องเที่ยวและรายได้มากที่สุด (ปี 2562).... 8

ตารางที่ 4: สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว แบบจำลองการพยากรณ์ที่ใช้ในการศึกษา และ การประเมินความถูกต้องของแต่ละงานวิจัยเพิ่มเติม........ 21

ตารางที่ 5: ลำดับของ 16 ประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวมาท่องเที่ยวและสร้างรายได้สูงที่สุด ...... 25

ตารางที่ 6: ลำดับคะแนนของ 16 ประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวมาท่องเที่ยวและสร้างรายได้สูงที่สุด........ 26

ตารางที่ 7: เลือกประเทศที่จะนำมาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จากคะแนนรวมของแต่ละประเทศ........ 27

ตารางที่ 8: ลำดับของ 13 ประเทศที่ได้เลือกนำจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยมาวิเคราะห์ในงานวิจัย........ 29

ตารางที่ 9: ความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์........ 42

ตารางที่ 10: ผลจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของ SARIMA โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 5 ปี เป็นชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training) (เดือนพฤศจิกายน ปี 2556 ถึง ตุลาคม ปี 2561) กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริง (เดือนพฤศจิกายน ปี 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562)........ 43

ตารางที่ 11: ผลจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของ SARIMA โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 3 ปี เป็นชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training) (เดือนพฤศจิกายน ปี 2558 ถึง ตุลาคม ปี 2561) กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริง (เดือนพฤศจิกายน ปี 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562)........ 44

ตารางที่ 12: ผลจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของ SARIMA โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 4 ปี เป็นชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training) (เดือนพฤศจิกายน ปี 2557 ถึง ตุลาคม ปี 2561) กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริง (เดือนพฤศจิกายน ปี 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562)........ 45

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 13: เปรียบเทียบผลจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของ SARIMA โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 3, 4 และ 5 ปี เป็นชุดข้อมูลฝึกอบ (Training) กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริง (เดือนพฤศจิกายน ปี 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562) ........ 46

ตารางที่ 14: ผลจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของ TBATS กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริง (เดือนพฤศจิกายน ปี 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562) เปรียบเทียบกับการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) SARIMA ........ 47

ตารางที่ 15: Coefficients ของปัจจัยจากที่เลือกใช้กับแต่ละประเทศเพื่อนำมาสร้างแบบจำลอง ANN โดยการนำปัจจัยมาวิเคราะห์ค่าความ significant ด้วยวิธีการถดถอย (Regression) (ประเทศจีน). 50

ตารางที่ 16: ANOVA (Analysis of Variance) ของปัจจัยที่เลือกมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANN และ ค่า R-sq ของประเทศจีน (Non-Stepwise) ........ 51

ตารางที่ 17: ค่า R-sq และ R-sq (adj) ของแต่ละประเทศที่เลือกมาสร้างแบบจำลอง ANN แบบ Non-Stepwise (จีน อินเดีย และ รัสเซีย) ........ 52

ตารางที่ 18: Coefficients ของปัจจัยจากที่เลือกใช้กับประเทศจีนเพื่อมาสร้างแบบจำลอง ANN โดยการนำปัจจัยมาวิเคราะห์ค่าความ significant ด้วยวิธีการถดถอย (Regression) (Stepwise)......... 52

ตารางที่ 19: ANOVA (Analysis of Variance) ของปัจจัยที่เลือกมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANN และ ค่า R-sq ของประเทศจีน (Stepwise) ........ 52

ตารางที่ 20: ANOVA (Analysis of Variance) ของปัจจัยที่เลือกมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANN และ ค่า R-sq ของประเทศอินเดีย (Stepwise) ........ 53

ตารางที่ 21: ANOVA (Analysis of Variance) ของปัจจัยที่เลือกมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANN และ ค่า R-sq ของประเทศรัสเซีย (Stepwise) ........ 54

ตารางที่ 22: ค่า R-sq และ R-sq (adj) ของแต่ละประเทศที่เลือกมาสร้างแบบจำลอง ANN แบบ Stepwise (จีน อินเดีย และ รัสเซีย) ........ 55

ตารางที่ 23: จำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ MAPE ของแต่ละประเทศที่ทำการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ ReLU function เป็น Activation function ........ 56

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 24: จำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ MAPE ของแต่ละประเทศที่ทำการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ ReLU function เป็น Activation function (Stepwise) ..... 56

ตารางที่ 25: เปรียบเทียบค่า MAPE ระหว่างข้อมูลปัจจัยที่ Non-Stepwise และ Stepwise ในแต่ละจำนวนชั้นของ Hidden layer nodes (ReLU function) ของการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN ..... 57

ตารางที่ 26: จำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ MAPE ของแต่ละประเทศที่ทำการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ Sigmoid function เป็น Activation function ..... 58

ตารางที่ 27: จำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ MAPE ของแต่ละประเทศที่ทำการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ Sigmoid function เป็น Activation function (Stepwise)) ..... 59

ตารางที่ 28: เปรียบเทียบค่า MAPE ระหว่างข้อมูลปัจจัยที่ Non-Stepwise และ Stepwise ในแต่ละจำนวนชั้นของ Hidden layer nodes (Sigmoid function) ของการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN ..... 59

ตารางที่ 29: เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN ของประเทศจีนโดยเฉลี่ย จากการใช้ ReLU function และ Sigmoid function เป็น Activation function ..... 60

ตารางที่ 30: ค่า Absolute Percentage forecasting Error values (APE) ของประเทศจีน ..... 61

ตารางที่ 31: จัดกลุ่มโดยใช้ Tukey Method ค่าของความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ (95% confidence interval) ..... 61

ตารางที่ 32: หาความแตกต่างของแต่ละแบบจำลองด้วยวามต่างของค่าเฉลี่ย (Tukey Simultaneous Tests for Differences of Means) ..... 61

ตารางที่ 33: เปรียบเทียบ MAPE ที่มาจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) กับข้อมูลจริงของแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN ..... 63

ตารางที่ 34: การแนะนำการเลือกแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN จากการวิเคราะห์ของ Tukey Simultaneous 95% CIs ของทุกประเทศ ..... 63

# สารบัญรูปภาพ

หน้า

รูปที่ 1: จำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยในแต่ละปี (2545-2561) ........ 2

รูปที่ 2: จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติทั้งหมดแต่ละประเทศที่เข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทย (ปี 2561) ........ 5

รูปที่ 3: จำนวนรายได้ที่ได้จากนักท่องเที่ยวต่างชาติทั้งหมดแต่ละประเทศที่เข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทย (ปี 2561) ........ 5

รูปที่ 4: จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติทั้งหมดแต่ละประเทศที่เข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทย (ปี 2562) ........ 7

รูปที่ 5: จำนวนรายได้ที่ได้จากนักท่องเที่ยวต่างชาติทั้งหมดแต่ละประเทศที่เข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทย (ปี 2562) ........ 7

รูปที่ 6: เปรียบเทียบรูปแบบข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนนักท่องจากประเทศมาเลเซีย เยอรมัน และจีน (พฤศจิกายน ปี 2556 ถึง ตุลาคม ปี 2561) ........ 9

รูปที่ 7: ลักษณะของแบบจำลอง ANN ........ 14

รูปที่ 8: รูปแบบการป้อนข้อมูลแบบ Feed-Forward neural network ........ 16

รูปที่ 9: รูปแบบการป้อนข้อมูลแบบ Recurrent Neural Network ........ 16

รูปที่ 10: รูปแบบกราฟการคำนวณโดย ReLU function ........ 17

รูปที่ 11: รูปแบบกราฟการคำนวณโดย Sigmoid function ........ 18

รูปที่ 12: จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติแต่ละประเทศที่ทำการคัดเลือกเพื่อนำมาทำการวิเคราะห์และสร้างแบบจำลอง (ปี 2562) ........ 28

รูปที่ 13: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศเยอรมันในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561 ........ 30

รูปที่ 14: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศสหรัฐอเมริกาในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561 ........ 31

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 15: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศสิงคโปร์ในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561 ........ 31

รูปที่ 16: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศลาวในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561 ........ 32

รูปที่ 17: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศจีนในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561 ........ 32

รูปที่ 18: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศมาเลเซียในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561 ........ 33

รูปที่ 19: ACF และ PACF ของประเทศสิงคโปร์ (พฤศจิกายน ปี 2556 ถึง ตุลาคม ปี 2561) ........ 34

รูปที่ 20: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศสิงคโปร์หลังจากทำการจัดการกับฤดูกาลแล้ว (Seasonal differencing) ........ 35

รูปที่ 21: ACF และ PACF ของประเทศสิงคโปร์หลังทำการจัดการกับฤดูกาลแล้ว (Seasonal differencing) ........ 35

รูปที่ 22: ตรวจสอบแบบจำลอง SARIMA(p, d, q)( P, D, Q)$_s$ ที่เลือก ........ 36

รูปที่ 23: ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับแบบจำลอง ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12] หรือ SARIMA(1,0,0) $(0,1,0)_{12}$ ........ 36

รูปที่ 24: Flow chart ของการสร้างแบบจำลอง ANN ในงานวิจัยนี้ ........ 41

รูปที่ 25: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศมาเลเซียด้วยแบบจำลอง SARIMA และ TBATS เดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2561 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2562 ........ 48

รูปที่ 26: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศเยอรมันด้วยแบบจำลอง SARIMA และ TBATS เดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2561 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2562 ........ 48

รูปที่ 27: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศญี่ปุ่นด้วยแบบจำลอง SARIMA และ TBATS เดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2561 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2562 ........ 49

รูปที่ 28: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศเกาหลีด้วยแบบจำลอง SARIMA และ TBATS เดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2561 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2562 ........ 49

รูปที่ 29: สมการที่ได้จากการนำปัจจัยที่เลือกมาทำวิธีการถดถอย (Regression) (ประเทศจีน) ........ 51

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 30: สมการจากวิธีการถดถอย (Regression) ที่ได้จากการนำปัจจัยที่เลือกมาทำ Stepwise (ประเทศจีน) ..... 53

รูปที่ 31: สมการจากวิธีการถดถอย (Regression) ที่ได้จากการนำปัจจัยที่เลือกมาทำ Stepwise (ประเทศอินเดีย) ..... 54

รูปที่ 32: สมการจากวิธีการถดถอย (Regression) ที่ได้จากการนำปัจจัยที่เลือกมาทำ Stepwise (ประเทศรัสเซีย) ..... 54

รูปที่ 33: ลักษณะของการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN โดยใช้ ReLU function เป็น Activation function แบบที่จำนวนชั้นของ Hidden layer nodes เป็น 1 ชั้น ..... 55

รูปที่ 34: ลักษณะของการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN โดยใช้ ReLU function เป็น Activation function แบบที่จำนวนชั้นของ Hidden layer nodes เป็น 2 ชั้น ..... 55

รูปที่ 35: ลักษณะของการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN โดยใช้ Sigmoid function เป็น Activation function แบบที่จำนวนชั้นของ Hidden layer nodes เป็น 1 ชั้น ..... 57

รูปที่ 36: ลักษณะของการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN โดยใช้ Sigmoid function เป็น Activation function แบบที่จำนวนชั้นของ Hidden layer nodes เป็น 2 ชั้น ..... 58

รูปที่ 37: เปรียบแบบจำลองแบบ Tukey Simultaneous 95% CIs ..... 62

รูปที่ 38: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศจีนด้วยแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN ..... 64

รูปที่ 39: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศอินเดียด้วยแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN ..... 65

รูปที่ 40: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศจีนด้วยแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN ..... 65

รูปที่ 41: ตัวอย่างข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของประเทศอินเดียเดือน พฤศจิกายน ปี พ.ศ. 2560 ถึง เดือนตุลาคมปี พ.ศ. 2562 ..... 67

รูปที่ 42: ตัวอย่างข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของประเทศรัสเซียเดือน พฤศจิกายน ปี พ.ศ. 2556 ถึง เดือนตุลาคมปี พ.ศ. 2562 ..... 67

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

# บทที่ 1 บทนำ

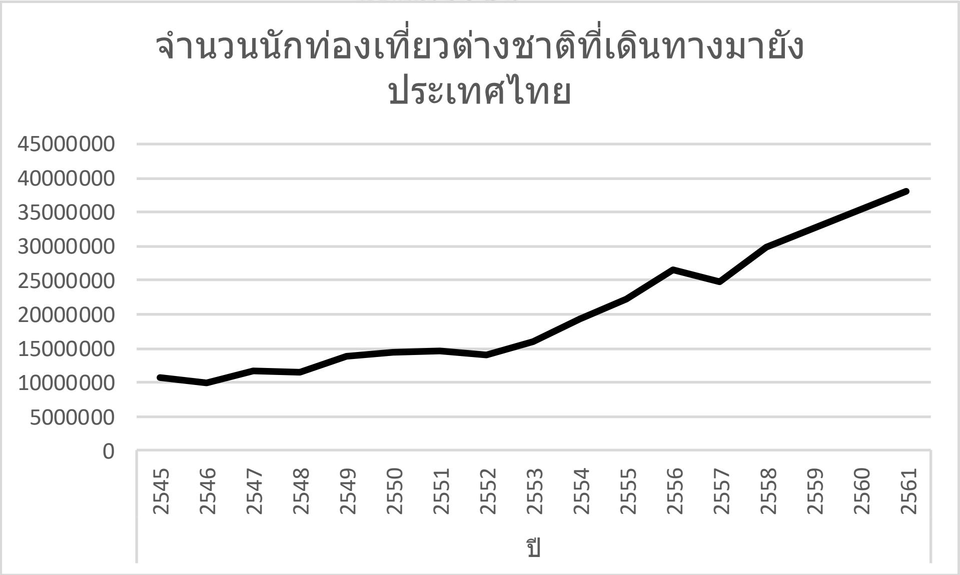
## 1.1 ความเป็นมาของอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว

อุตสาหกรรมการท่องเที่ยวเป็นหนึ่งในอุตสาหกรรมที่ใหญ่ที่สุดในโลก ไม่ว่าจะเป็นประเทศใดจำเป็นที่จะต้องใช้การเดินทางระหว่างประเทศ อาจกล่าวได้ว่าการรู้ถึงลักษณะการท่องเที่ยวของประเทศต่าง ๆ จะส่งผลทำให้สามารถคาดการณ์ได้ว่าจะเกิดอะไรขึ้นในเวลานั้น เพื่อเตรียมความพร้อมสำหรับการรับมืออย่างถูกต้อง

ประเทศไทยเป็นประเทศที่มีผลิตภัณฑ์ด้านการท่องเที่ยวทางธรรมชาติ วัฒนธรรมหลากหลาย และแหล่งท่องเที่ยวชายหาดที่สวยงาม องค์ประกอบทั้งหมดเหล่านี้เป็นสิ่งที่ดึงดูดให้นักท่องเที่ยวจากทั่วโลกอยากมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยเป็นอย่างมาก โดยเฉพาะประเทศจากฝั่งยุโรป อเมริกา เอเชียใต้ โอเชียเนีย (Oceania) ตะวันออกกลาง และแอฟริกา นอกจากการที่มาท่องเที่ยวแล้วชาวต่างชาติบางกลุ่มได้เข้ามาที่ประเทศไทยเพื่อที่จะดูลู่ทางในการทำธุรกิจที่ประเทศไทยอีกด้วย ในนิตยสารการท่องเที่ยวและการสำรวจวิถีชีวิตหลายฉบับประเทศไทยได้รับการจัดอันดับให้ติดอันดับหนึ่งในสิบของชายหาด แหล่งบันเทิง และร้านอาหาร โดยที่กล่าวมานี้มาจากการสำรวจของนิตยสารการท่องเที่ยวนามว่า “โลนลี แพลนเน็ต (Lonely Planet)” ซึ่งเป็นนิตยสารการท่องเที่ยวที่มีคนนิยมมากโดยเฉพาะในหมู่นักท่องเที่ยวอายุน้อย ทั้งนี้แสดงให้เห็นว่าประเทศไทยเป็นจุดขายที่ยอดนิยมในแง่ของสถานที่ท่องเที่ยว และอาหาร

เมื่อกล่าวถึงวัฒนธรรมแล้วคงต้องบอกว่าประเทศไทยมีอารยธรรมเก่าแก่ที่ยังคงรักษาไว้ให้ได้ดูชมกันมากมาย โดยโบราณสถานของไทยที่เป็นแหล่งอารยธรรมโบราณที่สามารถบอกเล่าความเป็นมาของประเทศไทยยกตัวอย่าง เช่น อุทยานประวัติศาสตร์กำแพงเพชร จังหวัดกำแพงเพชร อุทยานประวัติศาสตร์สุโขทัย จังหวัดสุโขทัย อุทยานประวัติศาสตร์พระนครศรีอยุธยา จังหวัดพระนครศรีอยุธยา และ อื่น ๆ เป็นต้น

จากรูปที่ 1 แสดงให้เห็นได้ว่าจำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยมีแนวโน้มเติบโตอย่างต่อเนื่อง ซึ่งในปี 2557 เท่านั้นที่มีการลดลงของจำนวนนักท่องเที่ยวเนื่องจากมีเหตุการณ์ภายในประเทศบางอย่างจึงอาจส่งผลกระทบต่อจำนวนนักท่องเที่ยวที่ลดลงนี้ แต่หลังจากปี 2557 จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยมีจำนวนที่เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง หากจำนวนนักท่องเที่ยวเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องเช่นนี้จะส่งผลให้รายได้จากการท่องเที่ยวในประเทศไทยเพิ่มสูงขึ้นเช่นกัน ดังนั้นจึงมีความจำเป็นที่จะต้องคาดการณ์จำนวนนักท่องเที่ยวที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยเพื่อรับมือกับสถานการณ์ต่าง ๆ ที่จะเกิดขึ้นในวันข้างหน้า




*รูปที่ 1: จำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยในแต่ละปี (2545-2561)*
ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาพรวมของจำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยที่ได้เห็นจากรูปที่ 1 เป็นการนำเสนอจำนวนของนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติโดยรวมของหลากหลายประเทศ โดยงานวิจัยนี้จะนำข้อมูลของประเทศที่มีความสำคัญกับการท่องเที่ยวของประเทศไทยมาทำการวิเคราะห์ และสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับแต่ละประเทศ เพื่อรองรับกับความเป็นไปได้ของจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติจากประเทศที่มีความสำคัญต่อการท่องเที่ยวของประเทศไทย

โดยในแต่ละประเทศจะมีลักษณะของการเดินทางมาท่องเที่ยวที่บ่งบอกถึงรูปแบบของการท่องเที่ยวของประเทศนั้น ซึ่งเหตุผลที่ใช้ในการเลือกประเทศที่จะนำข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวที่เดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยจากประเทศเหล่านั้นมาทำการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลอง คือ จำนวนของนักท่องเที่ยวต่างชาติที่มาจากประเทศเหล่านั้นมีจำนวนมาก โดยจะมีการ

กระจายการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวของประเทศที่สนใจในแต่ละทวีปเพื่อเน้นความหลากหลายจากแหล่งที่มาของนักท่องเที่ยวต่างชาติแต่ละประเทศเช่นกัน

### 1.2 จำนวนของนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยในปี 2561 และแนวโน้มจำนวนของนักท่องเที่ยวต่างชาติของปี 2562

ในปี 2561 นักท่องเที่ยวต่างชาติที่มาเยือนประเทศไทยบรรลุเป้าหมายด้านรายได้อยู่ในอันดับที่ 4 ของโลก ประเทศไทยถือเป็นประเทศการท่องเที่ยวที่มีชื่อเสียงระดับโลกในขณะที่อุตสาหกรรมการท่องเที่ยวของไทยเป็นส่วนสำคัญในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจของประเทศ จากการเปิดเผยสถานการณ์การท่องเที่ยวในปี 2561 โดยกระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬา เนื่องจากประเทศไทยมีโอกาสต้อนรับนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติจำนวน 38,277,300 คน เพิ่มขึ้น 7.54% จากปี 2560 มีรายได้ 2,007,503 ล้านบาทเพิ่มขึ้น 9.63% รวมถึงรายได้จากการท่องเที่ยวมูลค่ากว่า 3,075,683 ล้านบาท

ในปี 2562 เป้าหมายของนักท่องเที่ยวต่างชาติอยู่ที่ 41 ล้านคน สำหรับแนวโน้มการท่องเที่ยวในปี 2562 คาดว่าจะมีโอกาสเพิ่มขึ้นที่จะได้ต้อนรับนักท่องเที่ยวต่างชาติจากปีที่แล้ว ที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติอยู่ที่ 38.28 ล้านคนเพิ่มขึ้น 7.5% ซึ่งจะสามารถสร้างรายได้มากกว่า 2.21 ล้านล้านบาท เติบโตสูงถึง 10% โดยนักท่องเที่ยวชาวจีนมีจำนวนนักท่องเที่ยวกว่า 11.69 ล้านคนจะเดินทางมาประเทศไทย และอีก 11% นักท่องเที่ยวจากประเทศอาเซียน 11.31 ล้านคนเพิ่มขึ้น 10% และ 6.9 ล้านคนจากยุโรปเพิ่มขึ้น 2%

กลุ่มของประเทศที่มีนักท่องเที่ยวต่างชาติเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยมากที่สุดจากทั่วโลก คือ กลุ่มประเทศที่มาจากเอเชียตะวันออก โดยประเทศที่มีจำนวนของนักท่องเที่ยวมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยเป็นจำนวนมากที่มาจากเอเชียตะวันออก ได้แก่ ประเทศจีน เกาหลี ลาว และญี่ปุ่น เป็นต้น

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

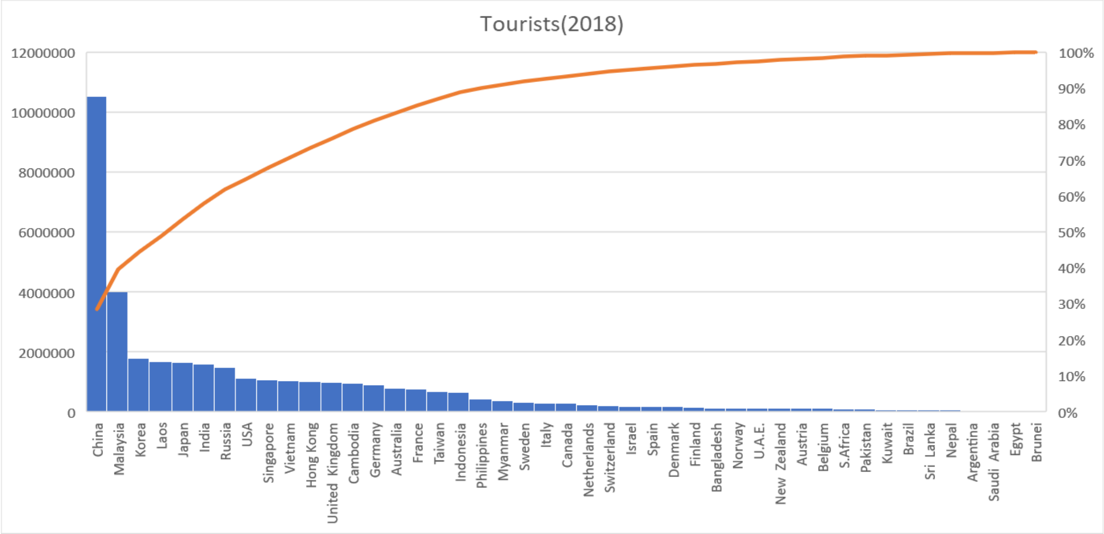
ตารางที่ 1: ลำดับของ 16 ประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวที่เข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยมากที่สุดของแต่ละแหล่งที่มา (ปี 2561)

| ลำดับที | ประเทศ | จำนวนของนักท่องเที่ยว (2561) | รายได้ที่ได้จากนักท่องเที่ยว (ล้านบาท) |
|---|---|---|---|
| 1 | จีน | 10,535,241 | 518,911.67 |
| 2 | มาเลเซีย | 4,020,526 | 105,031.60 |
| 3 | เกาหลี | 1,796,426 | 103,499.04 |
| 4 | ลาว | 1,664,630 | 80,617.59 |
| 5 | ญี่ปุ่น | 1,656,101 | 80,504.15 |
| 6 | อินเดีย | 1,598,346 | 74,487.51 |
| 7 | รัสเซีย | 1,472,789 | 71,240.05 |
| 8. | สหรัฐอเมริกา | 1,122,270 | 67,767.18 |
| 9 | สิงคโปร์ | 1,069,867 | 59,840.62 |
| 10 | เวียดนาม | 1,028,150 | 55,053.63 |
| 11 | ฮ่องกง | 1,015,749 | 49,547.94 |
| 12 | อังกฤษ | 986,854 | 45,885.74 |
| 13 | เยอรมัน | 886,523 | 38,894.23 |
| 14 | กัมพูชา | 948,824 | 38,346.73 |
| 15 | ออสเตรเลีย | 801,203 | 36,426.55 |
| 16 | ฝรั่งเศส | 749,556 | 34,031.78 |

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

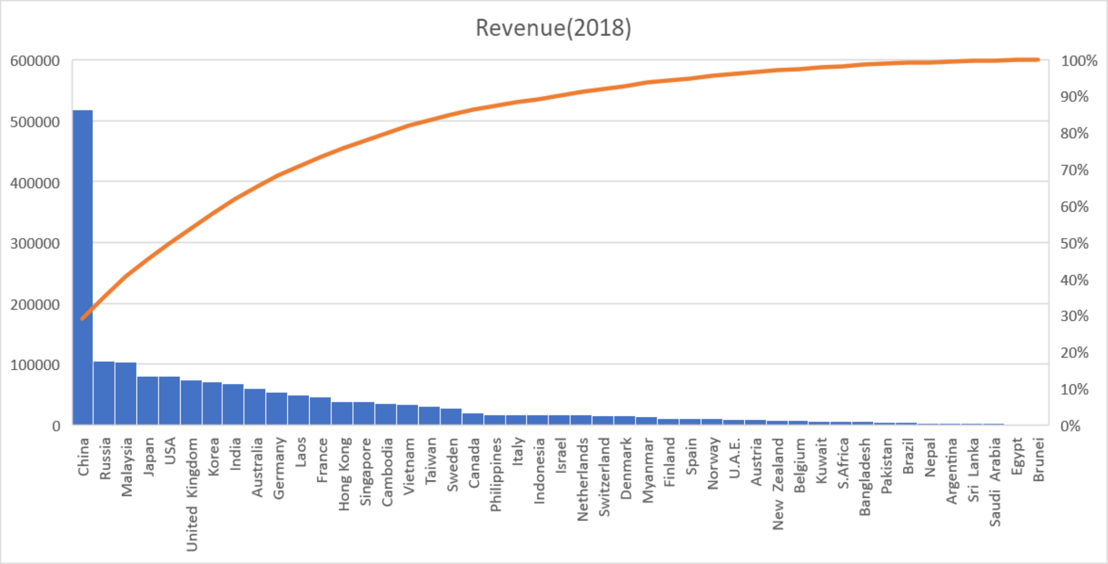
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากตารางที่ 1 ทำให้ทราบถึงจำนวนนักท่องเที่ยวของประเทศสำคัญที่มีจำนวนของนักท่องเที่ยวที่เข้ามาในประเทศไทยมากสุด 16 ลำดับ และได้ทราบถึงรายได้ที่ได้รับจากการมาท่องเที่ยวของคนจากแต่ละประเทศของปี 2561




*รูปที่ 2: จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติทั้งหมดแต่ละประเทศที่เข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทย (ปี 2561)*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย




*รูปที่ 3: จำนวนรายได้ที่ได้จากนักท่องเที่ยวต่างชาติทั้งหมดแต่ละประเทศที่เข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทย (ปี 2561)*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จากรูปที่ 2 และ 3 จะเห็นได้ว่าประเทศที่มีจำนวนของนักท่องเที่ยวที่เข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทยและจำนวนของรายได้มากที่สุด คือ ประเทศจีน มีจำนวนของนักท่องเที่ยวมากถึง 10.5 ล้านคน คิดเป็น 27.6% และรายได้กว่า 5.2 แสนล้านบาท คิดเป็น 28.98% ของชาวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยทั้งหมด โดยประเทศจีนเป็นประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวเป็นอันดับหนึ่งมาตลอดมากกว่า 10 ปี และมีแนวโน้มที่จะมีจำนวนเพิ่มขึ้นในทุกปี

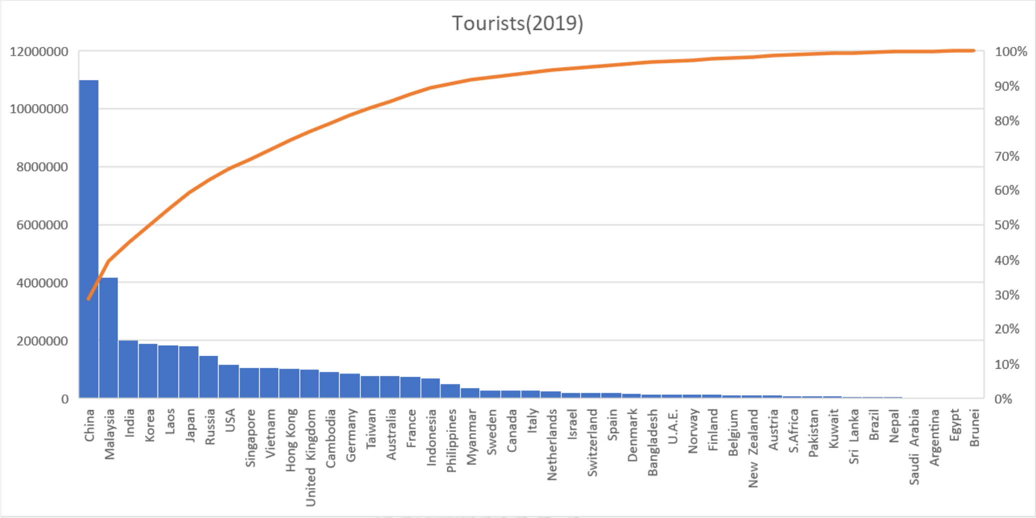
*ตารางที่ 2: ลำดับของ 16 ประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวที่เข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยมากที่สุดของแต่ละแหล่งที่มา (ปี 2562)*

| ลำดับที | ประเทศ | จำนวนของนักท่องเที่ยว (2562) | รายได้ที่ได้จากนักท่องเที่ยว (ล้านบาท) |
|---|---|---|---|
| 1 | จีน | 10,994,721 | 543,707.33 |
| 2 | มาเลเซีย | 4,166,868 | 106,728.72 |
| 3 | อินเดีย | 1,995,516 | 103,784.23 |
| 4 | เกาหลี | 1,887,853 | 89,807.95 |
| 5 | ญี่ปุ่น | 1,806,340 | 86,372.01 |
| 6 | ลาว | 1,845,375 | 83,276.12 |
| 7 | รัสเซีย | 1,483,453 | 74,367.38 |
| 8. | สหรัฐอเมริกา | 1,167,845 | 74,164.38 |
| 9 | สิงคโปร์ | 1,056,836 | 56,227.85 |
| 10 | เวียดนาม | 1,047,629 | 54,881.26 |
| 11 | ฮ่องกง | 1,045,198 | 52,319.70 |
| 12 | อังกฤษ | 994,018 | 44,524.02 |
| 13 | กัมพูชา | 907,506 | 40,320.69 |
| 14 | เยอรมัน | 857,487 | 37,729.01 |
| 15 | ไต้หวัน | 789,923 | 35,766.51 |
| 16 | ออสเตรเลีย | 768,668 | 35,552.61 |

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

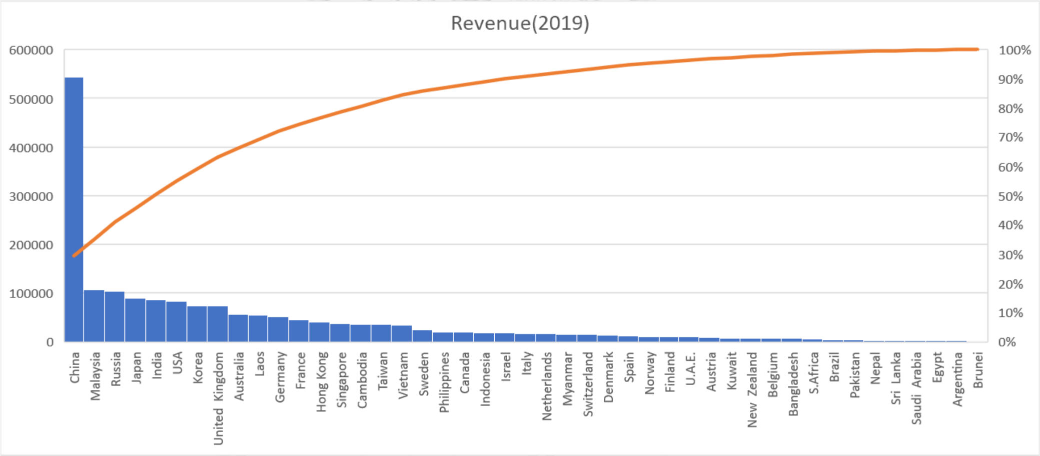
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากตารางที่ 2 ทำให้ทราบถึงจำนวนนักท่องเที่ยวในประเทศสำคัญที่มีจำนวนของนักท่องเที่ยวที่เข้ามาในประเทศไทยมากสุด 16 ลำดับ และได้ทราบถึงรายได้ที่ได้รับจากการมาท่องเที่ยวของนักท่องเที่ยวจากแต่ละประเทศของปี 2562




*รูปที่ 4: จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติทั้งหมดแต่ละประเทศที่เข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทย (ปี 2562)*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย




*รูปที่ 5: จำนวนรายได้ที่ได้จากนักท่องเที่ยวต่างชาติทั้งหมดแต่ละประเทศที่เข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทย (ปี 2562)*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จากรูปที่ 4 และ 5 จะเห็นได้ว่ามีหลากหลายประเทศที่มีจำนวนของนักท่องเที่ยวที่เข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยและจำนวนของรายได้ที่มาก ซึ่งในจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติจากประเทศเหล่านั้นส่งผลกระทบต่อรายได้และเศรษฐกิจของประเทศไทยเป็นอย่างมาก จึงได้ทำการเรียงลำดับประเทศตามจำนวนของนักท่องเที่ยวและรายได้เพื่อทำการเลือกประเทศที่จะทำการศึกษาและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ที่แม่นยำมาเพื่อใช้ในการรองรับสถานการณ์ที่จะเกิดขึ้นได้อย่างเหมาะสม

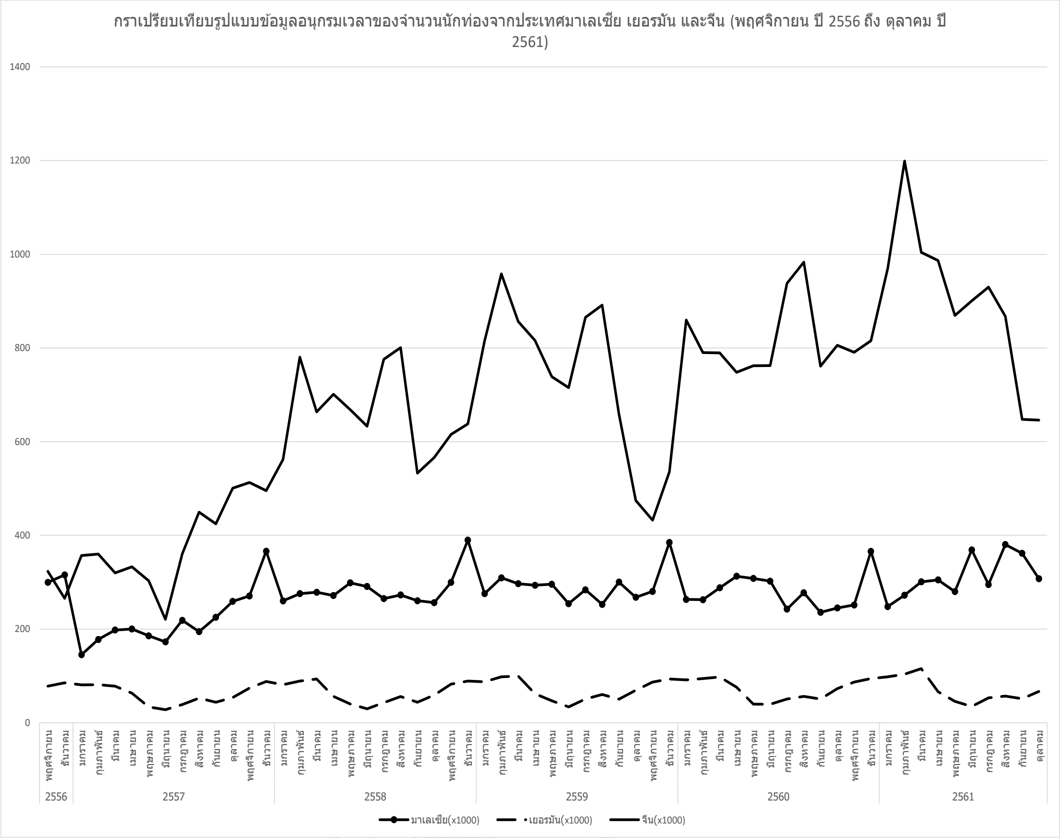
*ตารางที่ 3: เปรียบเทียบ 16 ลำดับประเทศที่มจำนวนนักท่องเที่ยวและรายได้มากที่สุด (ปี 2562)*

| ลำดับที | ประเทศ | จำนวนของนักท่องเที่ยว (2562) | ลำดับที | ประเทศ | รายได้ที่ได้จากนักท่องเที่ยว (ล้านบาท) |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | จีน | 10,994,721 | 1 | จีน | 543,707.33 |
| 2 | มาเลเซีย | 4,166,868 | 2 | มาเลเซีย | 106,728.72 |
| 3 | อินเดีย | 1,995,516 | 3 | รัสเซีย | 103,784.23 |
| 4 | เกาหลี | 1,887,853 | 4 | ญี่ปุ่น | 89,807.95 |
| 5 | ญี่ปุ่น | 1,806,340 | 5 | อินเดีย | 86,372.01 |
| 6 | ลาว | 1,845,375 | 6 | สหรัฐอเมริกา | 83,276.12 |
| 7 | รัสเซีย | 1,483,453 | 7 | เกาหลี | 74,367.38 |
| 8. | สหรัฐอเมริกา | 1,167,845 | 8 | อังกฤษ | 74,164.38 |
| 9 | สิงคโปร์ | 1,056,836 | 9 | ออสเตรเลีย | 56,227.85 |
| 10 | เวียดนาม | 1,047,629 | 10 | ลาว | 54,881.26 |
| 11 | ฮ่องกง | 1,045,198 | 11 | เยอรมัน | 52,319.70 |
| 12 | อังกฤษ | 994,018 | 12 | ฝรั่งเศส | 44,524.02 |
| 13 | กัมพูชา | 907,506 | 13 | ฮ่องกง | 40,320.69 |
| 14 | เยอรมัน | 857,487 | 14 | สิงคโปร์ | 37,729.01 |
| 15 | ไต้หวัน | 789,923 | 15 | กัมพูชา | 35,766.51 |
| 16 | ออสเตรเลีย | 768,668 | 16 | ไต้หวัน | 35,552.61 |

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จากตารางที่ 3 เมื่อทำการเปรียบเทียบข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติและรายได้ที่ได้จากนักท่องเที่ยวต่างชาติปี 2562 จะทำให้เห็นว่าลำดับของจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติกับรายได้ที่ได้รับบางประเทศอยู่ในลำดับที่ต่างกัน เช่น ประเทศกัมพูชาและไต้หวัน มีจำนวนของนักท่องเที่ยวสูงกว่าออสเตรเลียกับเยอรมันก็จริงแต่รายได้ต่ำกว่ามากหรือบางประเทศไม่อยู่ในลำดับดังกล่าว เช่น ประเทศเวียดนามและฝรั่งเศส จึงได้ทำการคัดเลือกประเทศโดยเลือกประเทศที่จะนำมาทำการวิเคราะห์จะต้องมีจำนวนนักท่องเที่ยวและรายได้ติดอันดับจากที่ได้ทำการจัดลำดับไว้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University




*รูปที่ 6: เปรียบเทียบรูปแบบข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนนักท่องจากประเทศมาเลเซีย เยอรมัน และจีน (พฤศจิกายน ปี 2556 ถึง ตุลาคม ปี 2561)*

จากรูปที่ 6 จะเห็นได้ว่าแต่ละประเทศมีลักษณะของฤดูกาล (Seasonal) การท่องเที่ยวที่แตกต่างกัน ประเทศจีนจะมีจำนวนนักท่องเที่ยวสูงสุดที่เดือนกุมภาพันธ์ และสิงหาคม ประเทศมาเลเซียจะมีจำนวนนักท่องเที่ยวสูงสุดที่เดือนธันวาคม และประเทศเยอรมันจะมีจำนวนนักท่องเที่ยวสูงสุดที่เดือนมีนาคม

จากที่กล่าวมาข้างต้นทำให้รู้ถึงลักษณะการท่องเที่ยวของแต่ละประเทศนั้นมีความแตกต่างกัน จึงจำเป็นที่จะต้องมีการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวแยกแต่ละประเทศ เพื่อวางแผนรับมือและคาดการณ์เหตุการที่จะเกิดขึ้นในแต่ละเดือนของนักท่องเที่ยวจากในแต่ละประเทศนั้นได้อย่างถูกต้องและเหมาะสม

## 1.3 **วัตถุประสงค์ของการวิจัย**

เพื่อนำเสนอแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติจากประเทศที่สำคัญที่เดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยแบบรายเดือน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

1.4 **ขอบเขตของงานวิจัย**

1. ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เดินทางเข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทยที่จะนำมาวิเคราะห์ คือ ข้อมูลสถิติจำนวนนักท่องเที่ยวจากกระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย โดยข้อมูลถูกบันทึกเป็นข้อมูลแบบรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม ปี 2556 ถึง ตุลาคม ปี 2562 โดยจะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ในส่วนแรก 80% (พฤศจิกายน 2556 ถึง ตุลาคม ปี 2561) ของข้อมูลทั้งหมดจะใช้สำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ และ ส่วนที่สอง 20% (พฤศจิกายน 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562) ที่เหลือจะนำมาใช้ทดสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ของแบบจำลองที่ถูกสร้างขึ้น

2. ประเทศสำคัญที่ทำการเลือกมาเพื่อที่จะทำการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อนำไปสร้างแบบจำลองมีอยู่ทั้งหมด 13 ประเทศ คือ จีน มาเลเซีย เกาหลี ลาว ญี่ปุ่น อินเดีย รัสเซีย สหรัฐอเมริกา สิงคโปร์ ฮ่องกง อังกฤษ เยอรมัน และออสเตรเลีย โดยการคัดเลือกประเทศจะเลือกจากประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยเป็นจำนวนมาก และ สร้างรายได้ให้กับประเทศไทยจำนวนมาก สามารถดูรายละเอียดและเหตุผลในการเลือกประเทศเพิ่มเติมได้จากตารางที่ 5 ถึง 8

3. แบบจำลองที่เลือกใช้ในการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติ

3.1 แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ตามฤดูกาลอัตโนมัติ (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average model: SARIMA)

3.2 แบบจำลองตรีโกณมิติตามฤดูกาลการแปลงบ็อกซ์ค็อกซ์ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบเคลื่อนไหวอัตโนมัติแนวโน้มและฤดูกาล (Trigonometric Seasonal, Box-Cox Transformation, ARMA residuals, Trend and Seasonality: TBATS)

3.3 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)

4. การประเมินความแม่นยำของแบบจำลองการพยากรณ์ใช้วิธีการค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

1.5 **ผลลัพธ์ของงานวิจัย**

สามารถนำเสนอแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวที่เหมาะสมในการที่จะนำมาใช้ในพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติในแต่ละประเทศที่เดินทางเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยที่ได้ทำการคัดเลือกไว้

1.6 **ประโยชน์ของงานวิจัย**

1. สามารถช่วยบริษัทที่เกี่ยวข้องกับการท่องเที่ยวในเรื่องของการวางแผนรองรับความต้องการที่จะท่องเที่ยวของนักท่องเที่ยวต่างชาติอย่างแม่นยำ เพื่อลดการสูญเสียที่ไม่จำเป็นที่เกิดจากความผิดพลาดในการคาดการณ์จำนวนนักท่องเที่ยวที่จะเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทย

2. สามารถช่วยเป็นตัวอย่างของการเรียนรู้รูปแบบของแบบจำลองการพยากรณ์เพื่อนำไปต่อยอดในด้านธุรกิจหรือการวิจัยที่เกี่ยวกับการพยากรณ์ได้

3. ผลการศึกษาจากงานวิจัยนี้สามารถนำไปทำการวิเคราะห์ต่อในเรื่องของความเป็นไปได้ในการทำทัวร์ หรือ โปรโมชั่นพิเศษสำหรับประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวที่เข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยเป็นจำนวนมากเพื่อเพิ่มรายได้ที่จะได้รับจากนักท่องเที่ยวจากประเทศเหล่านี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

# บทที่ 2 การศึกษาวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

เมื่อกล่าวถึงความต้องการของนักท่องเที่ยวต่างชาติที่ต้องการจะเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทย การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติมีความสำคัญต่อการวางแผนการจัดการกับจำนวนนักท่องเที่ยว จึงทำให้เกิดงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวเกิดขึ้นหลากหลายรูปแบบงานวิจัย ไม่ว่าจะในแง่ของอุตสาหกรรมการท่องเที่ยวหรือบริษัทที่เกี่ยวกับการขนส่งมวลชน รูปแบบของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิธีการที่ใช้ศึกษาหรือแบบจำลองการพยากรณ์ จะมีทั้งงานวิจัยเพื่อการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์หรืองานวิจัยที่นำเสนอวิธีการและแบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลในแต่ละรูปแบบ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวในปัจจุบันมีอยู่หลากหลายลักษณะ ในแต่ละลักษณะจะมีการใช้งานแบบจำลองตามความชำนาญและประสบการณ์ของผู้ที่ทำการพยากรณ์ โดยการพยากรณ์นั้นจะทำการแบ่งรูปแบบของการพยากรณ์ข้อมูลออกเป็น 2 ประเภท คือ การพยากรณ์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลา (Time series data) และ การพยากรณ์ข้อมูลที่เป็นเชิงสาเหตุ (Causal method) จะทำการยกตัวอย่างทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับแบบจำลองการพยากรณ์ทั้งสองประเภทรวมถึงรูปแบบการพยากรณ์ที่งานวิจัยนี้จะนำมาใช้ในการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางเข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทย

## 2.1 **วิธีการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง**

### 2.1.1 แบบจำลองของอนุกรมเวลา (Time series method)

#### 2.1.1.1 SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average model)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

งานวิจัยของ (Box, Jenkins, & Reinsel, 2011) ได้อธิบายถึงแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) หนึ่งในแบบจำลองการพยากรณ์ที่ได้รับความนิยมที่สุดในการนำมาใช้เป็นมาตรฐานการพยากรณ์ข้อมูลประเภทอนุกรมเวลา (Time series method) คือ แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ตามฤดูกาลอัตโนมัติ (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average model: SARIMA) โดยมีการประเมินด้วยวิธีค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้มีการเปรียบเทียบให้เห็นถึงความสามารถในการพยากรณ์ที่แม่นยำในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

แบบจำลอง ARIMA เป็นแบบจำลองยอดนิยมที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) เนื่องจากให้ค่าการพยากรณ์ที่ค่อนข้างแม่นยำและสามารถจัดการกับปัญหาของข้อมูลที่มีได้หลากหลาย ซึ่งแบบจำลอง ARIMA นี้จะถูกเรียกว่า แบบจำลอง ARIMA (p, d, q) โดยที่ d แทนจำนวนครั้งที่ต้องนำข้อมูลอนุกรมเวลามาทำการจัดการกับแนวโน้ม (Trend) เรียกวิธีการนี้ว่า การทำ Differencing เพื่อที่จะให้ข้อมูลอนุกรมเวลานั้นไม่มีแนวโน้มเหลืออยู่ เรียกว่า การทำให้ข้อมูลคงที่ (Stationary) สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีฤดูกาล (Seasonal data) แนะนำให้ใช้แบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ตามฤดูกาลอัตโนมัติเป็นที่รู้จักกันในชื่อ SARIMA (p, d, q) (P, D, Q) แบบจำลองในงานวิจัยนี้มุ่งเน้นไปที่แบบจำลอง SARIMA ซึ่งสามารถแสดงเป็น:

$$\Phi(L^s)\,\varphi(L)\,\Delta^d\Delta_s^d y_t = \vartheta_0\Theta(L^s)\,\vartheta(L)\,\varepsilon_t \qquad (1)$$

ที่มา: (Box et al., 2011)

โดยที่ s คือ ระยะเวลาของฤดูกาล (Seasonal length) ตัวอย่างเช่นถ้า s = 12 สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ที่เป็นแบบรายเดือน หรือ s = 4 สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่เป็นไตรมาส L คือ ตัวดำเนินการล่าช้า (Lag operators) และ $\Delta_t$ ถือว่าเป็นกระบวนการที่มารบกวน (Noisy) ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และ ความแปรปรวน $\sigma^2$ ตัวดำเนินการกำจัดแนวโน้ม (Differencing) คือ $\Delta d$ โดย d คือ จำนวนของการกำจัดแนวโน้ม (Number of Differencing) และ ตัวดำเนินการกำจัดแนวโน้มของข้อมูลที่มีฤดูกาล (Difference for seasonal data) คือ $\Delta D_s$ โดย D คือ จำนวนการกำจัดแนวโน้มของข้อมูลที่มีฤดูกาล (Number of Differencing for seasonal data) ตัวดำเนินการกำจัดแนวโน้มจะใช้ในการแปลงข้อมูลอนุกรมเวลา $y_t$ ที่เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาแบบไม่คงที่ (Non-stationary data) ให้เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาแบบคงที่ (Stationary data)

2.1.1.2 TBATS (Trigonometric Seasonal, Box-Cox Transformation, ARMA residuals, Trend and Seasonality)

ต้นแบบของวิธีการพยากรณ์ถูกนำเสนอโดย (De Livera, 2010) และ (De Livera, Hyndman, & Snyder, 2011) โดยเริ่มจากแบบจำลองบ็อกซ์ค็อกซ์ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบเคลื่อนไหวอัตโนมัติแนวโน้มและฤดูกาล (**B**ox-Cox transformation, **A**RMA errors, **T**rend and **S**easonal components: BATS model) ได้ขยายมาจากแบบจำลองฤดูกาลสองชั้นกับบอกซ์ - คอกซ์ (Double seasonal Holt-Winters, integrated with Box-Cox) และ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อัตโนมัติ (ARMA model) (De Livera, 2010) ได้แสดงให้ดูว่าแบบจำลอง BATS สามารถพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบพื้นฐานได้ค่อนข้างแม่นยำ

อย่างไรก็ตามแบบจำลอง BATS ยังคงไม่สามารถทำงานได้ดีนักเมื่อเจอกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนและมีจำนวนของฤดูกาล (Seasonal) ที่มากหรือซับซ้อนเกินไป (De Livera et al., 2011)

จึงได้เสนอแบบจำลอง TBATS นี้ขึ้นมา โดยการที่นำฟังก์ชันตรีโกณมิติเข้ามาใช้กับแบบจำลอง BATS แบบจำลอง TBATS นั้นสามารถลดจำนวนพารามิเตอร์ของแบบจำลองลงได้และยังมีความยืดหยุ่นในการใช้งานกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความซับซ้อนหรือมีจำนวนของฤดูกาลที่มาก ซึ่งสามารถทำงานได้สะดวกแบบจำลอง BATS ดังนั้นจึงสามารถบอกได้ว่าแบบจำลอง TBATS สามารถนำไปใช้กับข้อมูลที่หลากหลาย มีความยืดหยุ่นในการใช้งานมากกว่าแบบจำลอง BATS

สมการต่อไปนี้จะแสดงให้เห็นการนำฟังก์ชันตรีโกณมิติมาใช้กับแบบจำลอง BATS

$$y_t^{(\omega)} = l_{t-1} + \varphi b_{t-1} + \sum_{i=1}^{T} s_{t-1}^{(i)} + d_t \quad (2)$$

$$s_t^{(i)} = \sum_{j=1}^{ki} s_{j,t}^{(i)} \quad (3)$$

$$s_{j,t}^{(i)} = s_{j,t-1}^{(i)} \cos\lambda_j^{(i)} + s_{j,t-1}^{*(i)} \sin\lambda_j^{(i)} + \gamma_1^{(i)} d_t \quad (4)$$

$$s_{j,t}^{*(i)} = -s_{j,t-1}^{(i)} \sin\lambda_j^{(i)} + s_{j,t-1}^{*(i)} \cos\lambda_j^{(i)} + \gamma_2^{(i)} d_t \quad (5)$$

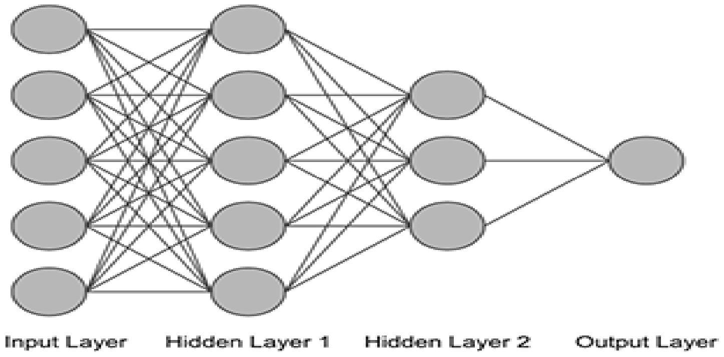
โดยที่ $k_i$ คือ จำนวนฮาร์โมนิกส์ (Harmonics) ที่จำเป็นสำหรับ $i^{th}$ องค์ประกอบฤดูกาล $\gamma_1^{(i)}$, $\gamma_2^{(i)}$ คือ พารามิเตอร์ที่ปรับให้เรียบ และ $\lambda_j^{(i)} = 2\pi j/m_i$

ที่มา: (De Livera et al., 2011)

2.1.2 แบบจำลองเชิงสาเหตุ (Causal method)

2.1.2.1 ANN (Artificial Neural Network)

แบบจำลอง ANN เป็นแบบจำลองที่ได้รับความนิยมมากที่สุดในแบบจำลองที่เป็นการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ที่ถูกสร้างเพื่อจดจำรูปแบบของข้อมูลที่มีจำนวนมากและซับซ้อน ซึ่งแบบจำลอง ANN จะถูกสร้างขึ้นโดยจำลองการคำนวณเป็นเหมือนโครงข่ายประสาทของระบบสมองของมนุษย์ ในงานวิจัยของ (McCulloch & Pitts, 1943) เสนอและอธิบายการทำงานของแบบจำลอง ANN ปัจจุบัน แบบจำลอง ANN ได้ถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายไม่ว่าจะในการพยากรณ์หรือการจดจำข้อมูลเพื่อนำไปวิเคราะห์ผล รูปที่ 7 จะแสดงตัวอย่างการทำงานของแบบจำลอง ANN ที่จำลองระบบโครงข่ายประสาทของสมอง




*รูปที่ 7: ลักษณะของแบบจำลอง ANN*

แบบจำลอง ANN หรือ โครงข่ายประสาทเทียม หรือ ข่ายงานประสาทเทียม (Connectionist systems) คือ ระบบคอมพิวเตอร์จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อที่จะนำมาทำการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทที่อยู่ในสมองของสัตว์ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ที่จะทำงานที่มอบหมายได้จากการเรียนรู้ผ่านตัวอย่างของข้อมูลโดยไม่ถูกโปรแกรมด้วยกฎเกณฑ์ตายตัวแบบระบบอัตโนมัติทั่วไป

สมการของแบบจำลอง ANN คือ

$$a_j^i = \sigma((\sum_m w_{jk}^i a_k^{i-1}) + b_j^i) \quad \textbf{(6)}$$

โดย $a_j^i$ คือ ค่า Output ที่ได้จาก activation function ของ nueron j ในชั้นของ $i^{th}$

$\sigma$ คือ the activation function

$w_{jk}^i$ คือ น้ำหนักของ neuron $k^{th}$ จากเชื่อมต่อระหว่าง node $j^{th}$ และ ในชั้นที่ $(i - 1)^{th}$ กับชั้นที่ $i^{th}$

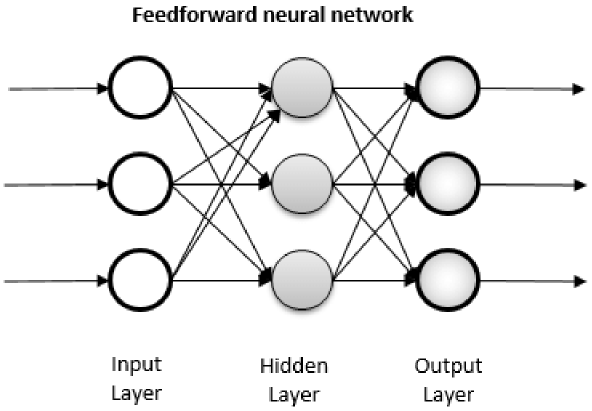
$b_j^i$ คือ ค่า bias ของ neuron $j^{th}$ ในชั้นที่ $i^{th}$

การป้อนข้อมูลการเรียนรู้ให้กับแบบจำลอง ANN สามารถแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบ คือ แบบเรียนรู้ไปข้างหน้า (Feed-Forward Neural Network) และ แบบป้อนย้อนกลับ (Recurrent Neural Network) โดยจะสามารถอธิบายลักษณะการป้อนข้อมูลได้ดังนี้

2.1.2.1.1 ลักษณะการป้อนค่าของข้อมูลของแบบจำลอง ANN

2.1.2.1.1.1 แบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-Forward Neural Network)

แบบจำลอง ANN แบบ Feed-Forward จะประกอบด้วยเซตของบัพ (Node) ซึ่งอาจจะถูกกำหนดให้เป็นบัพของอินพุต (Input nodes) และบัพของเอาต์พุต (Output nodes) หรือ บัพอยู่ระหว่างกลางซึ่งเรียกว่า บัพฮิดเดน (Hidden nodes) โดยกำหนดค่าน้ำหนัก (Weight) กำกับอยู่ที่เส้นเชื่อมทุกเส้น เมื่อข่ายงานเริ่มทำงานจะมีการกำหนดค่าให้แก่ input nodes โดยค่าเหล่านี้ อาจจะได้มาจากการกำหนดโดยมนุษย์ จากตัววัดค่าต่าง ๆ หรือผลจากโปรแกรมอื่น ๆ ที่กำหนด จากนั้น input nodes จะส่งค่าของข้อมูลที่ได้รับไปตามเส้นเชื่อมขาออก (รูปที่ 8) โดยค่าของข้อมูลที่ส่งออกไปจะถูกนำมาคูณกับค่าน้ำหนัก (Weight) ของเส้นเชื่อมในชั้นถัดไป ซึ่งจะรับค่าที่เป็นผลรวมจากบัพต่าง ๆ แล้วจึงจะทำการคำนวณผลด้วย Activation function ของ ANN แล้วจึงจะส่งค่าไปยังชั้นถัดไป การคำนวณเช่นนี้จะเกิดขึ้นไปทีละชั้น จนถึง Output nodes และจะทำให้ได้ค่าของข้อมูลที่ต้องการจากการที่ได้ทำการป้อนข้อมูลให้แบบจำลอง ANN เรียนรู้

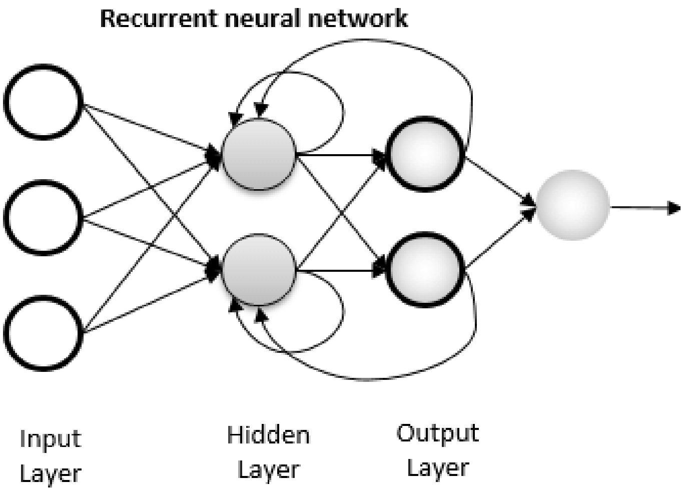



*รูปที่ 8: รูปแบบการป้อนข้อมูลแบบ Feed-Forward neural network*

2.1.2.1.1.2 แบบป้อนย้อนกลับ (Recurrent *Neural Network* )

แบบจำลอง ANN แบบ Recurrent จะประกอบด้วยเซตของบัพ (Node) ซึ่งอาจจะถูกกำหนดให้เป็นบัพของอินพุต (Input nodes) และบัพของเอาต์พุต (Output nodes) หรือ บัพอยู่ระหว่างกลางซึ่งเรียกว่า บัพฮิดเดน (Hidden nodes) โดยกำหนดค่าน้ำหนัก (Weight) กำกับอยู่ที่เส้นเชื่อมทุกเส้น ซึ่งมีความคล้ายกันกับแบบ Feed-Forward แต่จะแตกต่างกันตรงที่เวลาส่งค่าของข้อมูลจาก Output nodes จะมีการนำค่าของข้อมูลที่ได้นั้นย้อนกลับมาที่ Hidden nodes เพื่อทำการคำนวณหาค่าของข้อมูลที่ดีที่สุดใหม่แล้วจึงส่งค่าข้อมูลที่ได้ทำการหาออกไปที่ Output nodes อีกที (รูปที่ 9) โดยจะมีการทำงานเป็นระบบแบบนี้จนกว่าจะครบการทำซ้ำ (Iteration) ที่เราตั้งคำสั่งให้คอมพิวเตอร์นั้นเรียนรู้และหาค่าที่ดีที่สุดของข้อมูลที่ต้องการได้ (Convergence)

CHULALONGKORN UNIVERSITY




*รูปที่ 9: รูปแบบการป้อนข้อมูลแบบ Recurrent Neural Network*

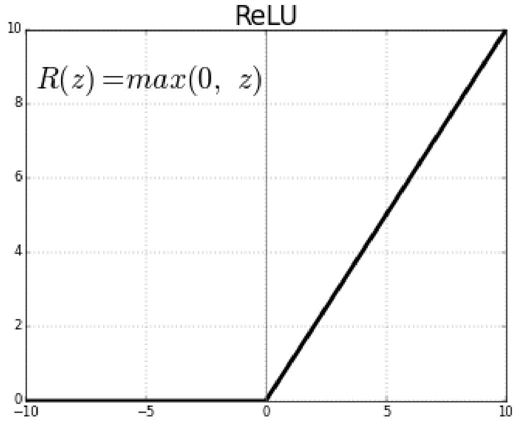
2.1.2.1.2 Activation Function ของแบบจำลอง ANN ที่ได้เลือกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้ (Agostinelli, Hoffman, Sadowski, & Baldi, 2014)

2.1.2.1.2.1 ReLU (Rectified Linear Unit)

ReLU function คือ ฟังก์ชันเส้นตรง เนื่องจากหากค่าของข้อมูล Input เป็นค่าบวก ค่าของความชัน (Slope) จะมีค่าเท่ากับ 1 เสมอ (รูปที่ 10) ทำให้ Gradient ไม่หาย (ไม่เกิด Vanishing Gradient) ส่งผลทำให้สามารถฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ได้รวดเร็วขึ้น (Sibi, Jones, & Siddarth, 2013)

สมการ

$$f(x) = \max(0, x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x \leq 0 \\ x & \text{for } x > 0 \end{cases} \quad (7)$$




*รูปที่ 10: รูปแบบกราฟการคำนวณโดย ReLU function*

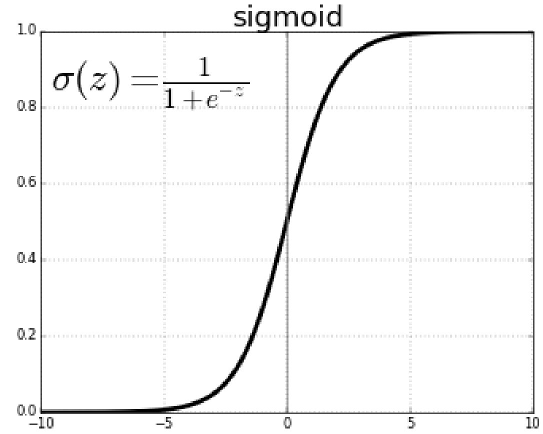
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

2.1.2.1.2.2 Sigmoid

Sigmoid function คือ ฟังก์ชันที่จะมี Curve เป็นรูปตัว S (รูปที่ 11) สามารถทำความเข้าใจกับลักษณะของกราฟได้ง่าย โดย Output ที่ได้จาก ฟังก์ชัน Sigmoid จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เสมอ

สมการ

$$S(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} = \frac{e^x}{e^x+1} \quad (8)$$




*รูปที่ 11: รูปแบบกราฟการคำนวณโดย Sigmoid function*

## 2.2 **การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง**

การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองทำโดยการตรวจวัดข้อผิดพลาดต่าง ๆ 2 รูปแบบ เพื่อการประเมินประสิทธิภาพของรูปแบบในการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน

โดย

1. $A_t$ คือ ค่าจริงของข้อมูลที่นำมาทดสอบเปรียบเทียบในเวลาที่ t ต่าง ๆ
2. $F_t$ คือ ค่าพยากรณ์ของข้อมูลที่นำมาทดสอบเปรียบเทียบในเวลาที่ t ต่าง ๆ
3. n คือ จำนวนของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ที่ใช้ในการทดสอบแบบจำลอง

วิธีการคำนวณการประเมินความผิดพลาดสามารถทำได้ดังนี้:

I. ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE): วัดค่าเฉลี่ยความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ของข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|A_t - F_t| \quad \textbf{(9)}$$

II. ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE): วัดค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ของข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ โดยจะสามารถบ่งบอกความแม่นยำของแบบจำลองด้วยค่าเปอร์เซ็นต์ที่ได้จากการคำนวณ

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{A_t - F_t}{A_t}\right| \quad \textbf{(10)}$$

## 2.3 ตัวอย่างงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำเสนอเปรียบเทียบหรือสร้างแบบจำลองการพยากรณ์อุตสาหกรรมการท่องเที่ยว

งานวิจัยของ (Mamula, 2015) ได้ทำการตรวจสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ของรูปแบบการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน โดยให้ความสำคัญในการพยากรณ์ความต้องการของนักท่องเที่ยวต่างชาติที่จะเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศโครเอเชีย (Croatia) ซึ่งนักท่องเที่ยวจากประเทศที่งานวิจัยนี้สนใจ คือ นักท่องเที่ยวจากประเทศเยอรมัน โดยแบบจำลองที่งานวิจัยนี้เลือกใช้ของอนุกรมเวลา (Time series method) ได้แก่ แบบจำลอง Holt-Winters triple exponential smoothing (HW) แบบจำลอง Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) และ แบบจำลอง Naïve S (Seasonal Naïve) ในส่วนของแบบจำลองของเชิงสาเหตุ (Causal method) ได้แก่ Multiple regression model (MR) แบบจำลองการพยากรณ์ทั้ง 4 แบบจำลองได้นำมาทำการประเมินโดยวิธีค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ซึ่งค่าผลลัพธ์ที่ได้ของทั้ง 4 แบบจำลองไม่ได้ต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ และทั้ง 4 แบบจำลองสามารถใช้ในการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศเยอรมันที่จะเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศโครเอเชีย (Croatia) ได้

งานวิจัยของ (Lin & Lee, 2013) เป็นงานวิจัยที่เกี่ยวกับการพยากรณ์ข้อมูลที่เป็นเชิงสาเหตุ (Causal Method) ซึ่งข้อมูลของงานวิจัยนี้เป็นข้อมูลที่ว่าด้วยปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์รายได้และความเป็นไปได้ทางเศรษฐกิจที่มาจากอุตสาหกรรมการท่องเที่ยวแบบรายเดือน โดยสนใจไปในทางการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์แบบสมการถดถอย (Regression models) คือ แบบจำลอง Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) แบบจำลอง Artificial Neural Network (ANN) และ แบบจำลอง Support Vector Regression (SVR) โดยแบบจำลองการพยากรณ์ทั้ง 3 แบบจำลองได้นำมาทำการประเมินโดยวิธีค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ซึ่งค่าผลลัพธ์ที่ได้แบบจำลอง SVR แม่นยำที่สุด

งานวิจัยของ (Phumchusri & Ungtrakul, 2020) เป็นงานวิจัยแบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์การเข้าพักโรงแรมแห่งหนึ่งซึ่งมีการบันทึกข้อมูลเป็นรายวัน โดยในงานวิจัยนี้แบ่งแบบจำลองการพยากรณ์กับข้อมูล 2 ประเภท คือ แบบอนุกรมเวลา (Time series method) และ แบบปัจจัยเชิงสาเหตุ (Causal method) แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series method) ที่งานวิจัยนี้เลือกใช้ ได้แก่ แบบจำลอง Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) และ แบบจำลอง Trigonometric Seasonal, Box-Cox Transformation, ARMA residuals, Trend, and Seasonality (TBATS) โดยปัจจัยเชิงสาเหตุนี้ได้นำข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของการเข้าพักโรงแรมแห่งนี้มาเป็นปัจจัยในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์เชิงสาเหตุ (Causal method) ในส่วนของ

แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลเชิงสาเหตุ (Causal method) ที่งานวิจัยนี้เลือกใช้ คือ แบบจำลอง Back-Propagation Neural Network (BPNN) และ Support Vector Regression (SVR) ในการประเมินความถูกต้องของแบบจำลองโดยวิธีค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ซึ่งค่าผลลัพธ์ที่ได้ในส่วนของแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series method) คือ แบบจำลอง TBATS ดีที่สุด สุดท้ายส่วนของแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลเชิงสาเหตุ (Causal method) คือ BRNN ดีทีสุด

งานวิจัยของ (Chinnakum & Boonyasana, 2016) เป็นงานวิจัยที่อธิบายถึงการพยากรณ์ความต้องการของอุตสาหกรรมการท่องเที่ยวระหว่างประเทศของประเทศไทยซึ่งข้อมูลถูกบันทึกไว้เป็นข้อมูลแบบรายเดือน โดยในงานวิจัยได้นำเสนอแบบจำลองการพยากรณ์ทางคณิตศาสตร์ คือ Autoregressive with generalized autoregressive conditionally heteroskedastic (AR(m)-GARCH (p, q)) สามารถนำแบบจำลอง AR(m)- GARCH (p, q) มาช่วยในการพยากรณ์ได้ดี ส่วนของการประเมินโดยวิธีค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

งานวิจัยของ (Sookmark, 2011) เป็นงานวิจัยที่อธิบายถึงการวิเคราะห์ข้อมูลความต้องการที่จะเข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทยของชาวต่างชาติที่มีความสำคัญต่ออุตสาหกรรมการท่องเที่ยวของประเทศไทยที่ถูกบันทึกไวเป็นข้อมูลแบบรายเดือน งานวิจัยนี้ได้นำเสนอและเปรียบเทียบแบบจำลองของอนุกรมเวลา (Time series method) ได้แก่ Seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) และ แบบจำลองของเชิงสาเหตุ (Causal method) ได้แก่ Multiple regression model (MR) ในส่วนของการประเมินโดยวิธีค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

งานวิจัยของ (Law & Au, 1999) ว่าด้วยการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวญี่ปุ่นที่เดินทางเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศฮ่องกง เนื่องจากในช่วงเวลาดังกล่าวนักท่องเที่ยวจากทางประเทศญี่ปุ่นเดินทางเพื่อที่จะมาท่องเที่ยวที่ประเทศฮ่องกงเป็นจำนวนมาก ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จะใช้ข้อมูลของจำนวนนักท่องเที่ยวชาวญี่ปุ่นที่ถูกบันทึกไว้เป็นข้อมูลรายปี โดยงานวิจัยนี้ได้นำเสนอแบบจำลอง Artificial Neural Network (ANN) ในการช่วยวิเคราะห์และพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวญี่ปุ่น

งานวิจัยของ (Hwandee & Phumchusri, 2020) เป็นงานวิจัยที่อธิบายถึงการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติจากประเทศที่สำคัญที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทย คือ ประเทศจีน มาเลเซีย เกาหลี ญี่ปุ่น รัสเซีย อังกฤษ และสหรัฐอเมริกา ทั้งนี้ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติถูกบันทึกไว้เป็นข้อมูลแบบรายเดือน โดยงานวิจัยนี้ได้นำเสนอและเปรียบเทียบแบบจำลองของอนุกรมเวลา (Time series method) และ แบบจำลองของเชิงสาเหตุ (Causal method) ซึ่ง

แบบจำลองของอนุกรมเวลา (Time series method) ที่งานวิจัยนี้เลือกใช้ ได้แก่ Seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) และ Holt-Winters method (HW) แบบจำลองของเชิงสาเหตุ (Causal method) ได้แก่ Multiple regression model (MR) และ Artificial Neural Network (ANN) ในส่วนของการประเมินโดยวิธีค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

งานวิจัยก่อนหน้าล่าสุดที่มีความใกล้เคียงกับงานวิจัยนี้ คือ งานวิจัยของ (Hwandee & Phumchusri, 2020) ซึ่งได้ทำการเปรียบเทียบรูปแบบของการพยากรณ์ที่ใช้ระหว่างแบบจำลองของอนุกรมเวลา (Time series method) ได้แก่ Seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) และ แบบจำลองของเชิงสาเหตุ (Causal method) ได้แก่ แบบจำลอง Artificial Neural Network (ANN) ที่มีข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่มาท่องเที่ยวในประเทศไทยและปัจจัยต่าง ๆ ที่มีผลต่อการพยากรณ์ถูกบันทึกไว้เป็นข้อมูลแบบรายเดือน โดยรูปแบบการพยากรณ์ที่งานวิจัยนี้ให้ความสนใจ คือ แบบจำลอง SARIMA และ แบบจำลอง ANN

ตารางที่ 4 จะนำเสนองานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวในแบบจำลองของอนุกรมเวลา (Time series method) และแบบจำลองของเชิงสาเหตุ (Causal method) ตามลำดับ โดยจะสรุปแบบจำลองที่เลือกนำมาศึกษาในแต่ละงานวิจัย ความถี่ของข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลอง การประเมินความถูกต้องของแบบจำลองการพยากรณ์ และ ลักษณะของงานวิจัย จากการรวบรวมงานวิจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องมารวมสรุปจะทำให้เห็นทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง และ แบบจำลองการพยากรณ์ที่นำมาใช้กับข้อมูลในแต่ละลักษณะ เพื่อนำเสนอและเปรียบเทียบ เพื่อความเหมาะสมของแบบจำลองการพยากรณ์และข้อมูลที่จะทำการวิเคราะห์หรือการพยากณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

*ตารางที่ 4: สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว แบบจำลองการพยากรณ์ที่ใช้ในการศึกษา และ การประเมินความถูกต้องของแต่ละงานวิจัยเพิ่มเติม*

| ผู้วิจัย | ความถี่ของข้อมูล | แบบจำลองที่เลือกศึกษา | | การประเมินความถูกต้อง | ลักษณะงานวิจัย |
|---|---|---|---|---|---|
| | | Time series method | Causal method | | |
| (Baldigara, 2013) | เดือน | DEST<br>Naïve T<br>AR | LR | MAPE | นำเสนอและเปรียบเทียบแบบจำลอง |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| (Song, Witt, & Li, 2003) | ปี | ADLM | MR | MAPE | เปรียบเทียบแบบจำลอง |
| (Hao, Var, & Chon, 2003) | ปี | | MR | MAPE | นำเสนอแบบจำลอง |
| (Mamula, 2015) | ไตรมาส | Naïve S<br>HW<br>SARIMA | MR | MAPE | นำเสนอและเปรียบเทียบแบบจำลอง |
| (Lin & Lee, 2013) | เดือน | | SVR<br>MARS<br>ANN | MAPE | นำเสนอและเปรียบเทียบแบบจำลอง |
| (Sookmark, 2011) | เดือน | SARIMA | MR | MAPE | เปรียบเทียบแบบจำลอง |
| (BROŻYNA, Mentel, Szetela, & Strielkowski, 2018) | ชั่วโมง<br>วัน<br>เดือน | TBATS | | MAPE | นำเสนอแบบจำลอง |
| (De Livera et al., 2011) | สัปดาห์ | BATS<br>TBATS | | MAPE | นำเสนอแบบจำลอง |
| Álvarez-Díaz, M., González-Gómez, M., & Otero-Giráldez, M. S. (2019) | เดือน | SARIMA | NAR | MAPE | นำเสนอและเปรียบเทียบแบบจำลอง |
| (Law & Au, 1999) | ปี | | ANN | MAPE | นำเสนอแบบจำลอง |
| (Phumchusri & Ungtrakul, 2020) | วัน | SARIMA<br>BATS<br>TBATS | BPNN<br>SVR | MAPE | นำเสนอและเปรียบเทียบแบบจำลอง |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| (Hwandee & Phumchusri, 2020) | เดือน | SARIMA | ANN<br>MR | MAPE | นำเสนอและเปรียบเทียบแบบจำลอง |
| งานวิจัยนี้ | เดือน | SARIMA<br>TBATS | ANN | MAPE | นำเสนอและเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์ |

หมายเหตุ:

AR: Autoregressive method

ADLM: Autoregressive distributed lag model

ARIMA: Autoregressive integrated moving average

ANN: Artificial Neural Network

BPNN: Back-Propagation Neural Network

AR(m)- GARCH (p, q): Autoregressive with generalized autoregressive conditionally heteroskedastic

BSM: non-causal basic structural model

BATS: Box-Cox Transformation, ARMA residuals, Trend and Seasonality

DEST: Double exponential smoothing with trend

ES: Exponential smoothing

Naïve T: naïve with trend

Naïve S: seasonal naïve model

LR: linear regression

MARS: Multivariate Adaptive Regression Splines

MR: multiple regression model

SVR: Support Vector Regression

SARIMA: Seasonal autoregressive integrated moving average

TBATS: Trigonometric Seasonal, Box-Cox Transformation, ARMA residuals, Trend and Seasonality

MS-VAR: Markov-switching vector autoregressive

HW: Holt-Winters method

PR: Poisson regression

NAR: Non-linear autoregressive neural network

จากตารางที่ 4 งานวิจัยนี้แตกต่างจากงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้นเนื่องจากงานวิจัยนี้เลือกใช้แบบจำลองของอนุกรมเวลา (Time series method) คือ แบบจำลอง TBATS (Trigonometric Seasonal, Box-Cox Transformation, ARMA residuals, Trend and Seasonality) ในการนำมาเป็นแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่มีความถี่ของข้อมูลเป็นแบบรายเดือน จะเห็นได้ว่าในลักษณะความถี่ของข้อมูลที่ถูกบันทึกไว้เป็นรายเดือนนั้น ยังไม่มีผู้ทำการวิจัยแบบจำลองการพยากรณ์ TBATS โดยงานวิจัยล่าสุดที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่ถูกบันทึกความถี่ของข้อมูลไว้เป็นแบบรายเดือน คือ งานวิจัยของ (Hwandee & Phumchusri, 2020) แบบจำลองการพยากรณ์ที่เป็นแบบจำลองของแบบอนุกรมเวลา (Time series method) จะยังเลือกใช้แบบจำลอง SARIMA ในการศึกษาอยู่

โดยในงานวิจัยนี้ได้เลือกนำแบบจำลอง TBATS (De Livera et al., 2011) มานำเสนอและเปรียบเทียบในรูปแบบของการพยากรณ์ของอนุกรมเวลา (Time series method) ซึ่งในงานวิจัยของ De Livera ได้กล่าวว่าแบบจำลอง TBATS นี้ สามารถนำมาใช้พยากรณ์ข้อมูลที่เป็นแบบอนุกรมเวลา (Time series method) ได้ดี โดยแบบจำลอง TBATS นี้ถูกสร้างขึ้นโดยการนำฟังก์ชันตรีโกณมิติมาใช้เพื่อลดจำนวนพารามิเตอร์ และ ขจัดปัญหาของข้อมูลที่มีความถี่ของฤดูกาล (Seasonal data) สูง เพื่อให้การพยากรณ์ได้ค่าที่แม่นยำยิ่งขึ้น และ แบบจำลอง ANN ที่สามารถนำมาใช้พยากรณ์ข้อมูลที่เป็นแบบเชิงสาเหตุ (Causal method) ได้ดี โดยในความเหมาะสมนี้จึงจะทำการทดลองนำแบบจำลองทั้งสองมาทำการทดลองพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติของงานวิจัยนี้

ในงานวิจัยนี้ จะทำการเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่มาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยของแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN กับข้อมูลจริงของจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติ เพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์ TBATS และ ANN นั้นว่าสามารถให้ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) ได้แม่นยำกว่า แบบจำลอง SARIMA หรือไม่ เพื่อให้ได้แบบจำลองที่เหมาะสมและแม่นยำสำหรับการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวแต่ละประเทศ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

# บทที่ 3วิธีการดำเนินงาน

## 3.1 ระเบียบของการวิจัย

3.1.1 การเตรียมข้อมูล

ในบทนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอและเปรียบเทียบรูปแบบการพยากรณ์ที่สามารถพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่ต้องการเดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยได้อย่างแม่นยำ เพื่อจัดการกับความหลากหลายของลักษณะการท่องเที่ยวของแต่ละประเทศและปัญหาการพยากรณ์ การใช้เทคนิคหรือแบบจำลองที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับประสบการณ์ของผู้ทำการพยากรณ์ โดยการเลือกวิธีการจะขึ้นอยู่กับหลายปัจจัยและจำเป็นต้องนำมาพิจารณาเพื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูล

*ตารางที่ 5: ลำดับของ 16 ประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวมาท่องเที่ยวและสร้างรายได้สูงที่สุด*

| ลำดับที่ | ประเทศ | จำนวนของนักท่องเที่ยว (ปี 2562) | ลำดับที่ | ประเทศ | รายได้ที่ได้จากนักท่องเที่ยว (ล้านบาท) |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | จีน | 10,994,721 | 1 | จีน | 543,707.33 |
| 2 | มาเลเซีย | 4,166,868 | 2 | มาเลเซีย | 106,728.72 |
| 3 | อินเดีย | 1,995,516 | 3 | รัสเซีย | 103,784.23 |
| 4 | เกาหลี | 1,887,853 | 4 | ญี่ปุ่น | 89,807.95 |
| 5 | ญี่ปุ่น | 1,806,340 | 5 | อินเดีย | 86,372.01 |
| 6 | ลาว | 1,845,375 | 6 | สหรัฐอเมริกา | 83,276.12 |
| 7 | รัสเซีย | 1,483,453 | 7 | เกาหลี | 74,367.38 |
| 8 | สหรัฐอเมริกา | 1,167,845 | 8 | อังกฤษ | 74,164.38 |
| 9 | สิงคโปร์ | 1,056,836 | 9 | ออสเตรเลีย | 56,227.85 |
| 10 | เวียดนาม | 1,047,629 | 10 | ลาว | 54,881.26 |
| 11 | ฮ่องกง | 1,045,198 | 11 | เยอรมัน | 52,319.70 |
| 12 | อังกฤษ | 994,018 | 12 | ฝรั่งเศส | 44,524.02 |
| 13 | กัมพูชา | 907,506 | 13 | ฮ่องกง | 40,320.69 |
| 14 | เยอรมัน | 857,487 | 14 | สิงคโปร์ | 37,729.01 |
| 15 | ไต้หวัน | 789,923 | 15 | กัมพูชา | 35,766.51 |
| 16 | ออสเตรเลีย | 768,668 | 16 | ไต้หวัน | 35,552.61 |

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

*ตารางที่ 6: ลำดับคะแนนของ 16 ประเทศที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวมาท่องเที่ยวและสร้างรายได้สูงที่สุด*

| ลำดับ ที | ประเทศ | คะแนน จำนวนของนักท่องเที่ยว (ปี 2562) | ลำดับ ที | ประเทศ | คแนน รายได้ที่ได้จาก นักท่องเที่ยว |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | จีน | 16 | 1 | จีน | 16 |
| 2 | มาเลเซีย | 15 | 2 | มาเลเซีย | 15 |
| 3 | อินเดีย | 14 | 3 | รัสเซีย | 14 |
| 4 | เกาหลี | 13 | 4 | ญี่ปุ่น | 13 |
| 5 | ญี่ปุ่น | 12 | 5 | อินเดีย | 12 |
| 6 | ลาว | 11 | 6 | สหรัฐอเมริกา | 11 |
| 7 | รัสเซีย | 10 | 7 | เกาหลี | 10 |
| 8 | สหรัฐอเมริกา | 9 | 8 | อังกฤษ | 9 |
| 9 | สิงคโปร์ | 8 | 9 | ออสเตรเลีย | 8 |
| 10 | เวียดนาม | 7 | 10 | ลาว | 7 |
| 11 | ฮ่องกง | 6 | 11 | เยอรมัน | 6 |
| 12 | อังกฤษ | 5 | 12 | ฝรั่งเศส | 5 |
| 13 | กัมพูชา | 4 | 13 | ฮ่องกง | 4 |
| 14 | เยอรมัน | 3 | 14 | สิงคโปร์ | 3 |
| 15 | ไต้หวัน | 2 | 15 | กัมพูชา | 2 |
| 16 | ออสเตรเลีย | 1 | 16 | ไต้หวัน | 1 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

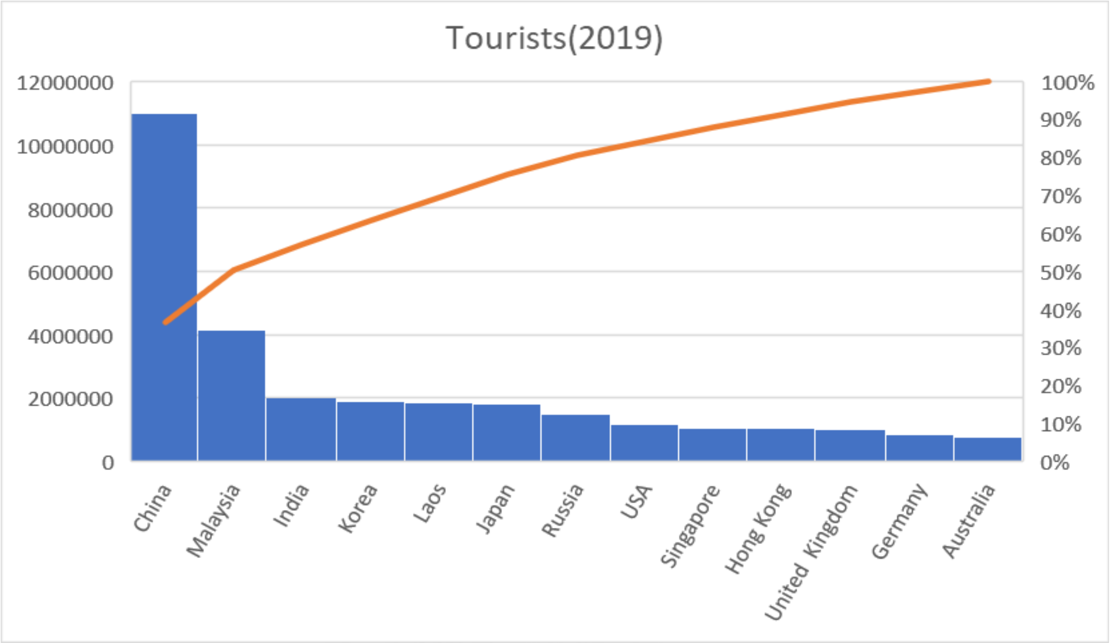
ในตารางที่ 6 ทางผู้วิจัยได้ทำการให้คะแนนแต่ละประเทศตามลำดับที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวและรายได้สูงสุดจากลำดับที่ 1 ถึง 16 โดยคะแนนที่ให้จะเรียงจากประเทศที่มีลำดับสูงสุดเป็น 16 คะแนน แล้วลดลงไปจนถึงลำดับต่ำสุด คือ 1 คะแนนตามลำดับ ซึ่งคะแนนเหล่านี้จะถูกนำมารวมเพื่อเลือกประเทศที่จะนำมาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ต่อไป

*ตารางที่ 7: เลือกประเทศที่จะนำมาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จากคะแนนรวมของแต่ละประเทศ*

| ประเทศ | คะแนนของลำดับจำนวนนักท่องเที่ยว | คะแนนลำดับจำนวนรายได้ | คะแนนรวม | ลำดับที่ | เลือก/ไม่เลือก |
|---|---|---|---|---|---|
| จีน | 16 | 16 | 32 | 1 | เลือก |
| มาเลเซีย | 15 | 15 | 30 | 2 | เลือก |
| อินเดีย | 14 | 12 | 26 | 3 | เลือก |
| เกาหลี | 13 | 10 | 23 | 6 | เลือก |
| ญี่ปุ่น | 12 | 13 | 25 | 4 | เลือก |
| ลาว | 11 | 7 | 18 | 8 | เลือก |
| รัสเซีย | 10 | 14 | 24 | 5 | เลือก |
| สหรัฐอเมริกา | 9 | 11 | 20 | 7 | เลือก |
| สิงคโปร์ | 8 | 3 | 11 | 10 | เลือก |
| เวียดนาม | 7 | - | - | - | ไม่เลือก |
| ฮ่องกง | 6 | 4 | 10 | 11 | เลือก |
| อังกฤษ | 5 | 9 | 14 | 9 | เลือก |
| กัมพูชา | 4 | 2 | 6 | - | ไม่เลือก |
| เยอรมัน | 3 | 6 | 9 | 12 | เลือก |
| ไต้หวัน | 2 | 1 | 3 | - | ไม่เลือก |
| ออสเตรเลีย | 1 | 8 | 9 | 13 | เลือก |

จากตารางที่ 7 ประเทศที่จะนำมาทำการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติ มีทั้งหมด 13 ประเทศ ได้แก่ จีน มาเลเซีย เกาหลี ลาว ญี่ปุ่น อินเดีย รัสเซีย สหรัฐอเมริกา สิงคโปร์ ฮ่องกง อังกฤษ เยอรมัน และออสเตรเลีย ในส่วนของประเทศที่ไม่เลือก 3 ประเทศ ได้แก่ เวียดนาม กัมพูชา และ ไต้หวัน เหตุผลเนื่องจากประเทศเวียดนามติดอันดับจำนวนนักท่องเที่ยวแต่ไม่ติดอันดับของจำนวนรายได้จึงไม่ถูกเลือก เหตุผลที่ไม่เลือกประเทศกัมพูชาและไต้หวันเนื่องจากคะแนนต่ำ ซึ่งข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนนักท่องเที่ยวทั้ง 13 ประเทศจะถูกบันทึกไว้เป็นข้อมูลแบบรายเดือน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY




*รูปที่ 12: จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติแต่ละประเทศที่ทำการคัดเลือกเพื่อนำมาทำการวิเคราะห์และสร้างแบบจำลอง (ปี 2562)*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

ในรูปที่ 12 จะแสดงชื่อประเทศและจำนวนนักท่องเที่ยวของ 13 ประเทศที่ได้ทำการคัดเลือกจากการให้คะแนนตามลำดับความสำคัญของจำนวนนักท่องเที่ยวและจำนวนรายได้ (ตารางที่ 7) เพื่อที่จะนำประเทศที่เลือกดังกล่าวมาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์แยกแต่ละประเทศ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

*ตารางที่ 8: ลำดับของ 13 ประเทศที่ได้เลือกนำจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยมาวิเคราะห์ในงานวิจัย*

| ลำดับที่ | ประเทศ | จำนวนของนักท่องเที่ยว (2562) | จำนวนของนักท่องเที่ยว (2561) | การเปลี่ยนแปลงของจำนวนนักท่องเที่ยว (%) | การเปลี่ยนแปลงของรายได้ (%) |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | จีน | 10,994,721 | 10,535,241 | 4.36 | 4.78 |
| 2 | มาเลเซีย | 4,166,868 | 4,020,526 | 3.64 | 3.12 |
| 3 | เกาหลี | 1,887,853 | 1,796,426 | 5.09 | 4.39 |
| 4 | ลาว | 1,845,375 | 1,664,630 | 10.86 | 10.76 |
| 5 | ญี่ปุ่น | 1,806,340 | 1,656,101 | 9.07 | 11.40 |
| 6 | อินเดีย | 1,995,516 | 1,598,346 | 24.85 | 27.45 |
| 7 | รัสเซีย | 1,483,453 | 1,472,789 | 0.72 | -1.19 |
| 8 | สหรัฐอเมริกา | 1,167,845 | 1,122,270 | 4.06 | 3.44 |
| 9. | สิงคโปร์ | 1,056,836 | 1,069,867 | -1.22 | -1.61 |
| 10 | ฮ่องกง | 1,045,198 | 1,015,749 | 2.90 | 3.67 |
| 11 | อังกฤษ | 994,018 | 986,854 | 0.73 | -0.43 |
| 12 | เยอรมัน | 857,487 | 886,523 | -3.28 | -4.97 |
| 13 | ออสเตรเลีย | 768,668 | 801,203 | -4.06 | -6.04 |

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากตารางที่ 8 ได้ทำการอธิบายถึงการเปลี่ยนแปลงของจำนวนนักท่องเที่ยวและรายได้ที่ได้รับจากนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางเข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทยว่าแต่ละประเทศนั้นมีความเปลี่ยนแปลงอย่างไร ประเทศที่มีความเปลี่ยนแปลงของจำนวนนักท่องเที่ยวและรายได้ที่เปลี่ยนแปลงในทางบวกมากที่สุด คือ ประเทศอินเดีย โดยจำนวนนักท่องเที่ยวในปี 2562 มีจำนวนเพิ่มขึ้นถึง 24.85% และรายได้เพิ่มขึ้นถึง 27.45% ซึ่งถือว่าเป็นการเปลี่ยนแปลงที่มาก ในส่วนของประเทศที่มีการเปลี่ยนแปลงในทางลบมากที่สุด คือ ประเทศออสเตรเลีย โดยจำนวนนักท่องเที่ยวในปี 2562 มีจำนวนลดลง 4.06% และ รายได้ลดลง 6.04%

3.1.2 การแบ่งข้อมูล

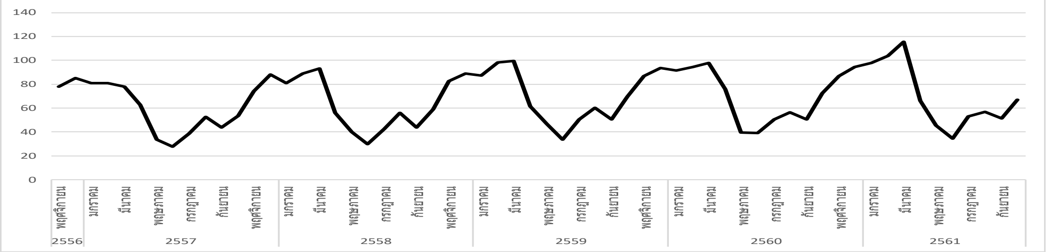
ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เดินทางเข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทยที่นำมาวิเคราะห์ คือ ข้อมูลสถิติจำนวนนักท่องเที่ยวจากกระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย โดยข้อมูลถูกบันทึกเป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม ปี 2556 ถึง ตุลาคม ปี 2562 โดยจะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ในส่วนแรก 80% (พฤศจิกายน 2556 ถึง ตุลาคม ปี 2561) ของข้อมูลทั้งหมดจะใช้สำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ และ ส่วนที่สอง 20% (พฤศจิกายน 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562) ที่เหลือจะนำมาใช้ทดสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ของแบบจำลองการพยากรณ์ที่ถูกสร้างขึ้น

**หมายเหตุ: เนื่องจากในเดือนพฤศจิกายน ปี 2562 เริ่มเข้าสู่ช่วง Covid-19 และ ได้เริ่มมีการปิดประเทศทำให้นักท่องเที่ยวไม่สามารถมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทย จึงทำให้ไม่สามารถนำข้อมูลนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติในช่วงเดือนดังกล่าวจนถึงปัจจุบัน ทั้งนี้งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้การแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน อย่างที่กล่าวมาข้างต้น**

## 3.2 ข้อมูลของงานวิจัยนี้

กราฟอนุกรมเวลา (Time series plot) ของข้อมูลอนุกรมเวลาของนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยตั้งแต่เดือนพฤศจิกายน 2556 ถึงตุลาคม 2562 โดยรูปแบบของข้อมูลอนุกรมเวลาจะมีเดือนที่มีคนมามากที่สุดหรือน้อยที่สุดเหมือนกันในแต่ละปี และหากข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนนักท่องเที่ยวมีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นแสดงให้เห็นว่าข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวมีองค์ประกอบตามฤดูกาล (Seasonal) และ แนวโน้ม (Trend) ตามลำดับ

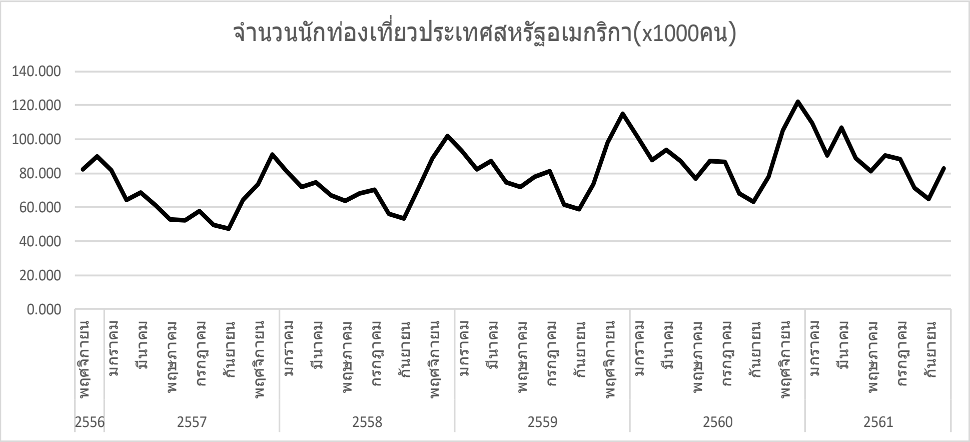
ตัวอย่างกราฟอนุกรมเวลา (Time series plot) ของประเทศที่แสดงในรูปที่ 13, 14 และ 15 เป็นตัวอย่างของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่มีรูปแบบของฤดูกาล (Seasonal) ที่ชัดเจน เนื่องจากจะมีเดือนที่มีจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติจำนวนมากที่สุดและน้อยที่สุดเหมือนกันในเดือนนั้น ๆ ของแต่ละปี




*รูปที่ 13: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศเยอรมันในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จากรูปที่ 13 จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศเยอรมันมีจำนวนสูงสุดที่เดือนมีนาคมแล้วลดลงที่เดือนเมษายนและต่ำสุดเดือนมิถุนายนของในแต่ละปี แสดงให้เห็นถึงความเป็นฤดูกาล (Seasonal) ของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data)

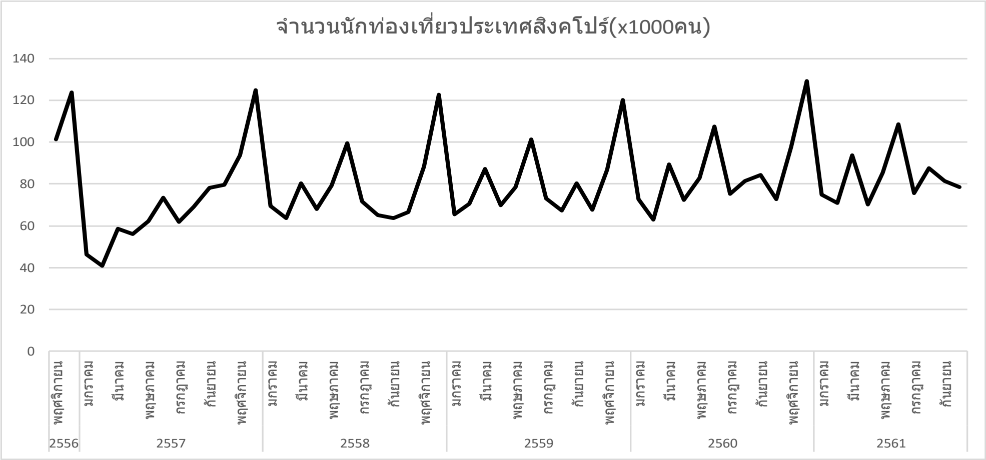



*รูปที่ 14: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศสหรัฐอเมริกาในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จากรูปที่ 14 จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศสหรัฐอเมริกามีจำนวนสูงสุดที่เดือนธันวาคมและต่ำสุดเดือนกันยายนของในแต่ละปี แสดงให้เห็นถึงความเป็นฤดูกาล (Seasonal) ของข้อมูลอนุกรมเวลา(Time series data)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

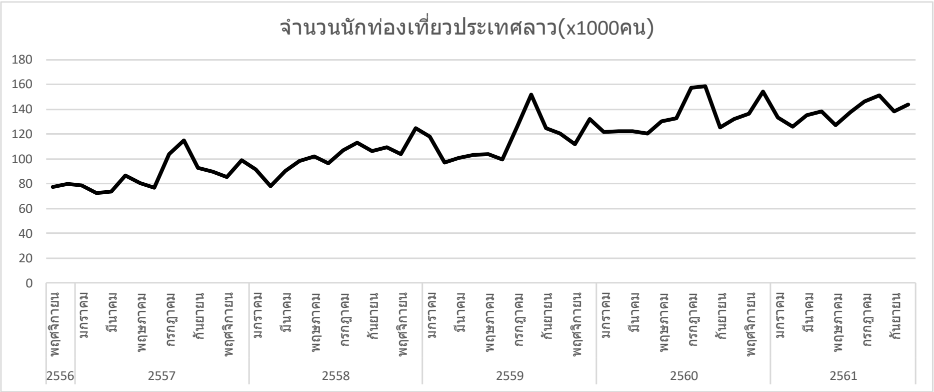



*รูปที่ 15: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศสิงคโปร์ในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จากรูปที่ 15 จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศสิงคโปร์มีจำนวนสูงสุดที่เดือนธันวาคมแล้วลดลงที่เดือนมกราคมและต่ำสุดที่เดือนกุมภาพันธ์ของในแต่ละปี แสดงให้เห็นถึงความเป็นฤดูกาล (Seasonal) ของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data)

ตัวอย่างกราฟอนุกรมเวลา (Time series plot) ของประเทศที่แสดงในรูปที่ 16, 17 และ 18 เป็นตัวอย่างของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่มีรูปแบบของฤดูกาล (Seasonal) ที่ไม่ชัดเจน แต่สามารถเห็นรูปแบบของแนวโน้ม (Trend) ได้

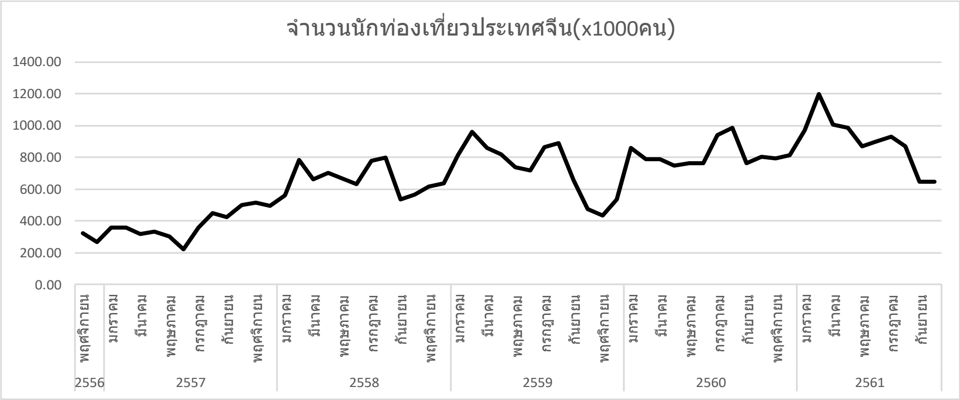



*รูปที่ 16: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศลาวในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จากรูปที่ 16 จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศลาวมีจำนวนสูงสุดที่เดือนสิงหาคมและต่ำสุดที่เดือนกุมภาพันธ์ของในแต่ละปี แสดงให้เห็นถึงความเป็นฤดูกาล (Seasonal) ของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) และ มีแนวโน้ม (Trend) ของจำนวนนักท่องเที่ยวที่จะเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง

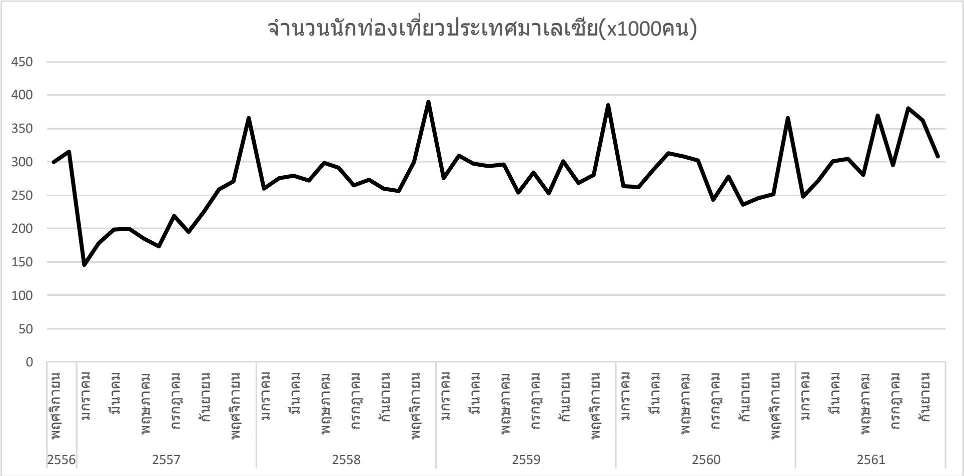
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY




*รูปที่ 17: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศจีนในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จากรูปที่ 17 ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของจำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศจีนมีรูปแบบรูปแบบของฤดูกาล (Seasonal) ที่ไม่ชัดเจน แต่สามารถบอกได้ว่าจำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศจีนมีแนวโน้ม (Trend) ของจำนวนนักท่องเที่ยวที่จะเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง




*รูปที่ 18: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศมาเลเซียในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2556 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2561*

ที่มา: กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬาแห่งประเทศไทย

จากรูปที่ 18 นักท่องเที่ยวจากประเทศมาเลเซียมีจำนวนสูงสุดที่เดือนธันวาคมแล้วลดลงที่เดือนมกราคมของในแต่ละปี แสดงให้เห็นถึงความเป็นฤดูกาล (Seasonal) ของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) และ มีแนวโน้ม (Trend) ของจำนวนนักท่องเที่ยวในปี 2561

### 3.3 **แบบจำลองการพยากรณ์**

3.3.1 การสร้างแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ตามฤดูกาลอัตโนมัติ (SARIMA)

แบบจำลอง SARIMA สามารถสร้างได้ตามขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1: ตรวจสอบข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ด้วยการสร้างกราฟของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series plot) เพื่อดูว่าข้อมูลมีแนวโน้ม (Trend) และ มีฤดูกาล (Seasonal) หรือไม่ เพื่อให้รู้ว่าข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) นี้เป็นแบบคงที่ (Stationary data) หรือแบบไม่คงที่ (Non-Stationary data)

ขั้นตอนที่ 2: ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) มีแนวโน้ม (Trend) และ มีฤดูกาล (Seasonal) ให้นำข้อมูลมาทำการกำจัดแนวโน้มและฤดูกาล (Differencing) เพื่อทำให้ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) เป็นแบบคงที่ (Stationary data)

ขั้นตอนที่ 3: ตรวจสอบฟังก์ชันความสัมพันธ์อัตโนมัติ (Autocorrelation Function: ACF) และฟังก์ชันความสัมพันธ์อัตโนมัติบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) เพื่อดูว่าข้อมูล

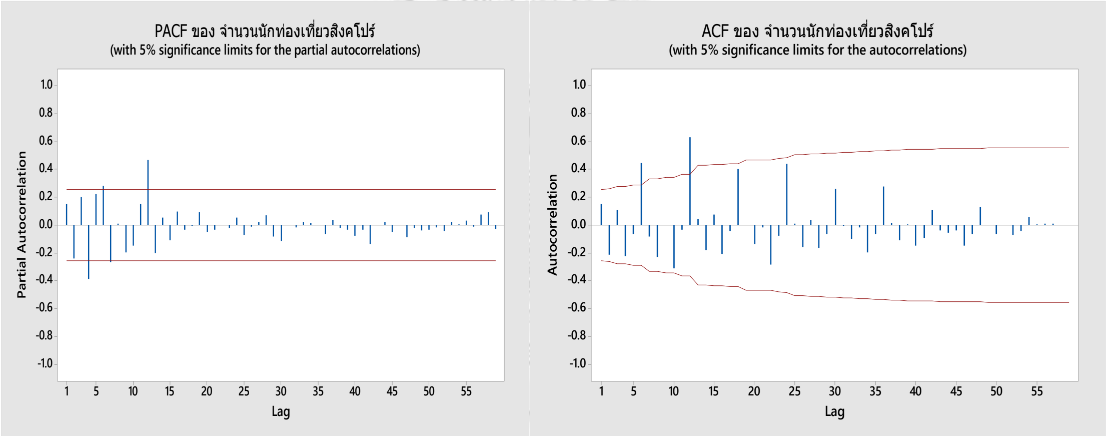
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

อนุกรมเวลา (Time series data) นั้นอยู่ในเงื่อนไขของ (Autoregressive: AR) หรือ (Moving average: MA) แบบจำลอง SARIMA ที่ดีจะถูกเลือกเมื่อมีค่าทดสอบสมมติฐานน้อยกว่า 0.05 ($p$-value $< 0.05$)

ขั้นตอนที่ 4: เมื่อเลือกแบบจำลอง SARIMA แล้ว ค่าพารามิเตอร์ (Parameter) ของแบบจำลองจะสามารถประมาณได้โดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (The least-squares method)

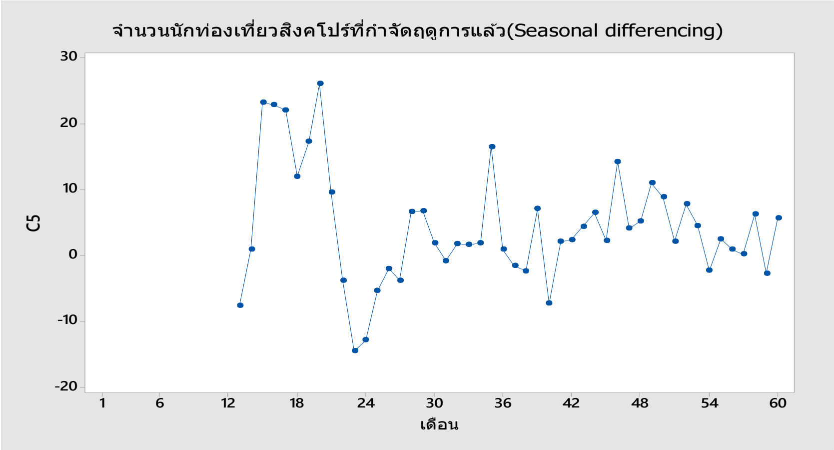
ขั้นตอนที่ 5: ทดสอบส่วนที่เหลือ (Residual) เพื่อตรวจสอบว่าแบบจำลองนั้นเพียงพอสำหรับข้อมูลหรือไม่ มีความจำเป็นต้องตรวจสอบสมมติฐานของส่วนที่เหลือว่ามีภาวะปกติ (Normal) และความสัมพันธ์อัตโนมัติ (Autocorrelation) กันหรือไม่

ขั้นตอนสุดท้าย: นำแบบจำลอง SARIMA ที่เลือกมาทดสอบความแม่นยำของแบบจำลอง (Testing model)



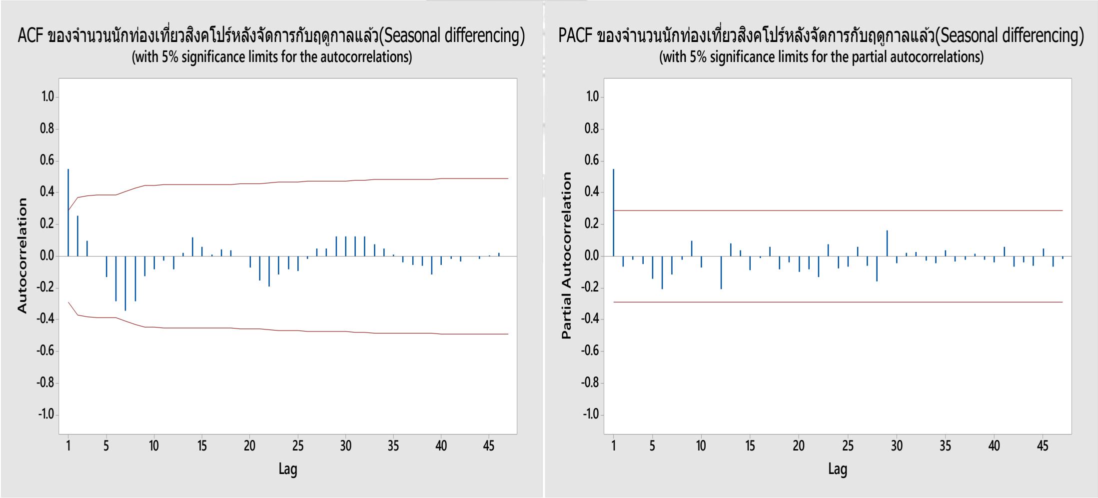

*รูปที่ 19: ACF และ PACF ของประเทศสิงคโปร์ (พฤศจิกายน ปี 2556 ถึง ตุลาคม ปี 2561)*

จากรูปที่ 19 จะเห็นได้ว่าชุดข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของประเทศสิงคโปร์ ACF มีรูปแบบของฤดูกาล (Seasonal) เนื่องจากมีความ significant ของข้อมูลใน Lag ที่ 6,12,..,k ทำให้สามารถบอกได้ว่าข้อมูลอนุกรมเวลานี้ไม่ได้เป็นข้อมูลที่คงที่ (Stationary Data) ต้องทำการจัดการกับฤดูกาล (Seasonal) ของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) นี้ก่อนที่จะนำมาสร้างแบบจำลอง SARIMA




*รูปที่ 20: จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศสิงคโปร์หลังจากทำการจัดการกับฤดูกาลแล้ว (Seasonal differencing)*

จากรูปที่ 20 จะแสดงรูปแบบของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของจำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศสิงคโปร์หลังจากทำการจัดการกับฤดูกาล (Seasonal) แล้วว่ามีรูปแบบของข้อมูลเปลี่ยนแปลงอย่างไร จะเห็นได้ว่าความเป็นฤดูกาล (Seasonal) ของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) จำนวนนักท่องเที่ยวจากประเทศสิงคโปร์ (รูปที่ 15) นั้นได้ถูกจัดการแล้ว




*รูปที่ 21: ACF และ PACF ของประเทศสิงคโปร์หลังทำการจัดการกับฤดูกาลแล้ว (Seasonal differencing)*

จากรูปที่ 21 ACF ของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) จำนวนนักท่องเที่ยวที่มาจากประเทศสิงคโปร์มีความ significant ใน Lag ที่ 1 แล้วค่อย ๆ ลดลง และ PACF มีความ significant

ที่ Lag 1 ที่เดียวแล้วไม่มีความ significant ที่ Lag อื่น ทำให้สรุปได้ว่าข้อมูลนี้เหมาะกับแบบจำลอง AR(1) หรือ SARIMA(1,0,0) $(0,1,0)_{12}$

```
> fit.arima <- auto.arima(Datats,trace = TRUE ,test = "kpss", ic="aic")

 ARIMA(2,0,2)(1,1,1)[12] with drift         : Inf
 ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12] with drift         : 347.3134
 ARIMA(1,0,0)(1,1,0)[12] with drift         : 332.0062
 ARIMA(0,0,1)(0,1,1)[12] with drift         : 335.0789
 ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12]                    : 355.5071
 ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12] with drift         : 331.311
 ARIMA(1,0,0)(0,1,1)[12] with drift         : 331.9456
 ARIMA(1,0,0)(1,1,1)[12] with drift         : 333.934
 ARIMA(2,0,0)(0,1,0)[12] with drift         : 332.9972
 ARIMA(1,0,1)(0,1,0)[12] with drift         : 333.0631
 ARIMA(0,0,1)(0,1,0)[12] with drift         : 334.5905
 ARIMA(2,0,1)(0,1,0)[12] with drift         : Inf
 ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12]                    : 331.6127

 Best model: ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12] with drift
```

*รูปที่ 22: ตรวจสอบแบบจำลอง SARIMA(p, d, q)( P, D, $Q)_s$ ที่เลือก*

รูปที่ 22 ได้ทำการตรวจสอบแบบจำลอง SARIMA(p, d, q)( P, D, $Q)_s$ ที่เลือกว่าเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดแล้วหรือไม่ด้วยชุดคำสั่ง auto.arima ของ โปรแกรม R หลังจากที่ได้ทำการตรวจสอบโปรแกรม R ได้หาแบบจำลอง SARIMA(p, d, q)( P, D, $Q)_s$ ที่เหมาะสมที่สุดมาให้ คือ ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12] หรือ SARIMA(1,0,0) $(0,1,0)_{12}$ ซึ่งตรงกับได้วิเคราะห์ไว้ข้างต้น

```
Coefficients:
         ar1   drift
      0.5637  0.3284
s.e.  0.1191  0.1920

sigma^2 estimated as 53.2:  log likelihood=-162.66
AIC=331.31   AICc=331.86   BIC=336.92
> coeftest(fit.arima)

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)    
ar1    0.56368    0.11913  4.7317 2.227e-06 ***
drift  0.32838    0.19201  1.7102   0.08722 .  
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
> summary(fit.arima)
Series: Datats 
ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12] with drift 

Coefficients:
         ar1   drift
      0.5637  0.3284
s.e.  0.1191  0.1920

sigma^2 estimated as 53.2:  log likelihood=-162.66
AIC=331.31   AICc=331.86   BIC=336.92

Training set error measures:
                    ME     RMSE      MAE         MPE     MAPE
Training set 0.1561564 6.386437 4.446309 -0.07337796 5.836181
                  MASE       ACF1
Training set 0.6338438 0.03262741
```

*รูปที่ 23: ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับแบบจำลอง ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12] หรือ SARIMA(1,0,0) $(0,1,0)_{12}$*

ในส่วนของรูปที่ 23 จะแสดงข้อมูลในส่วนของ AIC, BIC, z test, และ ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดของแบบจำลอง (Measures error) จากข้อมูลข้างต้นสามารถอธิบายได้ว่าแบบจำลอง ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12] หรือ SARIMA(1,0,0) $(0,1,0)_{12}$ มีค่า significant ที่ยอมรับได้น้อยกว่า 0.05 (p-value $< 0.05$) และ มีความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลองที่ MAPE = 5.84% โดยประมาณ

3.3.2 แบบจำลอง BATS และ TBATS มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1: ข้อมูลจำเพาะของชุดรูปแบบที่มีทั้งหมดซึ่งจะต้องพิจารณาสำหรับแต่ละชุดในกรอบการสร้างแบบจำลอง BATS มีทั้งหมด 24 แบบสำหรับการพิจารณาของแต่ละชุดเฟรมเวิร์ก (Framework) นี้ประกอบด้วยชุดค่าผสม 16 แบบที่พิจารณาส่วนประกอบ B, A, T, S และ 8 แบบที่พิจารณาองค์ประกอบของแนวโน้มแบบหน่วง (Damped trend component) ตัวอย่าง $\omega$=1 ถือว่าไม่มีการแปลงบอกซ์ - คอกซ์ (Box-Cox transformation), $\varphi$=1 แสดงว่าไม่มีส่วนประกอบแบบหน่วง (Damping component), p = q = 0 เนื่องจากไม่มีการปรับ ARMA ที่เหลือในแบบจำลอง การสร้างแบบจำลอง TBATS ค่อนข้างตรงไปตรงมาโดยหลักการคล้ายคลึงกับเวกเตอร์แบบสุ่ม เนื่องจากค่าการทดลองของพารามิเตอร์ (Parameter) ที่ไม่รู้จักทำให้การแจกแจงความคงตัวร่วมของสถานะคงที่จะได้รับแล้วมอบหมายให้ขั้นตอนที่เกี่ยวข้องต่อไป

ขั้นตอนที่ 2: การประเมินแบบจำลอง สถานะเริ่มต้น $x_0$ พารามิเตอร์การปรับให้เรียบ (The smoothing parameters) พารามิเตอร์บอกซ์ – คอกซ์ (The Box-Cox parameter) พารามิเตอร์แบบหน่วง (the damping parameter) และค่าสัมประสิทธิ์สำหรับองค์ประกอบ ARMA จะถูกประเมินโดยใช้เกณฑ์การประเมินที่เหมาะสม

เกณฑ์การประเมินที่แตกต่างกันสามข้อจะพิจารณาสำหรับการปรับให้เหมาะสมแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear) ดังนี้

แบบที่ 1: ค่าสูงสุดบันทึกความน่าจะเป็นของการประมาณการ (Maximize the log-likelihood of the estimates: MLE)

แบบที่ 2: ค่าต่ำสุดรากที่สองของค่าเฉลี่ยข้อผิดพลาดของข้อมูลดั้งเดิม (Minimize the Root Mean Square Error of the original data: RMSE)

แบบที่ 3: ค่าต่ำสุดรากที่สองของค่าเฉลี่ยข้อผิดพลาดของข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงแล้ว (Minimize the Root Mean Square Error of The transformed data: $RMSE_T$)

ขั้นตอนที่ 3: เลือกแบบจำลองที่ดีที่สุด เกณฑ์ในการเลือกใช้การดู Akaike information criterion (AIC) เปรียบเทียบผลที่ได้ของแบบจำลอง การตรวจสอบแบบจำลอง ARMA ทำดังต่อไปนี้

1) ตั้งให้ {p = 0, q = 0} สันนิษฐานว่าไม่จำเป็นต้องทำการปรับแบบจำลอง ARMA

2) หาค่าของ p และ q ในชุดค่าผสมของแบบจำลอง ARMA ที่เป็นไปได้ทั้งหมดจนถึง p = q = 5 แล้วพิจารณา และ การเลือกแบบจำลอง ARMA (p, q) เลือกแบบจำลองที่มี AIC น้อยที่สุด หรือ ดึงค่า p และ q จากการทำแบบขั้นตอน (Stepwise) สำหรับแบบจำลอง TBATS จำนวนของฮาร์มอนิกส์ (Harmonics) ถูกเลือกใช้โดยการเพิ่มขึ้นอย่างคงที่ของฮาร์มอนิกส์ (Harmonics) และ การทดสอบความสำคัญ (Significant) ของแต่ละแบบให้ใช้ F-test ในการทดสอบ

ขั้นตอนที่ 4: สร้างการกระจายการพยากรณ์โดยใช้แบบจำลองที่ดีที่สุดที่ได้จากการทำ 3 ขั้นตอน

3.3.3 ขั้นตอนการฝึกอบรมแบบจำลอง ANN (Training ANN model) มีดังนี้

ขั้นตอนที่ 1: สุ่มค่าน้ำหนัก (Weight) เริ่มต้นและค่าของข้อมูลเริ่มต้น (เพื่อทำให้สามารถคำนวณหาผลลัพธ์ของข้อมูลในครั้งแรกได้)

ขั้นตอนที่ 2: นำค่าข้อมูลที่จะทำการเรียนรู้เข้าสู่ Input nodes (Forward propagation)

ขั้นตอนที่ 3: เลือก Activation function ที่จะใช้ในการคำนวณ

ขั้นตอนที่ 4: ใช้ Backpropagation ในการคืนค่าของข้อมูลเพื่อให้ทำการเรียนรู้ค่าของข้อมูลจนกว่าค่าจะลู่เข้า (Convergence) ค่าที่ดีที่สุด

ขั้นตอนที่ 5: ใช้ algorithm “adam” เพื่อหาค่าของข้อมูลที่ดีที่สุด (adam คือ algorithm ประเภท Optimization ที่ถูกสร้างขึ้นมาเพื่อหาค่าของข้อมูลที่ดีที่สุด สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของฟังก์ชันโดยที่ต้องการหน่วยความจำในการใช้งานเพียงเล็กน้อย และสามารถใช้สำหรับการแก้ปัญหาของข้อมูลที่มีจำนวนมากได้เป็นอย่างดี) (Kingma & Ba, 2014)

ขั้นตอนที่ 6: สร้างแบบจำลอง ANN ที่ได้จากการนำค่าข้อมูลมาเรียนรู้ (Training) เพื่อนำไปใช้ในการทดสอบ (Testing)

3.3.3.1 ปัจจัยที่นำมาใช้ในการเรียนรู้ (Training) กับแบบจำลอง ANN

งานวิจัยนี้จะเลือกปัจจัยที่มีความสำคัญต่ออุตสาหกรรมการท่องเที่ยวจากข้อแนะนำจากงานวิจัยก่อนหน้าที่เกี่ยวข้องกับความต้องการด้านการท่องเที่ยว (Hwandee & Phumchusri, 2020)

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาความต้องการการมาท่องเที่ยวในประเทศไทยของชาวต่างชาติจากประเทศที่มีความสำคัญเกี่ยวกับความต้องการที่จะเดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทย โดยประเทศที่มีความสำคัญมากที่สุด 13 ประเทศจากทั้งหมด ได้แก่ จีน, รัสเซีย, อินเดีย, เกาหลี, มาเลเซีย, อังกฤษ, สหรัฐอเมริกา, ญี่ปุ่น, สิงคโปร์, ออสเตรเลีย, ลาว, เยอรมัน และ ฮ่องกง

ปัจจัยที่ได้มีการแนะนำจากงานวิจัยก่อนหน้าที่เกี่ยวข้องกับความต้องการด้านการท่องเที่ยว ได้แก่ รายได้ในรูปของ Gross Domestic Product (GDP) ต่อหัวเฉลี่ย ราคาสัมพันธ์ (relative price) อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน (exchange rate) ตัวแปรจำลองผลกระทบของการเกิดฤดูกาล (dummy variable of seasonal effect) และ ตัวแปรจำลองผลกระทบของการเกิดข่าวไม่ดีหรือสถานการณ์ภายในประเทศ (dummy variable of news shock effect)

- GDP ต่อหัว หมายถึง รายได้ของประชากรจากประเทศที่เดินทางเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทย โดยหน่วยของ GDP ต่อหัว คือ ดอลล่าต่อหัวรายปี

- Relative Price หมายถึง ตัวเลขทางสถิติที่ใช้วัดการเปลี่ยนแปลงของราคาสินค้าและบริการที่ครอบครัวหรือผู้บริโภคซื้อหามาบริโภคเป็นประจำ ในปัจจุบันจะถูกนำมาใช้เปรียบเทียบกับราคาในปีที่กำหนดไว้เป็นปีฐาน

$$\text{Relative Prices} = \frac{\text{CPI(Destination)}}{\text{CPI (Origin)}} \quad (11)$$

โดยที่

CPI (Destination) คือ ดัชนีราคาผู้บริโภคของประเทศที่เดินทางเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทย

CPI (Origin) คือ ดัชนีราคาผู้บริโภคของประเทศไทย

- Exchange Rate หมายถึง จำนวนหน่วยของการแลกเปลี่ยนระหว่างสกุลเงินของแต่ละประเทศที่เข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทย ซึ่งมีมูลค่าเพิ่มขึ้นหรือลดลงตามปริมาณการซื้อขายเงินในตลาด
- Dummy variable of seasonal effect คือ ตัวแปรจำลองของผลกระทบความเป็นฤดูกาล (Seasonal) ของแต่ละเดือน
- Dummy variable of news shock effect คือ ตัวแปรจำลองของการเกิดข่าวไม่ดีหรือสถานการณ์ภายในประเทศ ที่ส่งผลกระทบต่อการท่องเที่ยวที่ประเทศไทย

ในช่วงเวลาที่ผ่านมาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2556 ถึง พ.ศ. 2562 ประเทศไทยได้มีข่าวหรือสถานการณ์จำนวนมากที่ส่งผลกระทบต่อการท่องเที่ยวของประเทศไทย เนื่องจากว่าข่าวหรือสถานการณ์ที่เกิดขึ้นสร้างความเสียหายต่อการคมนาคมและความไม่ปลอดภัยสำหรับชาวต่างชาติที่ต้องการจะเข้ามาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยในช่วงเวลาดังกล่าว แต่ข่าวหรือสถานการณ์ดังกล่าวจะเกิดขึ้นในระยะเวลาประมาณ 1 ถึง 3 เดือนโดยส่วนใหญ่ และสูงสุดอยู่ที่ 9 เดือน โดยจะมีสถานการณ์ดังต่อไปนี้

- การต่อต้านรัฐบาล (Anti-Government)

สถานการณ์การต่อต้านรัฐบาลที่เกิดขึ้นภายในประเทศ ซึ่งส่งผลด้านลบให้กับการท่องเที่ยวภายในประเทศไทย โดยจะทำการแทนค่าตัวแปรจำลองผลกระทบเป็น 1 ในเดือนที่มีการต่อต้านรัฐบาล และ จะแทนเป็น 0 ในตอนที่สถานการณ์ปกติ ซึ่งในเดือนที่ได้รับผลกระทบ คือ เดือนพฤศจิกายน ปี พ.ศ. 2556 ถึง กรกฎาคม ปี พ.ศ. 2557 ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ANN (Training ANN model)

- การลอบวางระเบิดในกรุงเทพมหานครฯ (Bomb in Bangkok)

การลอบวางระเบิดที่เกิดขึ้นในกรุงเทพมหานครฯ ทำให้เกิดความวุ่นวายการท่องเที่ยวชะลอตัวเนื่องจากความไม่ปลอดภัยที่เกิดขึ้นถือเป็นผลกระทบด้านลบต่อการท่องเที่ยว โดยจะทำการแทนค่าตัวแปรจำลองผลกระทบเป็น 1 ในเดือนที่มีการผลกระทบของการวางระเบิด และ

จะแทนเป็น 0 ในตอนที่สถานการณ์ปกติ ซึ่งในเดือนที่ได้รับผลกระทบคือ เดือนสิงหาคม ถึง ตุลาคม ปี 2558 ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ANN (Training ANN model)

- อุทกภัย (Floods)

การเกิดอุทกภัยในประเทศไทยสร้างความเสียหายแก่ที่พักอาศัยและสถานที่ท่องเที่ยวต่าง ๆ ทำให้ส่งผลกระทบด้านลบต่อการมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทยในช่วงเวลาที่เกิดอุทกภัยขึ้น ซึ่งจะทำการแทนค่าตัวแปรจำลองผลกระทบเป็น 1 ในเดือนที่มีการเกิดอุทกภัย และ จะแทนเป็น 0 ในตอนที่สถานการณ์ปกติ ซึ่งเดือนที่ได้รับผลกระทบคือ เดือนมีนาคม ถึง มิถุนายน ปี 2560 และเดือนสิงหาคม ถึง พฤศจิกายน ปี 2561 ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ANN (Training ANN model)

- การสิ้นพระชนม์ของในหลวงรัชกาลที่ 9 (Thai King Rama9 Passed Away)

การสิ้นพระชนม์ของในหลวงรัชกาลที่ 9 ถือเป็นเหตุการณ์ที่มีผลกระทบทางจิตใจของประชาชนชาวไทยและการท่องเที่ยวภายในประเทศเนื่องจากได้มีนโยบายข้อกำหนดจากทางรัฐบาลว่าในช่วงที่ไว้อาลัย ห้ามมีการจัดงานแสดงรื่นเริงใด ๆ สถานที่ท่องเที่ยวหลายแห่งถูกจำกัดการให้บริการจึงส่งผลกระทบด้านลบทำให้การท่องเที่ยวชะลอตัวลง โดยจะทำการแทนค่าตัวแปรจำลองผลกระทบเป็น 1 ในเดือนที่ในหลวงรัชกาลที่ 9 สิ้นพระชนม์ และ จะแทนเป็น 0 ในตอนที่สถานการณ์ปกติ ซึ่งเดือนที่ได้รับผลกระทบคือ เดือนตุลาคม ถึง พฤศจิกายน ปี 2559 ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ANN (Training ANN model)

- เรือล่มที่ภูเก็ต (Boat Accident in Phuket)

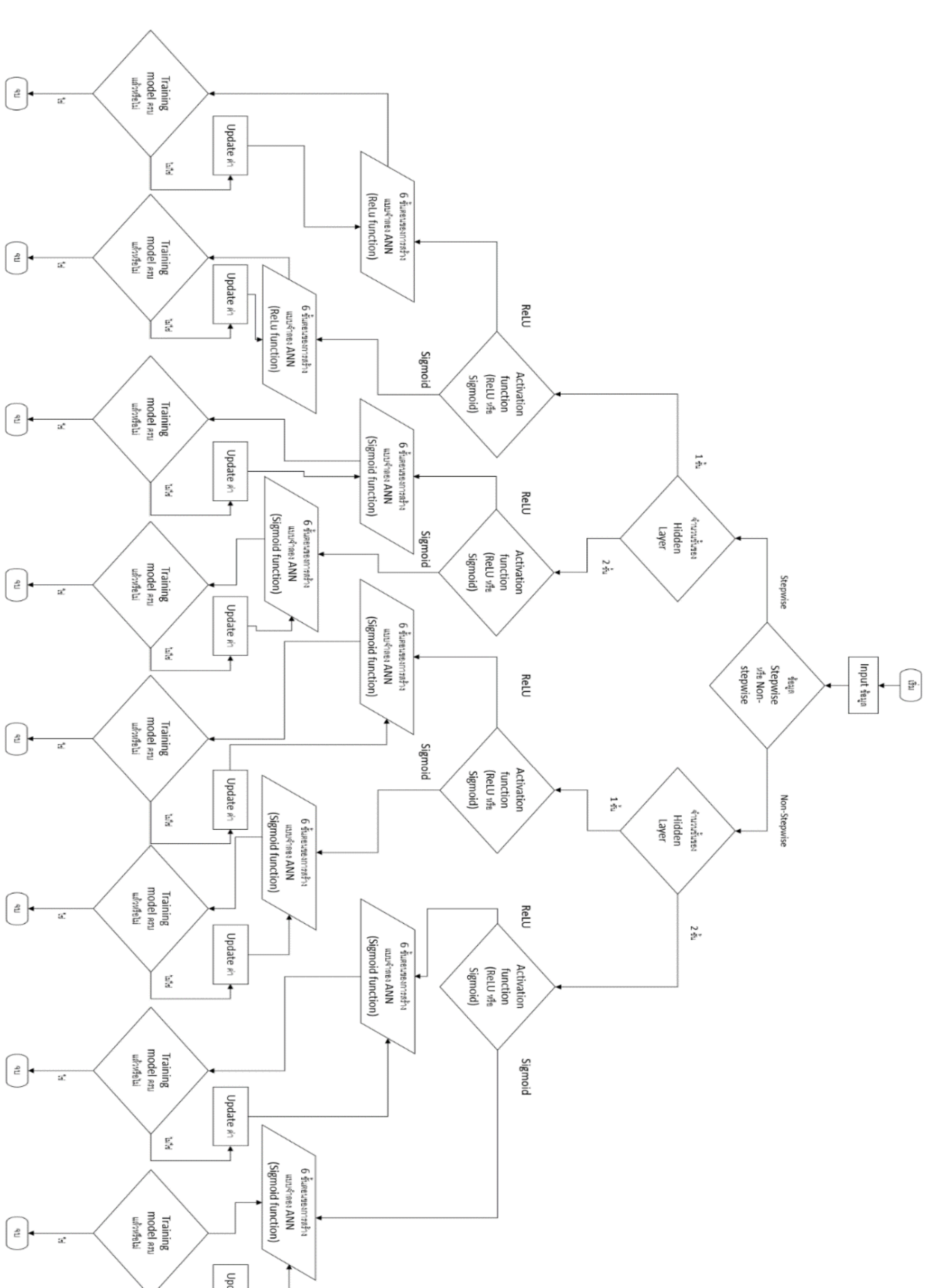
เรือล่มที่ภูเก็ตทำให้เกิดความเสียหายต่อการท่องเที่ยวที่ประเทศไทย เนื่องจากนักท่องเที่ยวส่วนใหญ่เป็นนักท่องเที่ยวจากประเทศจีน ซึ่งมีความสำคัญกับอุตสาหกรรมการท่องเที่ยวของไทยมากที่สุดจากทุกประเทศ โดยจะทำการแทนค่าตัวแปรจำลองผลกระทบเป็น 1 ในเดือนที่เรือล่ม และ จะแทนเป็น 0 ในตอนที่สถานการณ์ปกติ ซึ่งเดือนที่ได้รับผลกระทบคือ เดือน กันยายน ถึง พฤศจิกายน ปี 2561 ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ANN (Training ANN model)

จากปัจจัยที่กล่าวมาข้างต้นงานวิจัยนี้จะเพิ่มเติมปัจจัยที่มีความสำคัญต่อความต้องการการท่องเที่ยวของชาวต่างชาติ ได้แก่

- ข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนนักท่องเที่ยวแต่ละประเทศ (Time Series Data)

ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data) ของจำนวนนักท่องเที่ยวแต่ละประเทศที่นำมาทำการวิเคราะห์ เพื่อช่วยให้แบบการพยากรณ์ของแบบจำลอง ANN ได้เรียนรู้ถึงลักษณะของการท่องเที่ยวของแต่ละประเทศที่จะทำการพยากรณ์ เพื่อทำให้ได้ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวของแต่ละประเทศจากการพยากรณ์มีความถูกต้องแม่นยำมากขึ้น จากคำแนะนำของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดเตรียมห้องพักให้กับชาวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวที่ประเทศไทย (Phumchusri & Ungtrakul, 2020)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University




*รูปที่ 24: Flow chart ของการสร้างแบบจำลอง ANN ในงานวิจัยนี้*

## 3.4 การเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์

*ตารางที่ 9: ความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์*

| MAPE value | Interpretation |
|---|---|
| <10% | Highly accuarate |
| 10-20% | Good |
| 20-50% | Reasonable |
| >50% | Bad |

ที่มา: (Klimberg, Sillup, Boyle, & Tavva, 2010)

ในการเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลองในงานวิจัยนี้จะใช้วิธี Randomized Complete Block Design (RCBD) โดยใช้ค่า p-value < 0.05 เพื่อแบ่งกลุ่ม และ ใช้ Tukey method ในการวิเคราะห์และเปรียบเทียบแบบจำลองว่ามีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

# บทที่ 4ผลการดำเนินงาน

## 4.1 **วิธีอนุกรมเวลา (Time Series Method)**

### 4.1.1 Seasonal ARIMA Method

*ตารางที่ 10: ผลจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของ SARIMA โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 5 ปี เป็นชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training) (เดือนพฤศจิกายน ปี 2556 ถึง ตุลาคม ปี 2561) กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริง (เดือนพฤศจิกายน ปี 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562)*

| ประเทศ | แบบจำลอง | ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) | |
|---|---|---|---|
| | | การฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) | การทดสอบแบบจำลอง (Testing model) |
| จีน | $(0,1,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 7.94 | 8.99 |
| มาเลเซีย | $(1,1,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 7.03 | 10.58 |
| เกาหลี | $(1,0,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 4.92 | 6.69 |
| ญี่ปุ่น | $(1,0,0)\ (0,1,0)_{12}$ | 3.44 | 4.21 |
| รัสเซีย | $(2,1,1)\ (0,1,1)_{12}$ | 9.78 | 11.31 |
| อังกฤษ | $(4,1,0)\ (1,1,1)_{12}$ | 3.04 | 3.59 |
| สหรัฐอเมริกา | $(2,0,0)\ (0,1,0)_{12}$ | 2.92 | 2.85 |
| สิงคโปร์ | $(1,0,0)\ (0,1,0)_{12}$ | 5.84 | 5.48 |
| อินเดีย | $(0,1,1)\ (0,1,0)_{12}$ | 3.48 | 16.35 |
| ออสเตรเลีย | $(0,1,1)\ (0,1,1)_{12}$ | 3.52 | 3.99 |
| ลาว | $(0,0,1)\ (1,1,0)_{12}$ | 3.96 | 4.55 |
| ฮ่องกง | $(1,0,0)\ (0,1,1)_{12}$ | 10.38 | 7.57 |
| เยอรมัน | $(0,0,0)\ (0,1,1)_{12}$ | 4.88 | 11.30 |

ตารางที่ 10 บอกถึงรายละเอียดของ SARIMA (p, d, q) (P, D, Q) ที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล และค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) ระหว่างการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) และ การทดสอบแบบจำลอง (Testing model) นั้นมีความแตกต่างกันเล็กน้อย แต่มีประเทศที่มี MAPE ของการทดสอบที่สูงกว่าการฝึกอบรมมาก คือ อินเดีย และเยอรมัน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

*ตารางที่ 11: ผลจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของ SARIMA โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 3 ปี เป็นชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training) (เดือนพฤศจิกายน ปี 2558 ถึง ตุลาคม ปี 2561) กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริง (เดือนพฤศจิกายน ปี 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562)*

| ประเทศ | แบบจำลอง | ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) | |
|---|---|---|---|
| | | การฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) | การทดสอบแบบจำลอง (Testing model) |
| จีน | $(1,0,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 4.91 | 9.27 |
| มาเลเซีย | $(1,1,0)\ (0,1,0)_{12}$ | 6.58 | 17.79 |
| เกาหลี | $(2,0,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 2.96 | 3.80 |
| ญี่ปุ่น | $(0,0,0)\ (0,1,0)_{12}$ | 1.87 | 3.87 |
| รัสเซีย | $(2,0,0)\ (0,1,1)_{12}$ | 4.70 | 13.09 |
| อังกฤษ | $(0,0,1)\ (1,1,0)_{12}$ | 1.61 | 2.56 |
| สหรัฐอเมริกา | $(1,1,1)\ (0,1,0)_{12}$ | 1.98 | 2.29 |
| สิงคโปร์ | $(0,0,0)\ (0,1,0)_{12}$ | 3.04 | 5.01 |
| อินเดีย | $(1,0,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 2.02 | 11.44 |
| ออสเตรเลีย | $(0,0,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 1.99 | 5.12 |
| ลาว | $(0,0,1)\ (0,1,1)_{12}$ | 2.92 | 3.80 |
| ฮ่องกง | $(3,1,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 6.58 | 10.94 |
| เยอรมัน | $(0,0,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 3.75 | 7.77 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 11 บอกถึงรายละเอียดของ SARIMA (p, d, q) (P, D, Q) ที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล และค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) ระหว่างการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) และ การทดสอบแบบจำลอง (Testing model) นั้นมีความแตกต่างกันมาก แต่มีประเทศที่มี MAPE ของการทดสอบที่สูงกว่าการฝึกอบรมน้อย คือ เกาหลี อังกฤษ สหรัฐอเมริกา และลาว

*ตารางที่ 12: ผลจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของ SARIMA โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 4 ปี เป็นชุดข้อมูลฝึกอบรม (Training) (เดือนพฤศจิกายน ปี 2557 ถึง ตุลาคม ปี 2561) กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริง (เดือนพฤศจิกายน ปี 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562)*

| ประเทศ | แบบจำลอง | ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) | |
|---|---|---|---|
| | | การฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) | การทดสอบแบบจำลอง (Testing model) |
| จีน | $(1,0,1)\ (1,1,0)_{12}$ | 6.85 | 9.80 |
| มาเลเซีย | $(1,0,2)\ (0,1,1)_{12}$ | 4.90 | 12.46 |
| เกาหลี | $(0,0,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 3.85 | 4.71 |
| ญี่ปุ่น | $(0,1,1)\ (0,1,0)_{12}$ | 2.40 | 3.57 |
| รัสเซีย | $(2,0,0)\ (0,1,0)_{12}$ | 6.80 | 16.74 |
| อังกฤษ | $(0,1,1)\ (1,1,0)_{12}$ | 2.56 | 2.45 |
| สหรัฐอเมริกา | $(0,1,1)\ (0,1,0)_{12}$ | 2.34 | 2.23 |
| สิงคโปร์ | $(0,0,0)\ (0,1,0)_{12}$ | 3.61 | 4.72 |
| อินเดีย | $(1,0,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 2.62 | 12.74 |
| ออสเตรเลีย | $(0,0,0)\ (0,1,1)_{12}$ | 2.03 | 5.04 |
| ลาว | $(2,0,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 3.71 | 4.71 |
| ฮ่องกง | $(3,1,0)\ (1,1,0)_{12}$ | 8.04 | 12.09 |
| เยอรมัน | $(0,1,1)\ (0,1,1)_{12}$ | 4.03 | 9.54 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 12 บอกถึงรายละเอียดของ SARIMA (p, d, q) (P, D, Q) ที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล และค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) ระหว่างการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) และ การทดสอบแบบจำลอง (Testing model) มีประเทศที่มี MAPE ของการทดสอบที่สูงกว่าการฝึกอบรมมาก คือ มาเลเซีย รัสเซีย อินเดีย ฮ่องกง และ เยอรมัน

*ตารางที่ 13: เปรียบเทียบผลจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของ SARIMA โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 3, 4 และ 5 ปี เป็นชุดข้อมูลฝึกอบ (Training) กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริง (เดือนพฤศจิกายน ปี 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562)*

| ประเทศ | ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) | | |
|---|---|---|---|
| | 3 ปี | 4 ปี | 5 ปี |
| จีน | 9.27 | 9.80 | 8.99 |
| มาเลเซีย | 17.79 | 12.46 | 10.58 |
| เกาหลี | 3.80 | 4.71 | 6.69 |
| ญี่ปุ่น | 3.87 | 3.57 | 4.21 |
| รัสเซีย | 13.09 | 16.74 | 11.31 |
| อังกฤษ | 2.56 | 2.45 | 3.59 |
| สหรัฐอเมริกา | 2.29 | 2.23 | 2.85 |
| สิงคโปร์ | 5.01 | 4.72 | 5.48 |
| อินเดีย | 11.44 | 12.74 | 16.35 |
| ออสเตรเลีย | 5.12 | 5.04 | 3.99 |
| ลาว | 3.80 | 4.71 | 4.55 |
| ฮ่องกง | 10.94 | 12.09 | 7.57 |
| เยอรมัน | 7.77 | 9.54 | 11.30 |

ตารางที่ 13 ทางผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบผลการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) SARIMA ที่มีการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ด้วยข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติย้อนหลัง 3, 4 และ 5 ปี โดยประเทศที่แบบจำลอง SARIMA ของ 3 ปี ได้แก่ เกาหลี ลาว และเยอรมัน ของ 4 ปี ได้แก่ ญี่ปุ่น อังกฤษ สหรัฐอเมริกา และ สิงคโปร์ ของ 5 ปี ได้แก่ จีน รัสเซีย ออสเตรเลีย และ ฮ่องกง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

4.1.2 TBATS

*ตารางที่ 14: ผลจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของ TBATS กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริง (เดือนพฤศจิกายน ปี 2561 ถึง ตุลาคม ปี 2562) เปรียบเทียบกับการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) SARIMA*

| ประเทศ | ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) | |
|---|---|---|
| | การทดสอบแบบจำลอง (SARIMA) | การทดสอบแบบจำลอง (TBATS) |
| จีน | 8.99 | 14.82 |
| มาเลเซีย | 10.58 | 7.74 |
| เกาหลี | 6.69 | 7.54 |
| ญี่ปุ่น | 4.21 | 6.59 |
| รัสเซีย | 11.31 | 12.04 |
| อังกฤษ | 3.59 | 4.59 |
| สหรัฐอเมริกา | 2.85 | 6.93 |
| สิงคโปร์ | 5.48 | 5.14 |
| อินเดีย | 16.35 | 23.67 |
| ออสเตรเลีย | 3.99 | 4.46 |
| ลาว | 4.55 | 3.48 |
| ฮ่องกง | 7.57 | 7.97 |
| เยอรมัน | 11.30 | 7.62 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

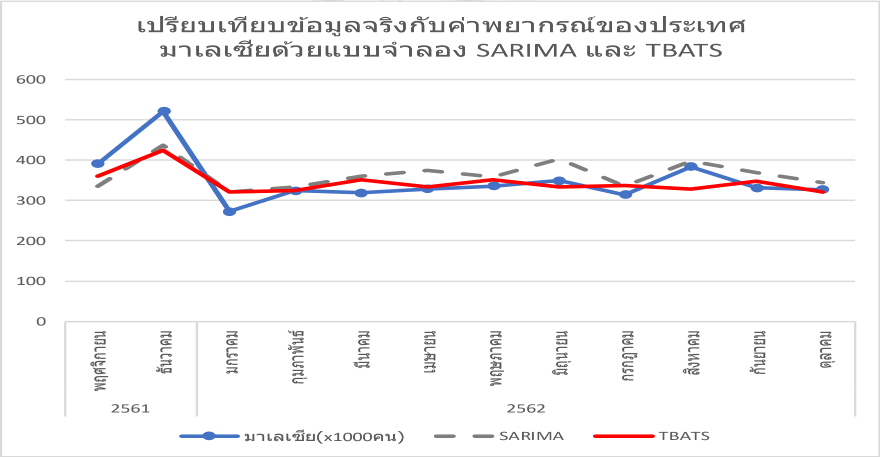
ในตารางที่ 14 ได้ทำการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดแบบสัมบูรณ์ (MAPE) ของแบบจำลอง SARIMA และ TBATS โดยการเปรียบเทียบจะใช้ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติย้อนหลัง 5 ปี ในการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model)

เนื่องจากการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ถ้ามีจำนวนของข้อมูลที่มากจะทำให้สามารถสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ได้ดี สามารถเปรียบเทียบได้จากความแตกต่างของ MAPE ระหว่างการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) กับ การทดสอบแบบจำลอง (Testing model) (ตารางที่ 10, 11 และ 12) ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้คือ แบบจำลอง TBATS สามารถให้ค่า MAPE ที่ดีกว่าแบบจำลอง SARIMA อยู่ 4 ประเทศ คือ ประเทศมาเลเซีย สิงคโปร์ ลาว และเยอรมัน จากการ

ทดสอบแบบจำลอง TBATS แล้ว จะเห็นได้ว่ามีประเทศที่ให้ค่า MAPE สูงสุด 3 ประเทศ (มากเกิน 8 เปอร์เซ็นต์) คือ ประเทศจีน รัสเซีย และ อินเดีย

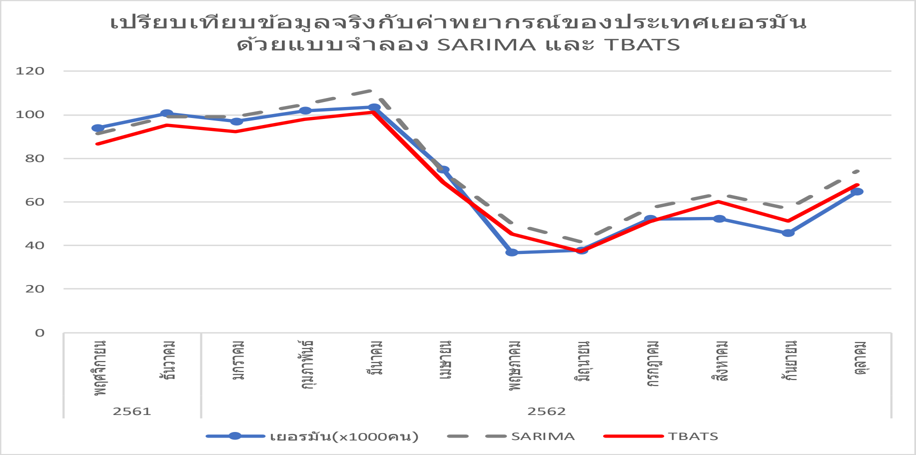
ประเทศที่นำแบบจำลอง TBATS มาทำการทดสอบ (Testing) แล้วให้ค่า MAPE มากกว่า 8 เปอร์เซ็นอาจเนื่องมาจากมีรูปแบบของข้อมูลในปัจจุบันบางส่วนที่เปลี่ยนแปลงไป จึงทำให้มีโอกาสที่จะเกิดความผิดพลาดในการพยากรณ์

ในรูปที่ 25 และ 26 แสดงกราฟตัวอย่างของการเปรียบเทียบข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริงกับข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA และ TBATS โดยจะนำเสนอตัวอย่างของประเทศที่การพยากรณ์ของแบบจำลอง TBATS ให้ผลลัพธ์ของค่า MAPE ที่ดีกว่า ได้แก่ประเทศมาเลเซียและเยอรมัน



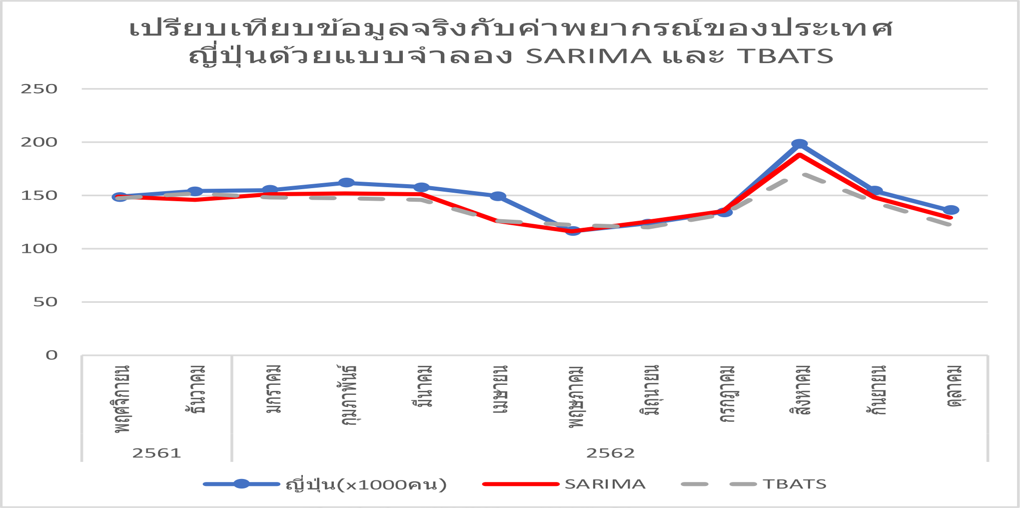

*รูปที่ 25: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศมาเลเซียด้วยแบบจำลอง SARIMA และ TBATS เดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2561 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2562*

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

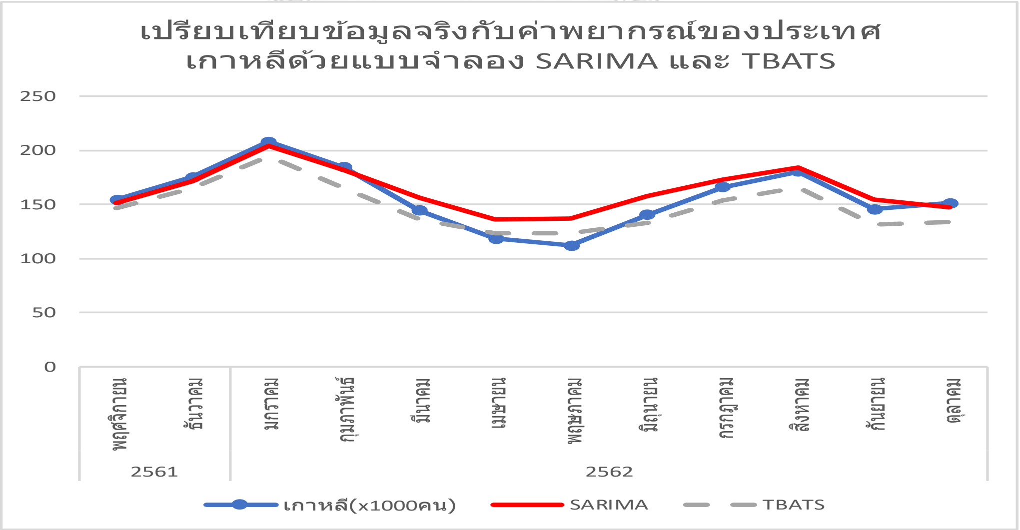



*รูปที่ 26: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศเยอรมันด้วยแบบจำลอง SARIMA และ TBATS เดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2561 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2562*

ในรูปที่ 27 และ 28 แสดงกราฟตัวอย่างของการเปรียบเทียบข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริงกับข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA และ TBATS โดยจะนำเสนอตัวอย่างของประเทศที่การพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA ให้ผลลัพธ์ของค่า MAPE ที่ดีกว่า ได้แก่ประเทศญี่ปุ่น และ เกาหลี




*รูปที่ 27: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศญี่ปุ่นด้วยแบบจำลอง SARIMA และ TBATS เดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2561 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2562*




*รูปที่ 28: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศเกาหลีด้วยแบบจำลอง SARIMA และ TBATS เดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2561 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2562*

### 4.2 **วิธีเชิงสาเหตุ (Causal Method)**

ประเทศที่ได้เลือกมาสร้างแบบจำลอง ANN มีจำนวน 3 ประเทศ คือ จีน, อินเดีย และรัสเซีย เนื่องจากแบบจำลอง SARIMA และ TBATS ให้ค่า MAPE ในการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ของทั้ง 3 ประเทศมากกว่า 8 เปอร์เซ็น จึงได้เลือกทั้ง 3 ประเทศมาทำการสร้างแบบจำลอง ANN และ เพิ่มเติมปัจจัยในส่วนของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของจำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติแต่ละประเทศที่ถูกบันทึกไว้เป็นข้อมูลรายเดือน โดย Activation Function ที่ใช้ในการให้คำนวณหาค่า Output ของแบบจำลอง ANN ที่เลือกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้ คือ ReLU function (Rectified Linear Unit) (หัวข้อที่ 2.1.2.1.2.1) และ Sigmoid function (หัวข้อที่ 2.1.2.1.2.2) ในการหาพารามิเตอร์ (Parameter) ของการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) จะใช้จำนวนของ Hidden layer nodes เป็นแบบ 1 ชั้น และ 2 ชั้น ซึ่งในการคำนวณและค้นหาจำนวนของ node ที่จะนำมาใช้ในแต่ละชั้นของ Hidden layer nodes จะใช้ Library ชื่อว่า GridSearchCV ของภาษา python ในการคำนวณและค้นหาว่าจำนวนของ node ที่ดีที่สุดของการนำมาสร้างแบบจำลอง ANN นั้นว่ามีจำนวนเป็นเท่าไร เพื่อที่จะนำมาทำการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) กับข้อมูลจริงของจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติแต่ละประเทศ

*ตารางที่ 15: Coefficients ของปัจจัยจากที่เลือกใช้กับแต่ละประเทศเพื่อนำมาสร้างแบบจำลอง ANN โดยการนำปัจจัยมาวิเคราะห์ค่าความ significant ด้วยวิธีการถดถอย (Regression) (ประเทศจีน)*

**Coefficients**

| Term | Coef | SE Coef | T-Value | P-Value | VIF |
|---|---|---|---|---|---|
| Constant | 4319 | 1581 | 2.73 | 0.008 | |
| GDP | -0.0190 | 0.0222 | -0.85 | 0.396 | 7.73 |
| relative CPI | -2038 | 1002 | -2.03 | 0.046 | 8.26 |
| exchange rate | -342.1 | 78.8 | -4.34 | 0.000 | 5.44 |
| China(x1000)(1) | 0.5288 | 0.0755 | 7.01 | 0.000 | 2.58 |
| Seasonal | 94.5 | 22.2 | 4.26 | 0.000 | 1.17 |
| Anti(GV) | -104.1 | 38.2 | -2.72 | 0.008 | 2.18 |
| Bomb | 152.1 | 43.5 | 3.50 | 0.001 | 1.16 |
| Flood | -18.3 | 38.8 | -0.47 | 0.639 | 1.99 |
| King passed away | -132.1 | 72.5 | -1.82 | 0.073 | 1.35 |
| Boat Accident in Phuket | -84.0 | 67.3 | -1.25 | 0.217 | 1.72 |

จากตารางที่ 15 จะเห็นได้ว่ามีปัจจัยที่มีค่า p-value ที่สูง ยกตัวอย่างปัจจัยรายได้ประชากรต่อหัวเฉลี่ย (GDP) มีค่า p-value คือ 0.396 และ อุทกภัย (Floods) มีค่า p-value คือ 0.639 งานวิจัยนี้จึงได้ทำการสร้างแบบจำลอง ANN ทั้ง 3 ประเทศ ได้แก่ ประเทศจีน อินเดีย และ รัสเซีย จากลักษณะของข้อมูล 2 รูปแบบกับ คือ แบบ Non-Stepwise และ Stepwise เพื่อเปรียบเทียบ

ความแตกต่างของค่า MAPE ที่ได้จากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN จากข้อมูลทั้ง 2 รูปแบบกับทั้ง 3 ประเทศ

**หมายเหตุ: ดู Coefficients ของประเทศอินเดียและรัสเซียได้ที่บรรณานุกรม

4.2.1 Non-Stepwise

*ตารางที่ 16: ANOVA (Analysis of Variance) ของปัจจัยที่เลือกมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANN และ ค่า R-sq ของประเทศจีน (Non-Stepwise)*

**Analysis of Variance**

| Source | DF | Adj SS | Adj MS | F-Value | P-Value |
|---|---|---|---|---|---|
| Regression | 10 | 3106312 | 310631 | 41.06 | 0.000 |
| GDP | 1 | 5516 | 5516 | 0.73 | 0.396 |
| relative CPI | 1 | 31318 | 31318 | 4.14 | 0.046 |
| exchange rate | 1 | 142765 | 142765 | 18.87 | 0.000 |
| China(x1000)(1) | 1 | 371378 | 371378 | 49.09 | 0.000 |
| Seasonal | 1 | 137007 | 137007 | 18.11 | 0.000 |
| Anti(GV) | 1 | 56070 | 56070 | 7.41 | 0.008 |
| Bomb | 1 | 92577 | 92577 | 12.24 | 0.001 |
| Flood | 1 | 1682 | 1682 | 0.22 | 0.639 |
| King passed away | 1 | 25148 | 25148 | 3.32 | 0.073 |
| Boat Accident in Phuket | 1 | 11795 | 11795 | 1.56 | 0.217 |
| Error | 61 | 461436 | 7565 | | |
| Total | 71 | 3567748 | | | |

**Model Summary**

| S | R-sq | R-sq(adj) | R-sq(pred) |
|---|---|---|---|
| 86.9743 | 87.07% | 84.95% | 82.45% |

ตารางที่ 16 แสดงให้เห็นถึงความ significant ของปัจจัยที่เลือกมาใช้ พร้อมค่า R-sq = 87.07% และค่า R-sq (adj) = 84.95% ในการสร้างแบบจำลอง ANN ของประเทศจีน (หัวข้อที่ 3.3.3.1) ***หมายเหตุ China(x1000)(1) คือ ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของประเทศจีน(x1000คน)***

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

## Regression Equation

China(x1000) = 4319 - 0.0190 GDP - 2038 relative CPI - 342.1 exchange rate + 0.5288 China(x1000)(1) + 94.5 Seasonal - 104.1 Anti(GV) + 152.1 Bomb - 18.3 Flood - 132.1 King passed away - 84.0 Boat Accident in Phuket

*รูปที่ 29: สมการที่ได้จากการนำปัจจัยที่เลือกมาทำวิธีการถดถอย (Regression) (ประเทศจีน)*

*ตารางที่ 17: ค่า R-sq และ R-sq (adj) ของแต่ละประเทศที่เลือกมาสร้างแบบจำลอง ANN แบบ Non-Stepwise (จีน อินเดีย และ รัสเซีย)*

| ประเทศ | R-sq | R-sq (adj) |
|---|---|---|
| จีน | 87.07% | 84.95% |
| อินเดีย | 88.15% | 86.21% |
| รัสเซีย | 88.48% | 86.59% |

4.2.2 Stepwise (p-value < 0.1)

*ตารางที่ 18: Coefficients ของปัจจัยจากที่เลือกใช้กับประเทศจีนเพื่อมาสร้างแบบจำลอง ANN โดยการนำปัจจัยมาวิเคราะห์ค่าความ significant ด้วยวิธีการถดถอย (Regression) (Stepwise)*

**Coefficients**

| Term | Coef | SE Coef | T-Value | P-Value | VIF |
|---|---|---|---|---|---|
| Constant | 2770 | 638 | 4.34 | 0.000 | |
| relative CPI | -1146 | 469 | -2.44 | 0.017 | 1.80 |
| exchange rate | -266.7 | 48.6 | -5.48 | 0.000 | 2.06 |
| China(x1000)(1) | 0.5808 | 0.0695 | 8.36 | 0.000 | 2.18 |
| Seasonal | 99.4 | 22.0 | 4.52 | 0.000 | 1.15 |
| Anti(GV) | -82.4 | 36.1 | -2.28 | 0.026 | 1.93 |
| Bomb | 144.7 | 41.7 | 3.47 | 0.001 | 1.06 |
| Boat Accident in Phuket | -102.6 | 57.1 | -1.80 | 0.077 | 1.23 |

**หมายเหตุ: ดู Coefficients ของปัจจัยหลังจากนำมาทำ Stepwise ของประเทศอินเดียและรัสเซียได้ที่บรรณานุกรม

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

*ตารางที่ 19: ANOVA (Analysis of Variance) ของปัจจัยที่เลือกมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANN และ ค่า R-sq ของประเทศจีน (Stepwise)*

**Analysis of Variance**

| Source | DF | Adj SS | Adj MS | F-Value | P-Value |
|---|---|---|---|---|---|
| Regression | 7 | 3080228 | 440033 | 57.77 | 0.000 |
| relative CPI | 1 | 45440 | 45440 | 5.97 | 0.017 |
| exchange rate | 1 | 229044 | 229044 | 30.07 | 0.000 |
| China(x1000)(1) | 1 | 531827 | 531827 | 69.82 | 0.000 |
| Seasonal | 1 | 155401 | 155401 | 20.40 | 0.000 |
| Anti(GV) | 1 | 39611 | 39611 | 5.20 | 0.026 |
| Bomb | 1 | 91787 | 91787 | 12.05 | 0.001 |
| Boat Accident in Phuket | 1 | 24618 | 24618 | 3.23 | 0.077 |
| Error | 64 | 487520 | 7617 | | |
| Total | 71 | 3567748 | | | |

**Model Summary**

| S | R-sq | R-sq(adj) | R-sq(pred) |
|---|---|---|---|
| 87.2783 | 86.34% | 84.84% | 83.43% |

ตารางที่ 19 หลังจากทำการ stepwise ที่ p-value < 0.1 แล้ว ปัจจัยที่จะเลือกไปสร้างแบบจำลอง ANN ของประเทศจีน ได้แก่ ราคาสัมพันธ์ (relative CPI) อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน (exchange rate) ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของประเทศจีน (China(x1000)(1)) ผลกระทบของฤดูกาล (Seasonal) การต่อต้านรัฐบาล (Anti(GV)) การลอบวางระเบิด (Bomb) และเรือล่มที่ภูเก็ต (Boat Accident in Phuket) พร้อมค่า R-sq = 86.34% และ ค่า R-sq (adj) = 84.84%

## Regression Equation

China(x1000) = 2770 - 1146 relative CPI - 266.7 exchange rate + 0.5808 China(x1000)(1) + 99.4 Seasonal - 82.4 Anti(GV) + 144.7 Bomb - 102.6 Boat Accident in Phuket

*รูปที่ 30: สมการจากวิธีการถดถอย (Regression) ที่ได้จากการนำปัจจัยที่เลือกมาทำ Stepwise (ประเทศจีน)*

*ตารางที่ 20: ANOVA (Analysis of Variance) ของปัจจัยที่เลือกมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANN และ ค่า R-sq ของประเทศอินเดีย (Stepwise)*

### Analysis of Variance

| Source | DF | Adj SS | Adj MS | F-Value | P-Value |
|---|---|---|---|---|---|
| Regression | 6 | 59541.0 | 9923.5 | 75.24 | 0.000 |
| GDP | 1 | 3770.6 | 3770.6 | 28.59 | 0.000 |
| relative CPI | 1 | 468.4 | 468.4 | 3.55 | 0.064 |
| India(x1000)(1) | 1 | 389.8 | 389.8 | 2.96 | 0.090 |
| Seasonal | 1 | 2932.8 | 2932.8 | 22.24 | 0.000 |
| Anti(GV) | 1 | 1406.3 | 1406.3 | 10.66 | 0.002 |
| Boat Accident in Phuket | 1 | 1035.6 | 1035.6 | 7.85 | 0.007 |
| Error | 65 | 8573.1 | 131.9 | | |
| Total | 71 | 68114.0 | | | |

### Model Summary

| S | R-sq | R-sq(adj) | R-sq(pred) |
|---|---|---|---|
| 11.4845 | 87.41% | 86.25% | 83.80% |

ตารางที่ 20 หลังจากทำการ stepwise ด้วยวิธีการถดถอย (Regression) ที่ p-value < 0.1 แล้ว ปัจจัยที่จะเลือกไปสร้างแบบจำลอง ANN ของประเทศอินเดีย ได้แก่ รายได้ประชากรต่อหัวเฉลี่ย (GDP) ราคาสัมพันธ์ (relative CPI) ข้อมูลอนุกรมเวลาของประเทศอินเดีย (India(x1000)(1)) ผลกระทบของฤดูกาล (Seasonal) การต่อต้านรัฐบาล (Anti(GV)) และ เรือล่มที่ภูเก็ต (Boat Accident in Phuket) พร้อมค่า R-sq = 87.41% และ ค่า R-sq (adj) = 86.25%

**Regression Equation**

India(x1000) = -182.6 + 0.0933 GDP + 79.7 relative CPI + 0.196 India(x1000)(1) + 14.39 Seasonal + 12.73 Anti(GV) - 20.89 Boat Accident in Phuket

*รูปที่ 31: สมการจากวิธีการถดถอย (Regression) ที่ได้จากการนำปัจจัยที่เลือกมาทำ Stepwise (ประเทศอินเดีย)*

*ตารางที่ 21: ANOVA (Analysis of Variance) ของปัจจัยที่เลือกมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANN และ ค่า R-sq ของประเทศรัสเซีย (Stepwise)*

**Analysis of Variance**

| Source | DF | Adj SS | Adj MS | F-Value | P-Value |
|---|---|---|---|---|---|
| Regression | 4 | 259857 | 64964.2 | 112.59 | 0.000 |
| GDP | 1 | 4068 | 4067.8 | 7.05 | 0.010 |
| Russia(x1000)(1) | 1 | 43899 | 43898.5 | 76.08 | 0.000 |
| Seasonal | 1 | 20041 | 20040.8 | 34.73 | 0.000 |
| King passed away | 1 | 1903 | 1903.2 | 3.30 | 0.074 |
| Error | 67 | 38658 | 577.0 | | |
| Total | 71 | 298515 | | | |

**Model Summary**

| S | R-sq | R-sq(adj) | R-sq(pred) |
|---|---|---|---|
| 24.0206 | 87.05% | 86.28% | 85.22% |

ตารางที่ 21 หลังจากทำการ stepwise ที่ p-value < 0.1 แล้ว ปัจจัยที่จะเลือกไปสร้างแบบจำลอง ANN ของประเทศรัสเซีย ได้แก่ รายได้ประชากรต่อหัวเฉลี่ย (GDP) ข้อมูลอนุกรมเวลาของประเทศจีน (Russia(x1000)(1)), ผลกระทบของฤดูกาล (Seasonal) และ การสิ้นพระชนม์ของในหลวงรัชกาลที่ 9 (King passed away) พร้อมค่า R-sq = 87.05% และค่า R-sq (adj) = 86.28%

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

**Regression Equation**

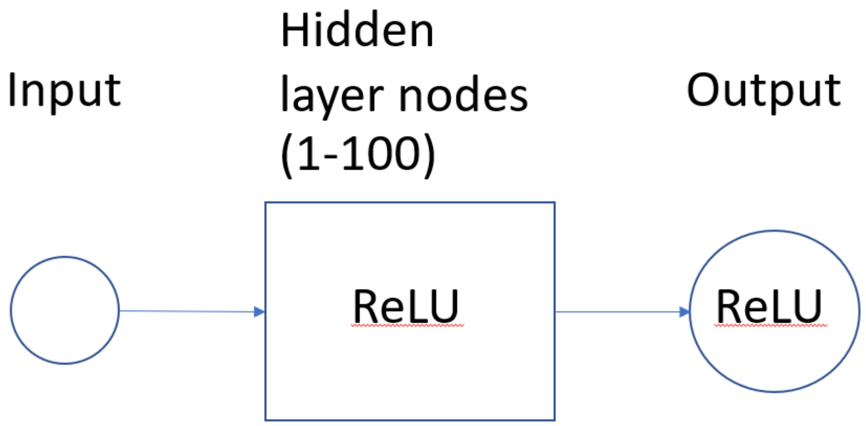
Russia(x1000) = -33.8 + 0.00454 GDP + 0.6123 Russia(x1000)(1) + 48.54 Seasonal - 32.6 King passed away

*รูปที่ 32: สมการจากวิธีการถดถอย (Regression) ที่ได้จากการนำปัจจัยที่เลือกมาทำ Stepwise (ประเทศรัสเซีย)*

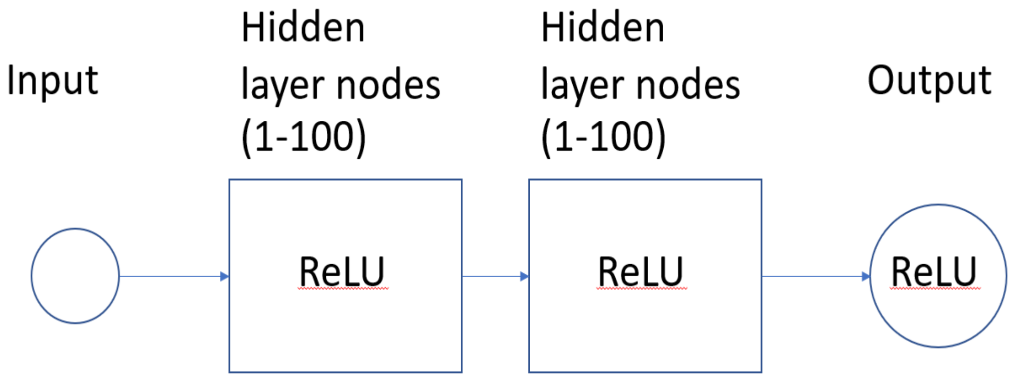
*ตารางที่ 22: ค่า R-sq และ R-sq (adj) ของแต่ละประเทศที่เลือกมาสร้างแบบจำลอง ANN แบบ Stepwise (จีน อินเดีย และ รัสเซีย)*

| ประเทศ | R-sq | R-sq (adj) |
|---|---|---|
| จีน | 86.34% | 84.84% |
| อินเดีย | 87.41% | 86.25% |
| รัสเซีย | 87.05% | 86.28% |

4.2.3 ReLU function




*รูปที่ 33: ลักษณะของการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN โดยใช้ ReLU function เป็น Activation function แบบที่จำนวนชั้นของ Hidden layer nodes เป็น 1 ชั้น*




*รูปที่ 34: ลักษณะของการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN โดยใช้ ReLU function เป็น Activation function แบบที่จำนวนชั้นของ Hidden layer nodes เป็น 2 ชั้น*

*ตารางที่ 23: จำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ MAPE ของแต่ละประเทศที่ทำการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ ReLU function เป็น Activation function*

| ประเทศ | Hidden layer nodes | | | |
|---|---|---|---|---|
| | **1 ชั้น (1-100)** | **MAPE (Testing)** | **2 ชั้น (1-100)(1-100)** | **MAPE (Testing)** |
| จีน | 52 | 12.07 | (68, 45) | 6.64 |
| อินเดีย | 3 | 19.53 | (9, 10) | 16.45 |
| รัสเซีย | 18 | 17.07 | (12, 22) | 13.76 |

ตารางที่ 23 แสดงถึงจำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ ค่า MAPE ที่ได้จากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ ReLU function เป็น Activation function จะเห็นได้ว่าทั้ง 3 ประเทศที่จำนวนของ hidden layer nodes เป็น 2 ชั้น จะให้ค่า MAPE ที่ดีกว่าที่เป็น 1 ชั้น

*ตารางที่ 24: จำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ MAPE ของแต่ละประเทศที่ทำการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ ReLU function เป็น Activation function (Stepwise)*

| ประเทศ | Hidden layer nodes | | | |
|---|---|---|---|---|
| | **1 ชั้น (1-100)** | **MAPE (Testing)** | **2 ชั้น (1-100)(1-100)** | **MAPE (Testing)** |
| จีน | 13 | 12.98 | (19, 11) | 10.86 |
| อินเดีย | 5 | 21.29 | (3, 35) | 17.26 |
| รัสเซีย | 3 | 14.35 | (5, 3) | 13.14 |

ตารางที่ 24 แสดงถึงจำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ ค่า MAPE ที่ได้จากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ ReLU function เป็น Activation function และ ทำการ Stepwise จะเห็นได้ว่าทั้ง 3 ประเทศที่จำนวนของ hidden layer nodes เป็น 2 ชั้น จะให้ค่า MAPE ที่ดีกว่าที่เป็น 1 ชั้น

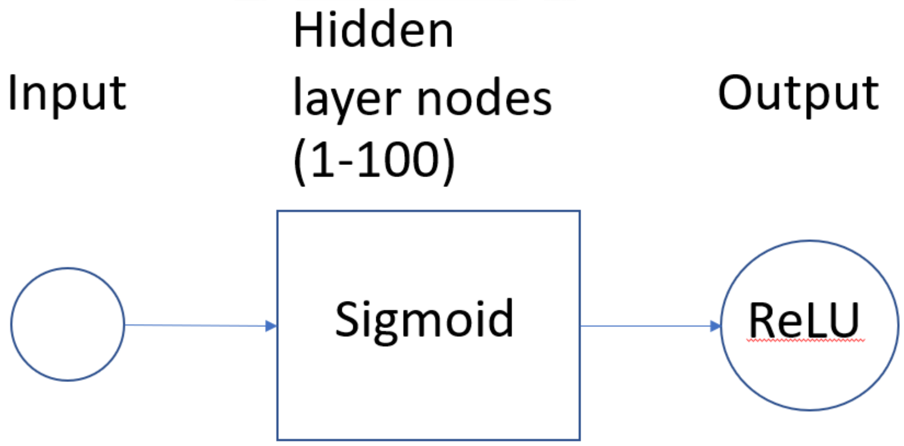
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

*ตารางที่ 25: เปรียบเทียบค่า MAPE ระหว่างข้อมูลปัจจัยที่ Non-Stepwise และ Stepwise ในแต่ละจำนวนชั้นของ Hidden layer nodes (ReLU function) ของการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN*

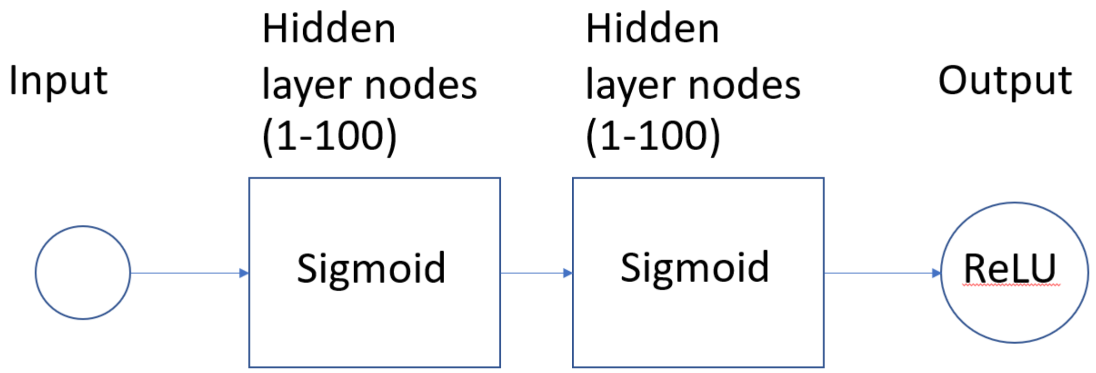
| **ประเทศ** | Hidden layer nodes | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | MAPE(Testing) | | | | | | | |
| | Non-Stepwise | | | | Stepwise | | | |
| | 1 ชั้น | | 2 ชั้น | | 1 ชั้น | | 2 ชั้น | |
| จีน | 52 | 12.07 | (68, 45) | 6.64 | 13 | 12.98 | (19, 11) | 10.86 |
| อินเดีย | 3 | 19.53 | (9, 10) | 16.45 | 5 | 21.29 | (3, 35) | 17.26 |
| รัสเซีย | 18 | 17.07 | (12, 22) | 13.76 | 3 | 14.35 | (5, 3) | 13.14 |

ตารางที่ 25 แสดงการเปรียบเทียบค่า MAPE การทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN ระหว่างปัจจัยที่ทำการ Stepwise และ Non-stepwise ในแต่ละประเทศ โดยประเทศที่ทำการ Stepwise ที่จำนวนของ hidden layer nodes เป็น 1 ชั้น และ 2 ชั้น แล้วให้ค่า MAPE ที่ได้ดีกว่า ได้แก่ ประเทศรัสเซีย ทั้งนี้จะเห็นได้ว่าค่า MAPE ของการทำ Stepwise หรือ Non-stepwise ทั้งในแบบที่จำนวนของ hidden layer nodes เป็น 1 ชั้น หรือ 2 ชั้น แต่ละประเทศจะมีค่าต่างกันไม่มาก ยกเว้นประเทศรัสเซียของ 1 ชั้น และ ประเทศจีนของ 2 ชั้น ที่มีค่าแตกต่างกันมากอย่างเห็นได้ชัด แต่ในงานวิจัยนี้จะให้ความสำคัญกับค่า MAPE ในแบบของ Non-stepwise

4.2.4 Sigmoid function




*รูปที่ 35: ลักษณะของการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN โดยใช้ Sigmoid function เป็น Activation function แบบที่จำนวนชั้นของ Hidden layer nodes เป็น 1 ชั้น*




*รูปที่ 36: ลักษณะของการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN โดยใช้ Sigmoid function เป็น Activation function แบบที่จำนวนชั้นของ Hidden layer nodes เป็น 2 ชั้น*

*ตารางที่ 26: จำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ MAPE ของแต่ละประเทศที่ทำการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ Sigmoid function เป็น Activation function*

| ประเทศ | Hidden layer nodes | | | |
|---|---|---|---|---|
| | 1 ชั้น (1-100) | MAPE (Testing) | 2 ชั้น (1-100)(1-100) | MAPE (Testing) |
| จีน | 72 | 12.23 | (9, 100) | 13.04 |
| อินเดีย | 11 | 21.35 | (8, 100) | 17.86 |
| รัสเซีย | 9 | 16.41 | (19, 28) | 16.64 |

ตารางที่ 26 แสดงถึงจำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ ค่า MAPE ที่ได้จากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ Sigmoid function เป็น Activation function จะเห็นได้ว่าประเทศที่จำนวนของ hidden layer nodes ที่เป็น 1 ชั้น จะให้ค่า MAPE ที่ดีกว่า ได้แก่ ประเทศจีน และ รัสเซีย ในส่วนที่เป็น 2 ชั้น ได้แก่ ประเทศอินเดีย

*ตารางที่ 27: จำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ MAPE ของแต่ละประเทศที่ทำการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ Sigmoid function เป็น Activation function (Stepwise))*

| ประเทศ | Hidden layer nodes | | | |
|---|---|---|---|---|
| | 1 ชั้น (1-100) | MAPE (Testing) | 2 ชั้น (1-100)(1-100) | MAPE (Testing) |
| จีน | 97 | 14.34 | (5, 100) | 11.25 |
| อินเดีย | 73 | 23.55 | (15, 97) | 17.73 |
| รัสเซีย | 81 | 14.60 | (18, 21) | 13.25 |

ตารางที่ 27 แสดงถึงจำนวนของ node ในแต่ละชั้นของ hidden layer nodes และ ค่า MAPE ที่ได้จากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN โดยใช้ Sigmoid function เป็น Activation function และ ทำการ Stepwise จะเห็นได้ว่าทั้ง 3 ประเทศที่ hidden layer nodes เป็น 2 ชั้น จะให้ค่า MAPE ที่ดีกว่าที่เป็น 1 ชั้น

*ตารางที่ 28: เปรียบเทียบค่า MAPE ระหว่างข้อมูลปัจจัยที่ Non-Stepwise และ Stepwise ในแต่ละจำนวนชั้นของ Hidden layer nodes (Sigmoid function) ของการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN*

| ประเทศ | Hidden layer nodes | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | MAPE(Testing) | | | | | | | |
| | Non-Stepwise | | | | Stepwise | | | |
| | 1 ชั้น | | 2 ชั้น | | 1 ชั้น | | 2 ชั้น | |
| จีน | 72 | 12.23 | (9, 100) | 13.04 | 97 | 14.34 | (5, 100) | 11.25 |
| อินเดีย | 11 | 21.35 | (8, 100) | 17.86 | 73 | 23.55 | (15, 97) | 17.73 |
| รัสเซีย | 9 | 16.41 | (19, 28) | 16.64 | 81 | 14.60 | (18, 21) | 13.25 |

ตารางที่ 28 แสดงการเปรียบเทียบค่า MAPE การทดสอบแบบจำลอง (Testing model) ANN ระหว่างปัจจัยที่ทำการ Stepwise และ Non-stepwise ในแต่ละประเทศ โดยประเทศที่ข้อมูลปัจจัยทำการ Stepwise ที่จำนวนของ hidden layer nodes เป็น 1 ชั้น แล้วค่า MAPE ที่ได้ดีกว่า ได้แก่ ประเทศรัสเซีย ในส่วนของประเทศที่ทำการ Stepwise ที่จำนวนของ hidden layer nodes เป็น 2 ชั้น แล้วทุกประเทศได้ค่า MAPE ที่ได้ดีกว่า ทั้งนี้จะเห็นได้ว่าค่า MAPE ของการทำ Stepwise

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

หรือ Non-stepwise ทั้งในแบบที่จำนวนของ hidden layer nodes เป็น 1 ชั้น หรือ 2 ชั้น แต่ละประเทศจะมีค่าต่างกันไม่มาก ยกเว้นประเทศรัสเซียของแบบ 1 ชั้น และ 2 ชั้น ที่มีค่าแตกต่างกันมากอย่างเห็นได้ชัด แต่ในงานวิจัยนี้จะให้ความสำคัญค่า MAPE ในแบบ Non-stepwise

จากตารางที่ 25 และ ตารางที่ 28 ค่า MAPE จาก ReLU function และ Sigmoid function มีความแตกต่างกันไม่มาก แต่เวลาในการ Training model แตกต่างกันมากพอสมควร

*ตารางที่ 29: เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN ของประเทศจีนโดยเฉลี่ย จากการใช้ ReLU function และ Sigmoid function เป็น Activation function*

| **Activation function** | **Hidden layer nodes** | |
|---|---|---|
| | **1 ชั้น (วินาที)** | **2 ชั้น (วินาที)** |
| ReLU | 0.50 | 1.40 |
| Sigmoid | 25.42 | 17.96 |

ตารางที่ 29 แสดงการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN โดยเฉลี่ย ระหว่างการใช้ ReLU function และ Sigmoid function เป็น Activation function ที่จำนวนชั้นของ Hidden layer nodes แบบที่เป็น 1 ชั้น และ 2 ชั้น จะเห็นได้ว่าเวลาที่การฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) ANN ของ ReLU function น้อยกว่า Sigmoid function งานวิจัยนี้จึงได้จะให้ความสนใจที่ ReLU function เป็นสำคัญ

4.2.5 การเปรียบเทียบแบบจำลองและการเลือกแบบจำลอง

ในส่วนนี้จะทำการเปรียบเทียบแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN โดยใช้ค่า Absolute Percentage forecasting Error values (APE) เพื่อนำมาทำ RCBD (Randomized Complete Block Designs) แสดงในตารางที่ 30 และ Turkey method ที่ค่าของความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ (95% confidence interval) แสดงในตารางที่ 31 และ ตารางที่ 32

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

*ตารางที่ 30: ค่า Absolute Percentage forecasting Error values (APE) ของประเทศจีน*

| ประเทศจีน | Absolute Percentage forecasting Error values | | |
|---|---|---|---|
| | SARIMA | TBATS | ANN(68, 45) |
| พ.ย. 61 | 8.42 | 1.64 | 7.78 |
| ธ.ค. 61 | 18.83 | 21.04 | 3.16 |
| ม.ค. 62 | 14.29 | 22.68 | 7.16 |
| ก.พ. 62 | 5.89 | 13.78 | 6.37 |
| มี.ค. 62 | 8.58 | 15.92 | 11.03 |
| เม.ย. 62 | 3.02 | 10.61 | 8.02 |
| พ.ค. 62 | 2.87 | 4.55 | 12.48 |
| มิ.ย. 62 | 0.31 | 14.16 | 8.28 |
| ก.ค. 62 | 5.09 | 13.26 | 5.04 |
| ส.ค. 62 | 10.51 | 16.99 | 3.84 |
| ก.ย. 62 | 17.59 | 21.18 | 3.57 |
| ต.ค. 62 | 12.52 | 21.99 | 2.98 |

*ตารางที่ 31: จัดกลุ่มโดยใช้ Tukey Method ค่าของความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ (95% confidence interval)*

## Grouping Information Using the Tukey Method and 95% Confidence

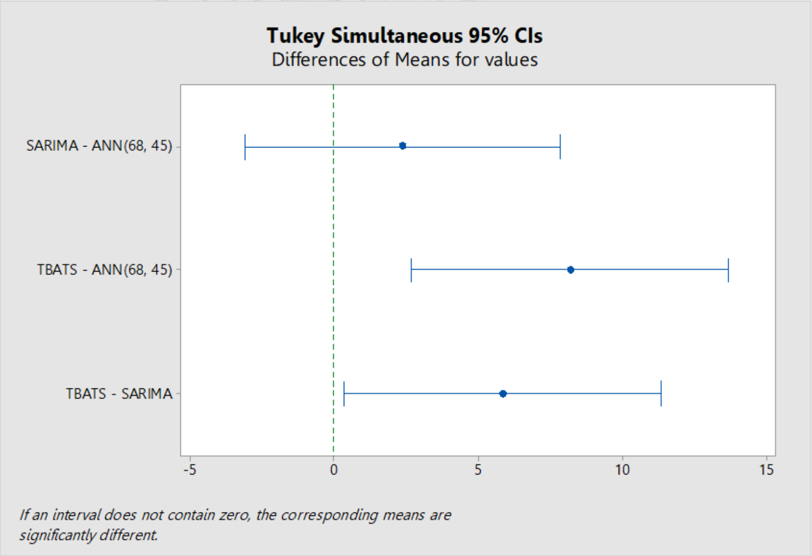
| Method | N | Mean | Grouping | |
|---|---|---|---|---|
| TBATS | 12 | 14.82 | A | |
| SARIMA | 12 | 8.99 | | B |
| ANN(68, 45) | 12 | 6.642 | | B |

*ตารางที่ 32: หาความแตกต่างของแต่ละแบบจำลองด้วยวามต่างของค่าเฉลี่ย (Tukey Simultaneous Tests for Differences of Means)*

## Tukey Simultaneous Tests for Differences of Means

| Difference of Levels | Difference of Means | SE of Difference | 95% CI | T-Value | Adjusted P-Value |
|---|---|---|---|---|---|
| SARIMA - ANN(68, 45) | 2.35 | 2.24 | (-3.14, 7.84) | 1.05 | 0.551 |
| TBATS - ANN(68, 45) | 8.17 | 2.24 | (2.68, 13.66) | 3.65 | 0.003 |
| TBATS - SARIMA | 5.83 | 2.24 | (0.34, 11.32) | 2.60 | 0.036 |

จากรูปที่ 37 จะเป็นกราฟแสดงการเปรียบเทียบความแตกต่างของแต่ละแบบจำลองด้วยค่าความต่างของค่าเฉลี่ยที่ค่าของความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ (95% confidence interval) โดยวิธีดูว่าแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ดูได้จากเส้นประ หากส่วนของกราฟของค่าความแตกต่างของค่าเฉลี่ยสัมผัสกับเส้นประแสดงว่าแบบจำลองทั้งสองแบบจำลองนั้นไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ จะเห็นได้ว่าสำหรับประเทศจีนแบบจำลอง SARIMA เทียบกับแบบจำลอง ANN(68, 45) ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ แบบจำลอง TBATS เทียบกับแบบจำลอง ANN(68, 45) แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ สุดท้ายแบบจำลอง TBATS เทียบกับแบบจำลอง SARIMA แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ในกรณีของการเลือกแบบจำลองที่ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญให้เลือกแบบจำลองที่มีความง่ายในการใช้งานและการความเข้าใจ เช่น แบบจำลอง SARIMA และ แบบจำลอง ANN(68, 45) ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ทางผู้วิจัยจึงแนะนำให้เลือกใช้เป็นแบบจำลอง SARIMA แต่ถ้าแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญเช่นแบบจำลอง TBATS เทียบกับ แบบจำลอง ANN(68, 45) ทางผู้วิจัยแนะนำแบบจำลอง ANN(68, 45) เนื่องจากให้ค่า MAPE ที่ดีกว่า (ตารางที่ 33)




*รูปที่ 37: เปรียบแบบจำลองแบบ Tukey Simultaneous 95% CIs*

**หมายเหตุ: ดู Tukey Simultaneous 95% CIs ของประเทศอินเดียและรัสเซียได้ที่บรรณานุกรม

*ตารางที่ 33: เปรียบเทียบ MAPE ที่มาจากการทดสอบแบบจำลอง (Testing model) กับข้อมูลจริงของแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN*

| ประเทศ | แบบจำลอง (MAPE) | | |
|---|---|---|---|
| | SARIMA | TBATS | ANN |
| จีน | 8.99* | 14.82 | 7.47** (68, 45) |
| อินเดีย | 16.35** | 23.67 | 17.34* (9, 10) |
| รัสเซีย | 11.31** | 12.04* | 13.76 (12, 22) |

**หมายเหตุ 1: ตัวเลขใน () หมายถึง จำนวนของ node ใน hidden layer nodes แต่ละชั้น

**หมายเหตุ 2: ค่า MAPE ที่มีสัญลักษณ์ ** และ * อยู่ หมายถึง ค่านั้นมีความถูกต้องของการพยากรณ์สูงสุด และ รองลงมาตามลำดับ

**หมายเหตุ 3:

SARIMA: Seasonal Autoregressive integrated moving average

TBATS: Trigonometric Seasonal, Box-Cox Transformation, ARMA residuals, Trend and Seasonality

ANN: Artificial Neural Network

จากตารางที่ 33 ประเทศที่แบบจำลอง ANN สามารถให้ค่า MAPE ที่ดีกว่า คือ ประเทศจีน

*ตารางที่ 34: การแนะนำการเลือกแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN จากการวิเคราะห์ของ Tukey Simultaneous 95% CIs ของทุกประเทศ*

| ประเทศ | แบบจำลอง | | |
|---|---|---|---|
| | SARIMA | TBATS | ANN |
| จีน | ** | | * |
| อินเดีย | ** | | * |
| รัสเซีย | ** | * | |

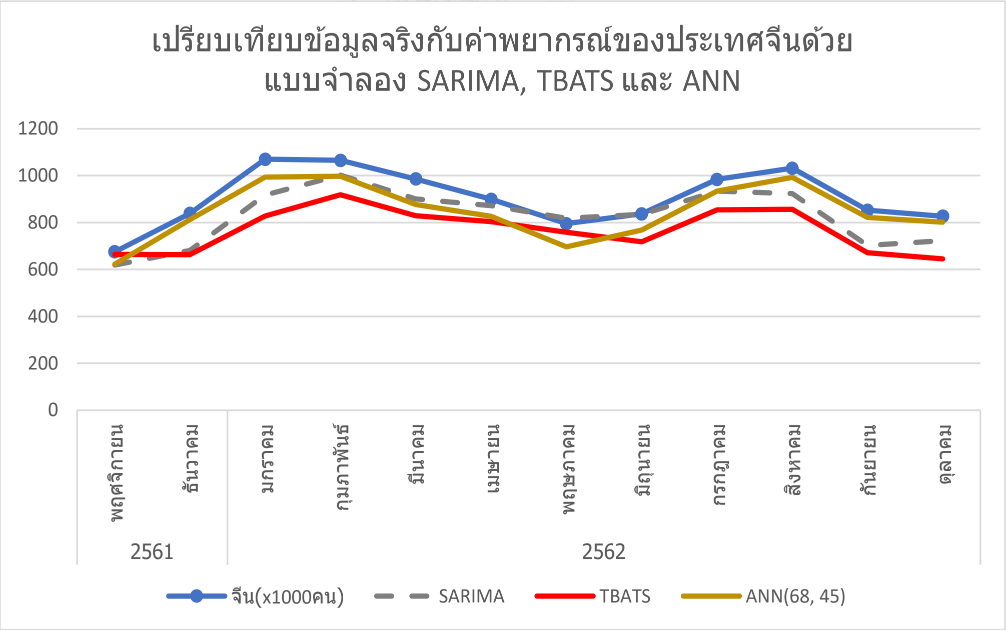
**หมายเหตุ : ในช่องที่มีสัญลักษณ์ ** อยู่ หมายถึง แบบจำลองการพยากรณ์นั้นถูกแนะนำให้เลือกใช้ก่อน และ สัญลักษณ์ * คือ แนะนำถัดไป

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

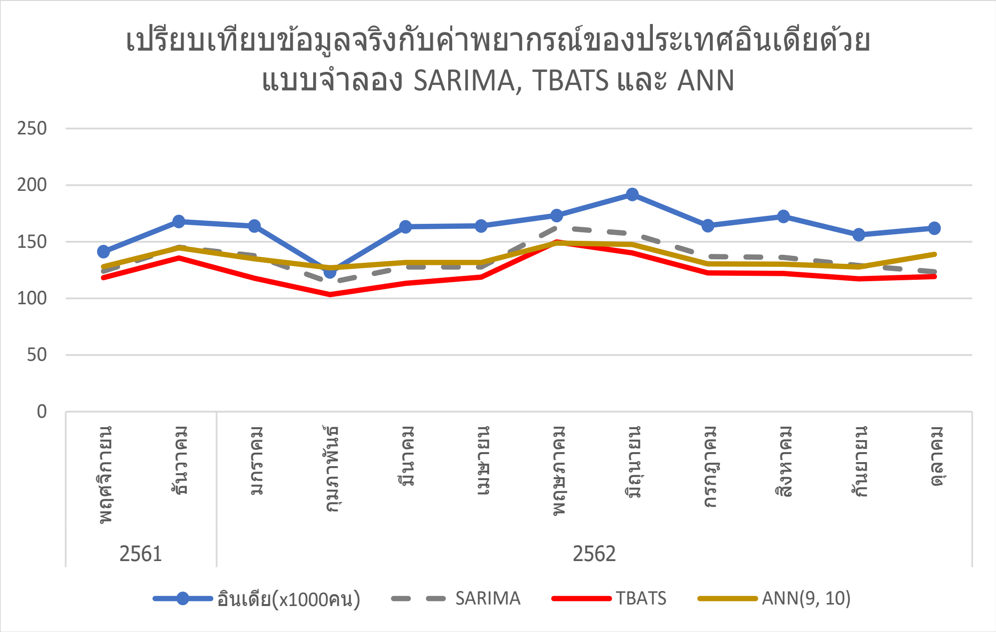
จากตาราง 34 แสดงการแนะนำการเลือกใช้แบบจำลองการพยากรณ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วย Tukey Simultaneous 95% CIs ของทุกประเทศ ในทางสถิติจะแนะนำให้ทำ SARIMA กับทั้ง 3 ประเทศ เนื่องจากผลต่างของค่าเฉลี่ย Absolute Percentage forecasting Error values (APE) หลังจากทำการวิเคราะห์ด้วย Tukey Simultaneous tests 95% CIs ไม่แตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ จึงแนะนำให้ใช้วิธีที่ง่ายต่อการทำความเข้าใจและใช้งาน

อย่างไรก็ดีจากการทดสอบแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN แล้วประเทศที่แบบจำลอง ANN สามารถให้ค่า MAPE ที่ดีกว่า คือ ประเทศจีน ประเทศที่ TBATS สามารถให้ค่า MAPE ที่ดีกว่า คือ ประเทศมาเลเซีย สิงคโปร์ ลาว และ เยอรมัน ในส่วนของประเทศที่ SARIMA สามารถให้ค่า MAPE ที่ดีกว่า คือ ประเทศเกาหลี เกาหลี ญี่ปุ่น รัสเซีย อังกฤษ และ สหรัฐอเมริกา

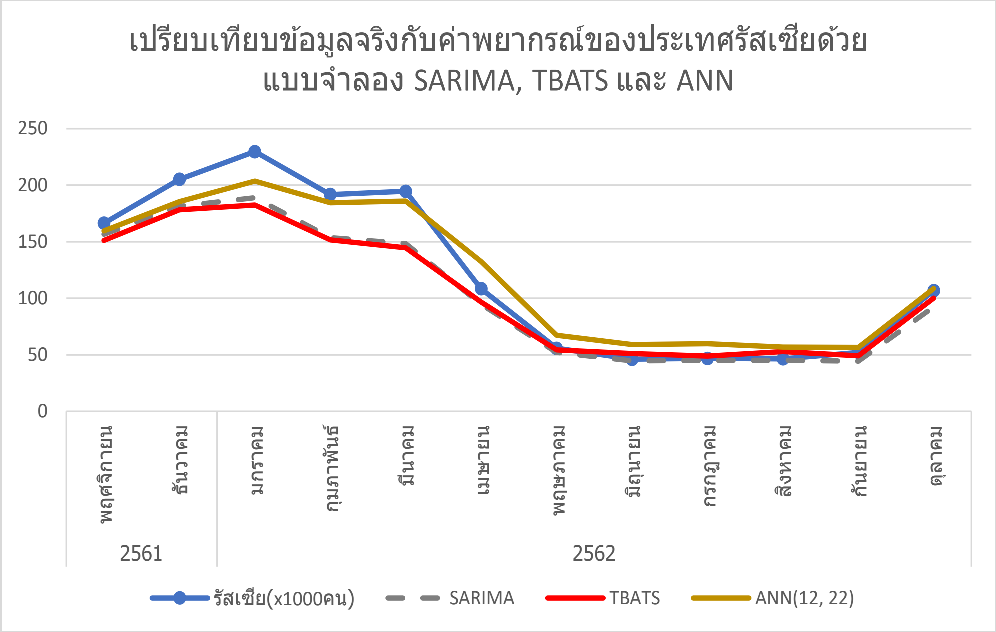
จากรูปที่ 38 ถึง รูปที่ 40 จะเป็นกราฟเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติแต่ละประเทศที่เป็นข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN ของประเทศจีน อินเดีย และ รัสเซีย ที่ได้เลือกนำมาสร้างแบบจำลอง ANN เนื่องจากแบบจำลอง SARIMA และ TBATS ให้ค่า MAPE ของทั้ง 3 ประเทศ สูงกว่า 8 เปอร์เซ็นต์ (ตารางที่ 14)




*รูปที่ 38: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศจีนด้วยแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN*




*รูปที่ 39: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศอินเดียด้วยแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN*




*รูปที่ 40: เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ของประเทศจีนด้วยแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN*

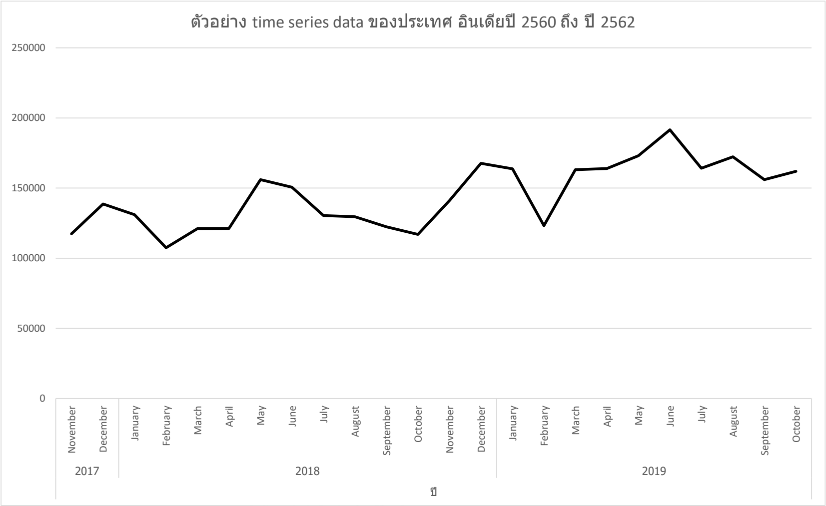
# บทที่ 5บทสรุปงานวิจัยและข้อเสนอแนะ

## 5.1 สรุปผลงานวิจัย

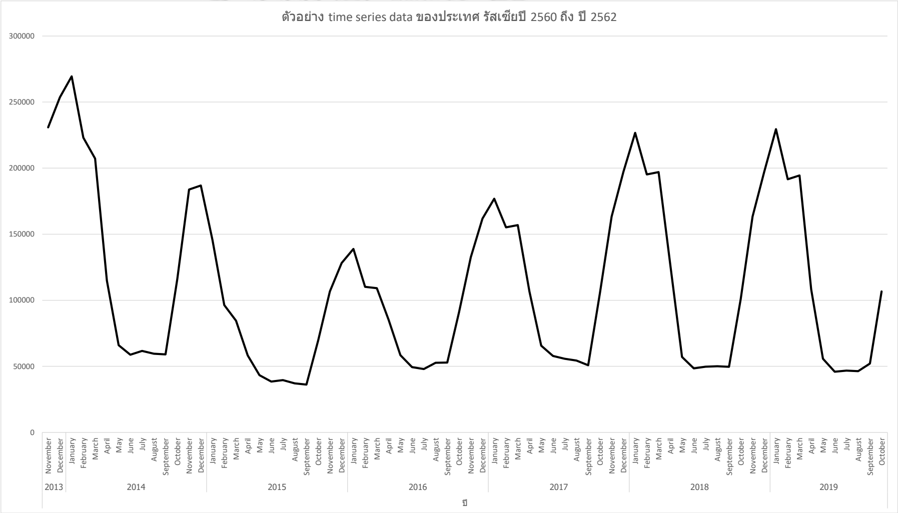
งานวิจัยนี้ได้ทำการเปรียบเทียบและนำเสนอแบบจำลองการพยากรณ์ทั้งในรูปแบบของข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลา (Time series method) และ ข้อมูลที่เป็นเชิงสาเหตุ (Causal method) เพื่อเป็นทางเลือกในการใช้งานวิธีการดังกล่าวกับประเทศที่เหมาะสม ช่วยให้สามารถพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางเข้ามาท่องเที่ยวของแต่ละประเทศที่มีความสำคัญต่ออุตสาหกรรมการท่องเที่ยวของประเทศไทยได้อย่างถูกต้องแม่นยำ

หลังจากที่ได้ผลลัพธ์บทสรุปของการทดสอบแบบจำลอง SARIMA และ TBATS ที่เป็นแบบจำลองการพยากรณ์จำพวกอนุกรมเวลา (Time series method) กับข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริงของแต่ละประเทศ ซึ่งประเทศที่แบบจำลอง TBATS สามารถให้ค่า MAPE ที่ดีกว่า คือ ประเทศมาเลเซีย สิงคโปร์ ลาว และ เยอรมัน โดยแต่ละประเทศที่แบบจำลอง TBATS ให้ค่า MAPE สูงกว่า 8 เปอร์เซ็น คือ ประเทศจีน อินเดีย และ รัสเซีย (ตารางที่ 14) จะนำมาสร้างแบบจำลอง ANN โดยมีปัจจัยที่เกี่ยวข้องซึ่งประยุกต์มาจากงานวิจัยอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว (Hwandee & Phumchusri, 2020) ได้แก่ รายได้ในรูปของ Gross Domestic Product (GDP) ต่อหัว ราคาสัมพันธ์ (relative price) อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน (exchange rate) ตัวแปรจำลองผลกระทบการของการเกิดฤดูกาล (dummy variable of seasonal effect) ตัวแปรจำลองผลกระทบของการเกิดข่าวไม่ดีภายในประเทศ (dummy variable of news shock effect) และ ในงานวิจัยนี้ได้เพิ่มข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของประเทศที่ได้ทำการสร้างแบบจำลอง ANN เป็นปัจจัยเพิ่มเติมจากผลงานวิจัยการพยากรณ์ยอดจองห้องพักของโรงแรมแห่งหนึ่ง (Phumchusri & Ungtrakul, 2020) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ทำการสร้างแบบจำลอง ANN โดยใช้ Activation function 2 แบบ คือ ReLU function (Rectified Linear Unit function) และ Sigmoid function เป็นเครื่องมือในการคำนวณหาค่า Output ในแต่จำนวนชั้นของ Hidden layer nodes เพื่อให้ได้ค่าของข้อมูลจากการพยากรณ์ของแบบจำลอง ANN แต่ในงานวิจัยนี้จะให้ความสำคัญกับ ReLU function เนื่องจากสามารถทำความเข้าใจในการใช้งานได้ง่ายกว่าและใช้เวลาในการฝึกอบรมแบบจำลอง (Training model) น้อยกว่า Sigmoid function โดยประเทศที่หลังจากสร้างแบบจำลอง ANN แล้ว ค่า MAPE ดีขึ้น คือ ประเทศจีน (ประเทศอินเดียและรัสเซียใกล้เคียงกับค่า MAPE เดิม)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University




*รูปที่ 41: ตัวอย่างข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของประเทศอินเดียเดือน พฤศจิกายน ปี พ.ศ. 2560 ถึง เดือนตุลาคมปี พ.ศ. 2562*




*รูปที่ 42: ตัวอย่างข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของประเทศรัสเซียเดือน พฤศจิกายน ปี พ.ศ. 2556 ถึง เดือนตุลาคมปี พ.ศ. 2562*

จากรูปที่ 41 จำนวนของนักท่องเที่ยวจากประเทศอินเดียในช่วงปี พ.ศ. 2561 กับ พ.ศ. 2562 มีความแตกต่างกันมากถึง 24.85% (ตารางที่ 8) อาจส่งผลให้การพยากรณ์มีความผิดพลาดสูง ในส่วนของรูปที่ 42 จะเป็นรูปแบบของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของประเทศรัสเซีย จะเห็นได้ว่าในปี พ.ศ. 2561 กับ พ.ศ. 2562 มีความใกล้เคียงกัน แต่ในปี พ.ศ. 2556 ถึง ปี พ.ศ. 2559 จะมีแนวโน้ม (Trend) ของจำนวนนักท่องเที่ยวลดลงอย่างต่อเนื่องและมีลักษณะของฤดูกาล (Seasonal) ของการท่องเที่ยวที่แตกต่างกัน จึงอาจส่งผลให้การพยากรณ์ของแบบจำลองมีความผิดพลาด

อย่างไรก็ดีงานวิจัยนี้ได้ทำการเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์ SARIMA, TBATS และ ANN ว่าด้วยเรื่องของการเปรียบเทียบค่า MAPE ที่จะทำให้เห็นว่าในแต่ละแบบจำลองการพยากรณ์สามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำแตกต่างกันมากหรือไม่ และได้ทำการเปรียบเทียบแบบจำลองโดยใช้วิธีในทางสถิติด้วยวิธี RCBD (Randomized Complete Block Designs) และ Turkey method ที่ค่าของความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ (95% confidence interval) เพื่อวิเคราะห์ว่าค่า Absolute Percentage forecasting Error values (APE) ของข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวจริงในแต่ละประเทศเทียบกับข้อมูลที่แบบจำลองพยากรณ์ของแต่ละแบบจำลองว่ามีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ เพื่อแนะนำแบบจำลองการพยากรณ์ที่สามารถทำความเข้าใจและใช้งานได้ง่ายกว่า

## 5.2 ข้อจำกัดที่เกิดขึ้นในการสร้างแบบจำลอง ANN

ข้อมูลปัจจัยและข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ของงานวิจัยนี้ถูกจำกัดด้วยข้อมูลรายเดือนของจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางเข้ามาที่ประเทศไทย ณ ปัจจุบันสามารถหาข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติรายเดือนย้อนหลังได้เก่าที่สุดที่ ปี พ.ศ. 2556 (รายปี พ.ศ. 2545) จึงทำให้มีจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ค่อนข้างน้อย อาจส่งผลให้แบบจำลอง ANN ไม่สามารถทำการเรียนรู้และความสามารถในการพยากรณ์ได้ดีอย่างที่ควรจะเป็น

เนื่องจากสถานการณ์ของ Covid-19 จึงไม่สามารถนำข้อมูลในช่วงตั้งแต่เดือนพฤศจิกายนปี พ.ศ. 2562 จนถึงวันปัจจุบันมาใช้กับแบบจำลองได้ ส่งผลให้ในงานวิจัยนี้จำเป็นจะต้องแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน ดังที่กล่าวในขั้นตอนการแบ่งข้อมูล

## 5.3 แนวทางการต่อยอดงานวิจัยในอนาคตของการพัฒนาแบบจำลอง ANN

- ทดลองใช้ Activation function อื่น ของแบบจำลอง ANN เนื่องจาก ณ เวลาที่ทำงานวิจัยนี้ได้มี ReLU function ที่สามารถนำมาช่วยในการ Training ANN model ได้ดี ซึ่งในอนาคตอาจจะมี Activation function อื่นที่สามารถให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าได้
- ทดลองกับจำนวน node ที่มีจำนวนมากกว่า 100 ของ hidden layer nodes ในงานวิจัยนี้ได้ทดลองจำนวน node ที่ 1-100 ซึ่งหากมีการเพิ่มจำนวนขอบเขตของ node ให้มากยิ่งอาจส่งผลให้ แบบจำลอง ANN สามารถทำการคำนวณหรือค้นหาตัว Training model ที่ดียิ่งขึ้นได้
- ค้นหาปัจจัยที่มีผลอื่น ๆ เพื่อเพิ่มการเรียนรู้ให้กับแบบจำลอง ANN ที่อาจจะส่งผลให้แบบจำลอง ANN สามารถเรียนรู้ได้ดีขึ้นและพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำยิ่งขึ้นในอานคต
- เนื่องจากมีข้อจำกัดของจำนวนข้อมูลจึงจำเป็นต้องแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูล 80% เป็นข้อมูลในการเรียนรู้ (Training) และ 20% เป็นข้อมูลในการทดสอบ (Testing) อย่างไรก็ดีหากมีจำนวนของข้อมูลเพิ่มขึ้นควรทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ส่วน โดยอาจจะเลือก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

70% เป็นข้อมูลในการเรียนรู้ (Training) 20% เป็นข้อมูลในการตรวจสอบความถูกต้อง (Validating) และ 10% สุดท้ายควรเป็นข้อมูลใหม่ที่แบบจำลองไม่เคยได้เรียบนรู้มาก่อน ไว้ใช้สำหรับทดสอบ (Testing) เพื่อให้สามารถบอกได้ว่าแบบจำลองของเรามีความถูกต้องแม่นยำและเหมาะสม

5.4 **แนวทางการนำแบบจำลองไปใช้ในอนาคต**

งานวิจัยนี้ได้เปรียบเทียบและนำเสนอแบบจำลองการพยากรณ์ทั้ง 2 รูปแบบ คือ แบบของอนุกรมเวลา (Time series method) และ แบบของเชิงสาเหตุ (Causal method) โดยการนำแบบจำลองในแต่ละรูปแบบไปใช้งานหรือใช้ในการศึกษาในอนาคตจำเป็นต้องดูว่าในเรื่องของความผิดพลาดที่เกิดจากการพยากรณ์เทียบจากค่า Mean absolute Percentage Error (MAPE) ในงานวิจัยนี้ว่าเพิ่มขึ้นหรือไม่ หากเพิ่มขึ้นควรทำการหาพารามิเตอร์ (Parameter) ชุดใหม่ของแบบจำลองที่จะเลือกนำไปใช้ตามขั้นตอนการสร้างแบบจำลองที่งานวิจัยนี้ได้เขียนขั้นตอนอธิบายไว้ เนื่องจากการมีข้อมูลชุดใหม่ที่แบบจำลองไม่เคยได้เรียนรู้อาจส่งผลให้การพยากรณ์ของแบบจำลองที่ใช้พารามิเตอร์เดิมในการเรียนรู้นั้นไม่สามารถพยากรณ์ได้อย่างเต็มประสิทธิภาพ จึงแนะนำให้พิจารณาเรื่องดังกล่าวก่อนที่จะนำแบบจำลองที่งานวิจัยนี้ได้ทำการสรุปของแต่ละประเทศไปใช้งานหรือศึกษาต่อในอนาคต เพื่อความถูกต้องแม่นยำและเหมาะสมของการเลือกใช้แบบจำลองการพยากรณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

# บรรณานุกรม


Agostinelli, F., Hoffman, M., Sadowski, P., & Baldi, P. (2014). Learning activation functions to improve deep neural networks. *arXiv preprint arXiv:*1412.6830.

Baldigara, T. (2013). Forecasting Tourism Demand in Croatia: A Comparison of Different Extrapolative Methods. *Journal of Business Administration Research,* 2(1), 84.

Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2011). *Time series analysis: forecasting and control* (Vol. 734): John Wiley & Sons.

BROŻYNA, J., Mentel, G., Szetela, B., & Strielkowski, W. (2018). MULTI-SEASONALITY IN THE TBATS MODEL USING DEMAND FOR ELECTRIC ENERGY AS A CASE STUDY. *Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research,* 52(1).

Chinnakum, W., & Boonyasana, P. (2016). Forecasting International Tourism Demand in Thailand. *Thai Journal of Mathematics*, 231-244.

De Livera, A. M. (2010). *Modeling time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing.* Monash University,

De Livera, A. M., Hyndman, R. J., & Snyder, R. D. (2011). Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing. *Journal of the American statistical association,* 106(496), 1513-1527.

Hao, J., Var, T., & Chon, J. (2003). A forecasting model of tourist arrivals from major markets to Thailand. *Tourism Analysis,* 8(1), 33-45.

Hwandee, O., & Phumchusri, N. (2020). Forecasting International Tourist Arrivals from Major Countries to Thailand. In *Advances in Electronics Engineering* (pp. 115-125): Springer.

Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization.



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

*arXiv preprint arXiv:*1412.6980.

Klimberg, R. K., Sillup, G. P., Boyle, K. J., & Tavva, V. (2010). Forecasting performance measures—What are their practical meaning? *Advances in business and management forecasting,* 7, 137-147.

Law, R., & Au, N. (1999). A neural network model to forecast Japanese demand for travel to Hong Kong. *Tourism Management,* 20(1), 89-97.

Lin, C.-J., & Lee, T.-S. (2013). Tourism demand forecasting: Econometric model based on multivariate adaptive regression splines, artificial neural network and support vector regression. *Advances in Management and Applied Economics,* 3(6), 1.

Mamula, M. (2015). Modelling and forecasting international tourism demand-evaluation of forecasting performance. *International Journal of Business Administration,* 6(3), 102.

McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics,* 5(4), 115-133.

Phumchusri, N., & Ungtrakul, P. (2020). Hotel daily demand forecasting for high-frequency and complex seasonality data: a case study in Thailand. *Journal of Revenue and Pricing Management,* 19(1), 8-25.

Sibi, P., Jones, S. A., & Siddarth, P. (2013). Analysis of different activation functions using back propagation neural networks. *Journal of theoretical and applied information technology,* 47(3), 1264-1268.

Song, H., Witt, S. F., & Li, G. (2003). Modelling and forecasting the demand for Thai tourism. *Tourism Economics,* 9(4), 363-387.

Sookmark, S. (2011). An analysis of international tourism demand in Thailand.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

## ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศจีน

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 323.22 |
| | ธันวาคม | 265.43 |
| 2557 | มกราคม | 357.03 |
| | กุมภาพันธ์ | 360.02 |
| | มีนาคม | 319.88 |
| | เมษายน | 332.82 |
| | พฤษภาคม | 302.82 |
| | มิถุนายน | 220.50 |
| | กรกฎาคม | 360.23 |
| | สิงหาคม | 449.67 |
| | กันยายน | 424.46 |
| | ตุลาคม | 500.67 |
| | พฤศจิกายน | 512.86 |
| | ธันวาคม | 495.34 |
| 2558 | มกราคม | 561.92 |
| | กุมภาพันธ์ | 780.55 |
| | มีนาคม | 663.57 |
| | เมษายน | 701.17 |
| | พฤษภาคม | 668.08 |
| | มิถุนายน | 632.89 |
| | กรกฎาคม | 775.90 |
| | สิงหาคม | 800.60 |
| | กันยายน | 532.70 |
| | ตุลาคม | 566.16 |
| | พฤศจิกายน | 615.41 |
| | ธันวาคม | 637.86 |
| 2559 | มกราคม | 814.69 |
| | กุมภาพันธ์ | 958.20 |
| | มีนาคม | 856.68 |
| | เมษายน | 816.03 |
| | พฤษภาคม | 738.60 |
| | มิถุนายน | 715.41 |
| | กรกฎาคม | 865.36 |
| | สิงหาคม | 891.38 |
| | กันยายน | 658.90 |
| | ตุลาคม | 474.36 |
| | พฤศจิกายน | 432.47 |
| | ธันวาคม | 535.57 |
| 2560 | มกราคม | 859.62 |
| | กุมภาพันธ์ | 790.05 |
| | มีนาคม | 789.41 |
| | เมษายน | 748.09 |
| | พฤษภาคม | 762.18 |
| | มิถุนายน | 762.50 |
| | กรกฎาคม | 937.90 |
| | สิงหาคม | 983.21 |
| | กันยายน | 760.97 |
| | ตุลาคม | 805.57 |
| | พฤศจิกายน | 790.75 |
| | ธันวาคม | 815.49 |
| 2561 | มกราคม | 970.00 |
| | กุมภาพันธ์ | 1198.971 |
| | มีนาคม | 1004.025 |
| | เมษายน | 986.703 |
| | พฤษภาคม | 869.206 |
| | มิถุนายน | 900.652 |
| | กรกฎาคม | 929.738 |
| | สิงหาคม | 867.481 |
| | กันยายน | 647.664 |
| | ตุลาคม | 646.141 |
| | พฤศจิกายน | 675.129 |
| | ธันวาคม | 838.634 |
| 2562 | มกราคม | 1069.787 |
| | กุมภาพันธ์ | 1064.806 |
| | มีนาคม | 985.232 |
| | เมษายน | 898.994 |
| | พฤษภาคม | 794.913 |
| | มิถุนายน | 836.742 |
| | กรกฎาคม | 983.752 |
| | สิงหาคม | 1031.675 |
| | กันยายน | 852.13 |
| | ตุลาคม | 826.392 |

## ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศมาเลเซีย

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 299.596 |
| | ธันวาคม | 315.707 |
| 2557 | มกราคม | 145.15 |
| | กุมภาพันธ์ | 177.851 |
| | มีนาคม | 197.945 |
| | เมษายน | 200.124 |
| | พฤษภาคม | 185.547 |
| | มิถุนายน | 172.567 |
| | กรกฎาคม | 218.588 |
| | สิงหาคม | 194.505 |
| | กันยายน | 225.083 |
| | ตุลาคม | 259.045 |
| | พฤศจิกายน | 270.783 |
| | ธันวาคม | 366.23 |
| 2558 | มกราคม | 260.055 |
| | กุมภาพันธ์ | 275.576 |
| | มีนาคม | 278.509 |
| | เมษายน | 271.568 |
| | พฤษภาคม | 298.671 |
| | มิถุนายน | 290.79 |
| | กรกฎาคม | 264.897 |
| | สิงหาคม | 272.767 |
| | กันยายน | 260.359 |
| | ตุลาคม | 256.399 |
| | พฤศจิกายน | 299.588 |
| | ธันวาคม | 389.676 |
| 2559 | มกราคม | 275.589 |
| | กุมภาพันธ์ | 309.458 |
| | มีนาคม | 296.774 |
| | เมษายน | 293.519 |
| | พฤษภาคม | 295.72 |
| | มิถุนายน | 254.142 |
| | กรกฎาคม | 283.868 |
| | สิงหาคม | 252.563 |
| | กันยายน | 300.141 |
| | ตุลาคม | 267.736 |
| | พฤศจิกายน | 280.424 |
| | ธันวาคม | 384.956 |
| 2560 | มกราคม | 263.253 |
| | กุมภาพันธ์ | 262.608 |
| | มีนาคม | 288.004 |
| | เมษายน | 312.73 |
| | พฤษภาคม | 307.927 |
| | มิถุนายน | 302.285 |
| | กรกฎาคม | 242.526 |
| | สิงหาคม | 277.606 |
| | กันยายน | 235.654 |
| | ตุลาคม | 244.999 |
| | พฤศจิกายน | 251.412 |
| | ธันวาคม | 365.796 |
| 2561 | มกราคม | 247.936 |
| | กุมภาพันธ์ | 272.351 |
| | มีนาคม | 300.793 |
| | เมษายน | 304.891 |
| | พฤษภาคม | 279.91 |
| | มิถุนายน | 368.935 |
| | กรกฎาคม | 294.981 |
| | สิงหาคม | 380.318 |
| | กันยายน | 361.692 |
| | ตุลาคม | 307.518 |
| | พฤศจิกายน | 390.91 |
| | ธันวาคม | 521.904 |
| 2562 | มกราคม | 272.36 |
| | กุมภาพันธ์ | 324.724 |
| | มีนาคม | 318.613 |
| | เมษายน | 329.013 |
| | พฤษภาคม | 336.127 |
| | มิถุนายน | 349.19 |
| | กรกฎาคม | 314.981 |
| | สิงหาคม | 384.245 |
| | กันยายน | 331.643 |
| | ตุลาคม | 327.068 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

## ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศเกาหลี

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 113.658 |
| | ธันวาคม | 114.468 |
| 2557 | มกราคม | 135.598 |
| | กุมภาพันธ์ | 100.65 |
| | มีนาคม | 79.481 |
| | เมษายน | 77.026 |
| | พฤษภาคม | 74.905 |
| | มิถุนายน | 65.534 |
| | กรกฎาคม | 89.189 |
| | สิงหาคม | 114.123 |
| | กันยายน | 81.366 |
| | ตุลาคม | 95.413 |
| | พฤศจิกายน | 91.16 |
| | ธันวาคม | 118.121 |
| 2558 | มกราคม | 153.075 |
| | กุมภาพันธ์ | 117.339 |
| | มีนาคม | 100.236 |
| | เมษายน | 86.3 |
| | พฤษภาคม | 89.582 |
| | มิถุนายน | 91.77 |
| | กรกฎาคม | 121.496 |
| | สิงหาคม | 137.404 |
| | กันยายน | 94.244 |
| | ตุลาคม | 108.969 |
| | พฤศจิกายน | 123.315 |
| | ธันวาคม | 149.315 |
| 2559 | มกราคม | 174.971 |
| | กุมภาพันธ์ | 147.69 |
| | มีนาคม | 103.28 |
| | เมษายน | 95.762 |
| | พฤษภาคม | 96.294 |
| | มิถุนายน | 107.498 |
| | กรกฎาคม | 134.306 |
| | สิงหาคม | 140.751 |
| | กันยายน | 107.884 |
| | ตุลาคม | 99.452 |
| | พฤศจิกายน | 114.746 |
| | ธันวาคม | 141.566 |
| 2560 | มกราคม | 171.485 |
| | กุมภาพันธ์ | 163.559 |
| | มีนาคม | 128.234 |
| | เมษายน | 116.421 |
| | พฤษภาคม | 112.22 |
| | มิถุนายน | 133.734 |
| | กรกฎาคม | 152.515 |
| | สิงหาคม | 164.001 |
| | กันยายน | 134.458 |
| | ตุลาคม | 123.234 |
| | พฤศจิกายน | 147.762 |
| | ธันวาคม | 161.447 |
| 2561 | มกราคม | 197.62 |
| | กุมภาพันธ์ | 159.983 |
| | มีนาคม | 143.644 |
| | เมษายน | 115.859 |
| | พฤษภาคม | 122.68 |
| | มิถุนายน | 141.555 |
| | กรกฎาคม | 153.523 |
| | สิงหาคม | 164.135 |
| | กันยายน | 135.47 |
| | ตุลาคม | 132.012 |
| | พฤศจิกายน | 154.561 |
| | ธันวาคม | 175.359 |
| 2562 | มกราคม | 208.158 |
| | กุมภาพันธ์ | 184.406 |
| | มีนาคม | 144.524 |
| | เมษายน | 118.145 |
| | พฤษภาคม | 111.911 |
| | มิถุนายน | 140.243 |
| | กรกฎาคม | 166.107 |
| | สิงหาคม | 180.418 |
| | กันยายน | 145.528 |
| | ตุลาคม | 151.047 |

## ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศญี่ปุ่น

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 133.502 |
| | ธันวาคม | 137.063 |
| 2557 | มกราคม | 115.643 |
| | กุมภาพันธ์ | 97.639 |
| | มีนาคม | 101.317 |
| | เมษายน | 97.006 |
| | พฤษภาคม | 88.678 |
| | มิถุนายน | 78.306 |
| | กรกฎาคม | 95.553 |
| | สิงหาคม | 131.367 |
| | กันยายน | 109.342 |
| | ตุลาคม | 102.863 |
| | พฤศจิกายน | 117.841 |
| | ธันวาคม | 132.331 |
| 2558 | มกราคม | 121.828 |
| | กุมภาพันธ์ | 129.35 |
| | มีนาคม | 118.198 |
| | เมษายน | 102.218 |
| | พฤษภาคม | 103.601 |
| | มิถุนายน | 100.572 |
| | กรกฎาคม | 111.371 |
| | สิงหาคม | 141.672 |
| | กันยายน | 115.137 |
| | ตุลาคม | 97.054 |
| | พฤศจิกายน | 115.538 |
| | ธันวาคม | 125.163 |
| 2559 | มกราคม | 122.445 |
| | กุมภาพันธ์ | 133.585 |
| | มีนาคม | 124.237 |
| | เมษายน | 107.009 |
| | พฤษภาคม | 100.833 |
| | มิถุนายน | 101.291 |
| | กรกฎาคม | 117.38 |
| | สิงหาคม | 154.912 |
| | กันยายน | 127.643 |
| | ตุลาคม | 99.493 |
| | พฤศจิกายน | 121.766 |
| | ธันวาคม | 128.916 |
| 2560 | มกราคม | 129.505 |
| | กุมภาพันธ์ | 137.051 |
| | มีนาคม | 141.708 |
| | เมษายน | 111.49 |
| | พฤษภาคม | 108.298 |
| | มิถุนายน | 111.426 |
| | กรกฎาคม | 120.232 |
| | สิงหาคม | 162.703 |
| | กันยายน | 132.926 |
| | ตุลาคม | 110.65 |
| | พฤศจิกายน | 140.15 |
| | ธันวาคม | 138.189 |
| 2561 | มกราคม | 143.809 |
| | กุมภาพันธ์ | 144.884 |
| | มีนาคม | 144.482 |
| | เมษายน | 119.053 |
| | พฤษภาคม | 109.084 |
| | มิถุนายน | 118.508 |
| | กรกฎาคม | 128.134 |
| | สิงหาคม | 181.534 |
| | กันยายน | 141.678 |
| | ตุลาคม | 122.032 |
| | พฤศจิกายน | 148.809 |
| | ธันวาคม | 153.989 |
| 2562 | มกราคม | 154.948 |
| | กุมภาพันธ์ | 161.839 |
| | มีนาคม | 157.89 |
| | เมษายน | 149.597 |
| | พฤษภาคม | 116.44 |
| | มิถุนายน | 123.665 |
| | กรกฎาคม | 134.395 |
| | สิงหาคม | 198.399 |
| | กันยายน | 154.514 |
| | ตุลาคม | 136.174 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

## ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศรัสเซีย

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 230.867 |
| | ธันวาคม | 253.622 |
| 2557 | มกราคม | 269.479 |
| | กุมภาพันธ์ | 223.1 |
| | มีนาคม | 207.241 |
| | เมษายน | 114.925 |
| | พฤษภาคม | 65.989 |
| | มิถุนายน | 58.775 |
| | กรกฎาคม | 61.642 |
| | สิงหาคม | 59.597 |
| | กันยายน | 59.017 |
| | ตุลาคม | 116.039 |
| | พฤศจิกายน | 183.773 |
| | ธันวาคม | 186.853 |
| 2558 | มกราคม | 145.538 |
| | กุมภาพันธ์ | 96.367 |
| | มีนาคม | 84.485 |
| | เมษายน | 58.312 |
| | พฤษภาคม | 43.302 |
| | มิถุนายน | 38.475 |
| | กรกฎาคม | 39.613 |
| | สิงหาคม | 37.159 |
| | กันยายน | 36.232 |
| | ตุลาคม | 69.73 |
| | พฤศจิกายน | 106.742 |
| | ธันวาคม | 128.181 |
| 2559 | มกราคม | 138.866 |
| | กุมภาพันธ์ | 110.143 |
| | มีนาคม | 109.161 |
| | เมษายน | 85.223 |
| | พฤษภาคม | 58.44 |
| | มิถุนายน | 49.418 |
| | กรกฎาคม | 47.932 |
| | สิงหาคม | 52.682 |
| | กันยายน | 52.849 |
| | ตุลาคม | 90.919 |
| | พฤศจิกายน | 132.615 |
| | ธันวาคม | 161.835 |
| 2560 | มกราคม | 176.881 |
| | กุมภาพันธ์ | 155.175 |
| | มีนาคม | 156.931 |
| | เมษายน | 106.631 |
| | พฤษภาคม | 65.654 |
| | มิถุนายน | 57.872 |
| | กรกฎาคม | 55.721 |
| | สิงหาคม | 54.409 |
| | กันยายน | 50.832 |
| | ตุลาคม | 105.571 |
| | พฤศจิกายน | 163.334 |
| | ธันวาคม | 197.208 |
| 2561 | มกราคม | 226.649 |
| | กุมภาพันธ์ | 195.171 |
| | มีนาคม | 197.022 |
| | เมษายน | 126.396 |
| | พฤษภาคม | 57.089 |
| | มิถุนายน | 48.488 |
| | กรกฎาคม | 49.72 |
| | สิงหาคม | 50.05 |
| | กันยายน | 49.637 |
| | ตุลาคม | 101.217 |
| | พฤศจิกายน | 166.245 |
| | ธันวาคม | 205.081 |
| 2562 | มกราคม | 229.518 |
| | กุมภาพันธ์ | 191.559 |
| | มีนาคม | 194.471 |
| | เมษายน | 108.308 |
| | พฤษภาคม | 55.738 |
| | มิถุนายน | 45.962 |
| | กรกฎาคม | 46.737 |
| | สิงหาคม | 46.325 |
| | กันยายน | 52.078 |
| | ตุลาคม | 106.693 |

## ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศอังกฤษ

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 84.826 |
| | ธันวาคม | 100.529 |
| 2557 | มกราคม | 85.771 |
| | กุมภาพันธ์ | 77.526 |
| | มีนาคม | 78.029 |
| | เมษายน | 89.495 |
| | พฤษภาคม | 59.93 |
| | มิถุนายน | 59.569 |
| | กรกฎาคม | 74.764 |
| | สิงหาคม | 70.53 |
| | กันยายน | 55.882 |
| | ตุลาคม | 71.137 |
| | พฤศจิกายน | 80.446 |
| | ธันวาคม | 104.798 |
| 2558 | มกราคม | 85.031 |
| | กุมภาพันธ์ | 81.044 |
| | มีนาคม | 86.755 |
| | เมษายน | 82.864 |
| | พฤษภาคม | 62.141 |
| | มิถุนายน | 64.806 |
| | กรกฎาคม | 80.431 |
| | สิงหาคม | 74.094 |
| | กันยายน | 58.788 |
| | ตุลาคม | 73.362 |
| | พฤศจิกายน | 86.563 |
| | ธันวาคม | 111.689 |
| 2559 | มกราคม | 94.268 |
| | กุมภาพันธ์ | 91.972 |
| | มีนาคม | 102.434 |
| | เมษายน | 81.415 |
| | พฤษภาคม | 64.761 |
| | มิถุนายน | 67.692 |
| | กรกฎาคม | 86.091 |
| | สิงหาคม | 79.479 |
| | กันยายน | 62.245 |
| | ตุลาคม | 73.979 |
| | พฤศจิกายน | 86.887 |
| | ธันวาคม | 113.122 |
| 2560 | มกราคม | 94.087 |
| | กุมภาพันธ์ | 87.082 |
| | มีนาคม | 88.826 |
| | เมษายน | 99.445 |
| | พฤษภาคม | 62.646 |
| | มิถุนายน | 67.255 |
| | กรกฎาคม | 84.057 |
| | สิงหาคม | 79.841 |
| | กันยายน | 60.199 |
| | ตุลาคม | 75.339 |
| | พฤศจิกายน | 87.799 |
| | ธันวาคม | 107.892 |
| 2561 | มกราคม | 93.464 |
| | กุมภาพันธ์ | 88.843 |
| | มีนาคม | 101.460 |
| | เมษายน | 86.529 |
| | พฤษภาคม | 61.732 |
| | มิถุนายน | 65.075 |
| | กรกฎาคม | 79.751 |
| | สิงหาคม | 77.879 |
| | กันยายน | 58.768 |
| | ตุลาคม | 74.075 |
| | พฤศจิกายน | 89.136 |
| | ธันวาคม | 109.954 |
| 2562 | มกราคม | 97.241 |
| | กุมภาพันธ์ | 92.111 |
| | มีนาคม | 91.686 |
| | เมษายน | 97.362 |
| | พฤษภาคม | 61.653 |
| | มิถุนายน | 64.701 |
| | กรกฎาคม | 79.872 |
| | สิงหาคม | 77.167 |
| | กันยายน | 57.806 |
| | ตุลาคม | 75.728 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศสหรัฐอเมริกา

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 81.997 |
| | ธันวาคม | 90.113 |
| 2557 | มกราคม | 81.552 |
| | กุมภาพันธ์ | 64.290 |
| | มีนาคม | 68.622 |
| | เมษายน | 60.930 |
| | พฤษภาคม | 52.716 |
| | มิถุนายน | 52.370 |
| | กรกฎาคม | 57.611 |
| | สิงหาคม | 49.712 |
| | กันยายน | 47.373 |
| | ตุลาคม | 64.309 |
| | พฤศจิกายน | 73.340 |
| | ธันวาคม | 90.695 |
| 2558 | มกราคม | 81.179 |
| | กุมภาพันธ์ | 71.953 |
| | มีนาคม | 74.675 |
| | เมษายน | 67.137 |
| | พฤษภาคม | 63.906 |
| | มิถุนายน | 67.891 |
| | กรกฎาคม | 70.264 |
| | สิงหาคม | 56.090 |
| | กันยายน | 53.057 |
| | ตุลาคม | 70.667 |
| | พฤศจิกายน | 88.725 |
| | ธันวาคม | 101.961 |
| 2559 | มกราคม | 93.149 |
| | กุมภาพันธ์ | 82.406 |
| | มีนาคม | 87.171 |
| | เมษายน | 74.761 |
| | พฤษภาคม | 72.047 |
| | มิถุนายน | 78.120 |
| | กรกฎาคม | 81.007 |
| | สิงหาคม | 61.234 |
| | กันยายน | 58.956 |
| | ตุลาคม | 73.760 |
| | พฤศจิกายน | 98.031 |
| | ธันวาคม | 115.001 |
| 2560 | มกราคม | 101.785 |
| | กุมภาพันธ์ | 87.687 |
| | มีนาคม | 93.768 |
| | เมษายน | 87.147 |
| | พฤษภาคม | 76.500 |
| | มิถุนายน | 86.997 |
| | กรกฎาคม | 86.319 |
| | สิงหาคม | 67.917 |
| | กันยายน | 62.942 |
| | ตุลาคม | 77.810 |
| | พฤศจิกายน | 105.149 |
| | ธันวาคม | 122.103 |
| 2561 | มกราคม | 109.577 |
| | กุมภาพันธ์ | 90.388 |
| | มีนาคม | 106.562 |
| | เมษายน | 88.698 |
| | พฤษภาคม | 81.146 |
| | มิถุนายน | 90.468 |
| | กรกฎาคม | 88.351 |
| | สิงหาคม | 71.161 |
| | กันยายน | 65.009 |
| | ตุลาคม | 82.986 |
| | พฤศจิกายน | 118.125 |
| | ธันวาคม | 129.617 |
| 2562 | มกราคม | 116.908 |
| | กุมภาพันธ์ | 96.064 |
| | มีนาคม | 109.604 |
| | เมษายน | 94.254 |
| | พฤษภาคม | 82.815 |
| | มิถุนายน | 95.581 |
| | กรกฎาคม | 92.634 |
| | สิงหาคม | 73.574 |
| | กันยายน | 67.43 |
| | ตุลาคม | 86.527 |

ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศสิงคโปร์

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 101.368 |
| | ธันวาคม | 123.743 |
| 2557 | มกราคม | 46.163 |
| | กุมภาพันธ์ | 40.974 |
| | มีนาคม | 58.39 |
| | เมษายน | 56.113 |
| | พฤษภาคม | 62.005 |
| | มิถุนายน | 73.308 |
| | กรกฎาคม | 61.975 |
| | สิงหาคม | 69.061 |
| | กันยายน | 78.265 |
| | ตุลาคม | 79.495 |
| | พฤศจิกายน | 93.728 |
| | ธันวาคม | 124.656 |
| 2558 | มกราคม | 69.413 |
| | กุมภาพันธ์ | 63.788 |
| | มีนาคม | 80.422 |
| | เมษายน | 68.101 |
| | พฤษภาคม | 79.264 |
| | มิถุนายน | 99.331 |
| | กรกฎาคม | 71.558 |
| | สิงหาคม | 65.226 |
| | กันยายน | 63.704 |
| | ตุลาคม | 66.615 |
| | พฤศจิกายน | 88.316 |
| | ธันวาคม | 122.647 |
| 2559 | มกราคม | 65.603 |
| | กุมภาพันธ์ | 70.369 |
| | มีนาคม | 87.183 |
| | เมษายน | 69.965 |
| | พฤษภาคม | 78.419 |
| | มิถุนายน | 101.122 |
| | กรกฎาคม | 73.135 |
| | สิงหาคม | 67.136 |
| | กันยายน | 80.168 |
| | ตุลาคม | 67.501 |
| | พฤศจิกายน | 86.672 |
| | ธันวาคม | 120.277 |
| 2560 | มกราคม | 72.625 |
| | กุมภาพันธ์ | 63.046 |
| | มีนาคม | 89.263 |
| | เมษายน | 72.32 |
| | พฤษภาคม | 82.795 |
| | มิถุนายน | 107.582 |
| | กรกฎาคม | 75.35 |
| | สิงหาคม | 81.366 |
| | กันยายน | 84.26 |
| | ตุลาคม | 72.709 |
| | พฤศจิกายน | 97.649 |
| | ธันวาคม | 129.112 |
| 2561 | มกราคม | 74.741 |
| | กุมภาพันธ์ | 70.815 |
| | มีนาคม | 93.737 |
| | เมษายน | 69.967 |
| | พฤษภาคม | 85.264 |
| | มิถุนายน | 108.478 |
| | กรกฎาคม | 75.505 |
| | สิงหาคม | 87.591 |
| | กันยายน | 81.535 |
| | ตุลาคม | 78.364 |
| | พฤศจิกายน | 107.417 |
| | ธันวาคม | 132.805 |
| 2562 | มกราคม | 74.668 |
| | กุมภาพันธ์ | 70.649 |
| | มีนาคม | 85.402 |
| | เมษายน | 70.913 |
| | พฤษภาคม | 77.978 |
| | มิถุนายน | 111.191 |
| | กรกฎาคม | 76.652 |
| | สิงหาคม | 84.342 |
| | กันยายน | 85.417 |
| | ตุลาคม | 80.576 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศสอินเดีย

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 84.999 |
| | ธันวาคม | 91.656 |
| 2557 | มกราคม | 70.072 |
| | กุมภาพันธ์ | 59.927 |
| | มีนาคม | 73.126 |
| | เมษายน | 71.65 |
| | พฤษภาคม | 94.105 |
| | มิถุนายน | 80.751 |
| | กรกฎาคม | 71.63 |
| | สิงหาคม | 74.983 |
| | กันยายน | 75.895 |
| | ตุลาคม | 86.461 |
| | พฤศจิกายน | 83.495 |
| | ธันวาคม | 90.508 |
| 2558 | มกราคม | 79.764 |
| | กุมภาพันธ์ | 72.34 |
| | มีนาคม | 78.706 |
| | เมษายน | 85.653 |
| | พฤษภาคม | 110.211 |
| | มิถุนายน | 99.524 |
| | กรกฎาคม | 90.032 |
| | สิงหาคม | 84.61 |
| | กันยายน | 89.164 |
| | ตุลาคม | 89.339 |
| | พฤศจิกายน | 90.053 |
| | ธันวาคม | 100.026 |
| 2559 | มกราคม | 91.526 |
| | กุมภาพันธ์ | 75.876 |
| | มีนาคม | 90.74 |
| | เมษายน | 94.01 |
| | พฤษภาคม | 128.856 |
| | มิถุนายน | 111.506 |
| | กรกฎาคม | 104.758 |
| | สิงหาคม | 101.401 |
| | กันยายน | 97.806 |
| | ตุลาคม | 90.268 |
| | พฤศจิกายน | 94.056 |
| | ธันวาคม | 113.705 |
| 2560 | มกราคม | 107.227 |
| | กุมภาพันธ์ | 93.618 |
| | มีนาคม | 103.634 |
| | เมษายน | 107.451 |
| | พฤษภาคม | 139.541 |
| | มิถุนายน | 138.278 |
| | กรกฎาคม | 121.895 |
| | สิงหาคม | 116.376 |
| | กันยายน | 115.551 |
| | ตุลาคม | 112.241 |
| | พฤศจิกายน | 117.446 |
| | ธันวาคม | 138.684 |
| 2561 | มกราคม | 131.048 |
| | กุมภาพันธ์ | 107.448 |
| | มีนาคม | 121.157 |
| | เมษายน | 121.284 |
| | พฤษภาคม | 156.075 |
| | มิถุนายน | 150.587 |
| | กรกฎาคม | 130.417 |
| | สิงหาคม | 129.576 |
| | กันยายน | 122.371 |
| | ตุลาคม | 116.997 |
| | พฤศจิกายน | 141.1 |
| | ธันวาคม | 167.694 |
| 2562 | มกราคม | 163.794 |
| | กุมภาพันธ์ | 123.272 |
| | มีนาคม | 163.158 |
| | เมษายน | 163.938 |
| | พฤษภาคม | 173.033 |
| | มิถุนายน | 191.59 |
| | กรกฎาคม | 164.159 |
| | สิงหาคม | 172.276 |
| | กันยายน | 155.998 |
| | ตุลาคม | 161.961 |

ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศออสเตรเลีย

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 73.596 |
| | ธันวาคม | 89.673 |
| 2557 | มกราคม | 78.488 |
| | กุมภาพันธ์ | 54.521 |
| | มีนาคม | 60.514 |
| | เมษายน | 83.237 |
| | พฤษภาคม | 58.427 |
| | มิถุนายน | 69.42 |
| | กรกฎาคม | 74.22 |
| | สิงหาคม | 61.676 |
| | กันยายน | 73.462 |
| | ตุลาคม | 75.549 |
| | พฤศจิกายน | 63.563 |
| | ธันวาคม | 78.777 |
| 2558 | มกราคม | 72.352 |
| | กุมภาพันธ์ | 53.292 |
| | มีนาคม | 63.717 |
| | เมษายน | 70.318 |
| | พฤษภาคม | 56.684 |
| | มิถุนายน | 73.099 |
| | กรกฎาคม | 75.381 |
| | สิงหาคม | 61.339 |
| | กันยายน | 70.321 |
| | ตุลาคม | 72.248 |
| | พฤศจิกายน | 64.948 |
| | ธันวาคม | 73.751 |
| 2559 | มกราคม | 69.391 |
| | กุมภาพันธ์ | 52.971 |
| | มีนาคม | 63.439 |
| | เมษายน | 67.449 |
| | พฤษภาคม | 56.531 |
| | มิถุนายน | 71.159 |
| | กรกฎาคม | 77.843 |
| | สิงหาคม | 62.72 |
| | กันยายน | 70.188 |
| | ตุลาคม | 69.362 |
| | พฤศจิกายน | 60.688 |
| | ธันวาคม | 74.629 |
| 2560 | มกราคม | 68.131 |
| | กุมภาพันธ์ | 54.28 |
| | มีนาคม | 60.244 |
| | เมษายน | 78.772 |
| | พฤษภาคม | 60.249 |
| | มิถุนายน | 70.76 |
| | กรกฎาคม | 79.304 |
| | สิงหาคม | 62.81 |
| | กันยายน | 73.069 |
| | ตุลาคม | 71.11 |
| | พฤศจิกายน | 61.976 |
| | ธันวาคม | 76.386 |
| 2561 | มกราคม | 71.628 |
| | กุมภาพันธ์ | 51.372 |
| | มีนาคม | 64.567 |
| | เมษายน | 73.324 |
| | พฤษภาคม | 57.396 |
| | มิถุนายน | 65.752 |
| | กรกฎาคม | 78.52 |
| | สิงหาคม | 61.054 |
| | กันยายน | 69.513 |
| | ตุลาคม | 71.58 |
| | พฤศจิกายน | 63.391 |
| | ธันวาคม | 72.917 |
| 2562 | มกราคม | 70.799 |
| | กุมภาพันธ์ | 51.483 |
| | มีนาคม | 55.492 |
| | เมษายน | 75.202 |
| | พฤษภาคม | 59.366 |
| | มิถุนายน | 64.918 |
| | กรกฎาคม | 73.069 |
| | สิงหาคม | 58.53 |
| | กันยายน | 65.903 |
| | ตุลาคม | 67.857 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศสลาว

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 77.389 |
| | ธันวาคม | 79.986 |
| 2557 | มกราคม | 78.806 |
| | กุมภาพันธ์ | 72.414 |
| | มีนาคม | 73.387 |
| | เมษายน | 86.503 |
| | พฤษภาคม | 80.606 |
| | มิถุนายน | 76.775 |
| | กรกฎาคม | 103.946 |
| | สิงหาคม | 114.859 |
| | กันยายน | 92.767 |
| | ตุลาคม | 89.34 |
| | พฤศจิกายน | 85.491 |
| | ธันวาคม | 99.089 |
| 2558 | มกราคม | 91.251 |
| | กุมภาพันธ์ | 78.043 |
| | มีนาคม | 90.066 |
| | เมษายน | 98.512 |
| | พฤษภาคม | 102.04 |
| | มิถุนายน | 96.613 |
| | กรกฎาคม | 106.962 |
| | สิงหาคม | 113.207 |
| | กันยายน | 106.132 |
| | ตุลาคม | 109.378 |
| | พฤศจิกายน | 103.845 |
| | ธันวาคม | 124.473 |
| 2559 | มกราคม | 118.008 |
| | กุมภาพันธ์ | 96.852 |
| | มีนาคม | 100.531 |
| | เมษายน | 103.049 |
| | พฤษภาคม | 103.709 |
| | มิถุนายน | 99.713 |
| | กรกฎาคม | 125.64 |
| | สิงหาคม | 152.021 |
| | กันยายน | 124.491 |
| | ตุลาคม | 120.219 |
| | พฤศจิกายน | 111.94 |
| | ธันวาคม | 131.847 |
| 2560 | มกราคม | 121.401 |
| | กุมภาพันธ์ | 122.518 |
| | มีนาคม | 122.457 |
| | เมษายน | 120.398 |
| | พฤษภาคม | 130.204 |
| | มิถุนายน | 132.866 |
| | กรกฎาคม | 157.409 |
| | สิงหาคม | 158.377 |
| | กันยายน | 125.06 |
| | ตุลาคม | 131.779 |
| | พฤศจิกายน | 136.171 |
| | ธันวาคม | 154.007 |
| 2561 | มกราคม | 133.334 |
| | กุมภาพันธ์ | 125.89 |
| | มีนาคม | 135.321 |
| | เมษายน | 138.376 |
| | พฤษภาคม | 127.418 |
| | มิถุนายน | 137.627 |
| | กรกฎาคม | 146.068 |
| | สิงหาคม | 151.232 |
| | กันยายน | 138.005 |
| | ตุลาคม | 143.974 |
| | พฤศจิกายน | 136.053 |
| | ธันวาคม | 151.158 |
| 2562 | มกราคม | 149.196 |
| | กุมภาพันธ์ | 137.264 |
| | มีนาคม | 138.662 |
| | เมษายน | 145.484 |
| | พฤษภาคม | 147.804 |
| | มิถุนายน | 167.931 |
| | กรกฎาคม | 169.872 |
| | สิงหาคม | 165.902 |
| | กันยายน | 161.295 |
| | ตุลาคม | 154.272 |

ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศฮ่องกง

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 46.312 |
| | ธันวาคม | 31.511 |
| 2557 | มกราคม | 19.499 |
| | กุมภาพันธ์ | 18.778 |
| | มีนาคม | 21.007 |
| | เมษายน | 38.817 |
| | พฤษภาคม | 38.851 |
| | มิถุนายน | 32.508 |
| | กรกฎาคม | 48.06 |
| | สิงหาคม | 58.269 |
| | กันยายน | 50.862 |
| | ตุลาคม | 48.179 |
| | พฤศจิกายน | 48.538 |
| | ธันวาคม | 59.763 |
| 2558 | มกราคม | 35.99 |
| | กุมภาพันธ์ | 57.86 |
| | มีนาคม | 54.306 |
| | เมษายน | 63.254 |
| | พฤษภาคม | 59.402 |
| | มิถุนายน | 67.087 |
| | กรกฎาคม | 79.674 |
| | สิงหาคม | 70.046 |
| | กันยายน | 38.711 |
| | ตุลาคม | 42.064 |
| | พฤศจิกายน | 44.712 |
| | ธันวาคม | 56.511 |
| 2559 | มกราคม | 38.539 |
| | กุมภาพันธ์ | 62.585 |
| | มีนาคม | 71.834 |
| | เมษายน | 50.903 |
| | พฤษภาคม | 58.687 |
| | มิถุนายน | 78.124 |
| | กรกฎาคม | 86.011 |
| | สิงหาคม | 85.538 |
| | กันยายน | 59.296 |
| | ตุลาคม | 52.557 |
| | พฤศจิกายน | 44.221 |
| | ธันวาคม | 62.969 |
| 2560 | มกราคม | 56.259 |
| | กุมภาพันธ์ | 46.942 |
| | มีนาคม | 57.526 |
| | เมษายน | 73.743 |
| | พฤษภาคม | 66.156 |
| | มิถุนายน | 75.431 |
| | กรกฎาคม | 82.997 |
| | สิงหาคม | 93.136 |
| | กันยายน | 69.66 |
| | ตุลาคม | 55.942 |
| | พฤศจิกายน | 62.611 |
| | ธันวาคม | 80.491 |
| 2561 | มกราคม | 60.464 |
| | กุมภาพันธ์ | 80.543 |
| | มีนาคม | 74.295 |
| | เมษายน | 88.945 |
| | พฤษภาคม | 84.897 |
| | มิถุนายน | 102.546 |
| | กรกฎาคม | 108.027 |
| | สิงหาคม | 121.806 |
| | กันยายน | 77.951 |
| | ตุลาคม | 74.74 |
| | พฤศจิกายน | 75.823 |
| | ธันวาคม | 89.367 |
| 2562 | มกราคม | 60.464 |
| | กุมภาพันธ์ | 80.543 |
| | มีนาคม | 74.295 |
| | เมษายน | 88.945 |
| | พฤษภาคม | 84.897 |
| | มิถุนายน | 102.546 |
| | กรกฎาคม | 108.027 |
| | สิงหาคม | 121.806 |
| | กันยายน | 77.951 |
| | ตุลาคม | 74.74 |

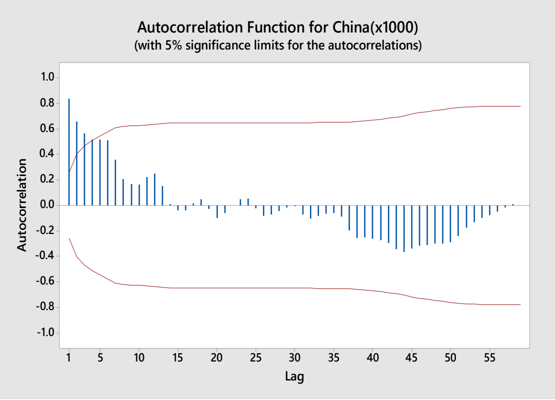
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

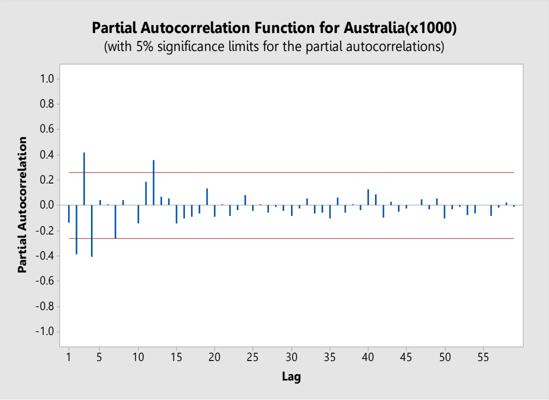
ข้อมูลอนุกรมเวลาประเทศเยอรมัน

| ปี | เดือน | จำนวนนักท่องเที่ยว(x1000คน) |
|---|---|---|
| 2556 | พฤศจิกายน | 78.14 |
| | ธันวาคม | 85.145 |
| 2557 | มกราคม | 80.835 |
| | กุมภาพันธ์ | 81.056 |
| | มีนาคม | 78.008 |
| | เมษายน | 62.963 |
| | พฤษภาคม | 33.776 |
| | มิถุนายน | 27.902 |
| | กรกฎาคม | 38.622 |
| | สิงหาคม | 52.613 |
| | กันยายน | 43.69 |
| | ตุลาคม | 53.659 |
| | พฤศจิกายน | 73.994 |
| | ธันวาคม | 88.122 |
| 2558 | มกราคม | 81.104 |
| | กุมภาพันธ์ | 88.821 |
| | มีนาคม | 93.219 |
| | เมษายน | 56.061 |
| | พฤษภาคม | 39.999 |
| | มิถุนายน | 29.733 |
| | กรกฎาคม | 42.72 |
| | สิงหาคม | 55.829 |
| | กันยายน | 43.795 |
| | ตุลาคม | 59.079 |
| | พฤศจิกายน | 82.528 |
| | ธันวาคม | 88.931 |
| 2559 | มกราคม | 87.293 |
| | กุมภาพันธ์ | 98.041 |
| | มีนาคม | 99.562 |
| | เมษายน | 61.716 |
| | พฤษภาคม | 46.859 |
| | มิถุนายน | 33.646 |
| | กรกฎาคม | 50.621 |
| | สิงหาคม | 60.21 |
| | กันยายน | 50.439 |
| | ตุลาคม | 69.398 |
| | พฤศจิกายน | 86.658 |
| | ธันวาคม | 93.442 |
| 2560 | มกราคม | 91.346 |
| | กุมภาพันธ์ | 94.227 |
| | มีนาคม | 97.701 |
| | เมษายน | 75.902 |
| | พฤษภาคม | 39.624 |
| | มิถุนายน | 39.281 |
| | กรกฎาคม | 50.541 |
| | สิงหาคม | 56.346 |
| | กันยายน | 50.573 |
| | ตุลาคม | 72.677 |
| | พฤศจิกายน | 86.74 |
| | ธันวาคม | 94.325 |
| 2561 | มกราคม | 97.969 |
| | กุมภาพันธ์ | 103.746 |
| | มีนาคม | 115.581 |
| | เมษายน | 66.352 |
| | พฤษภาคม | 45.615 |
| | มิถุนายน | 34.6 |
| | กรกฎาคม | 53.149 |
| | สิงหาคม | 56.697 |
| | กันยายน | 51.239 |
| | ตุลาคม | 66.823 |
| | พฤศจิกายน | 94.052 |
| | ธันวาคม | 100.627 |
| 2562 | มกราคม | 97.002 |
| | กุมภาพันธ์ | 101.915 |
| | มีนาคม | 103.476 |
| | เมษายน | 74.98 |
| | พฤษภาคม | 36.741 |
| | มิถุนายน | 37.741 |
| | กรกฎาคม | 52.191 |
| | สิงหาคม | 52.259 |
| | กันยายน | 45.611 |
| | ตุลาคม | 64.71 |

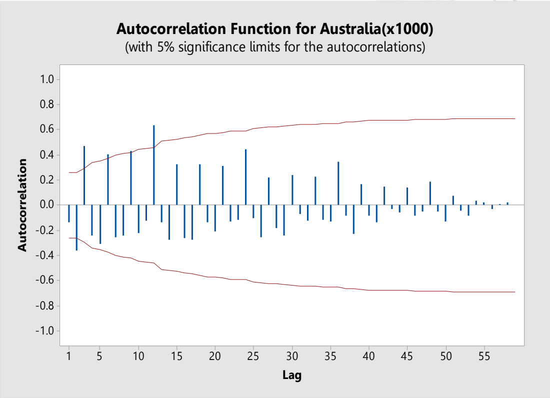
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

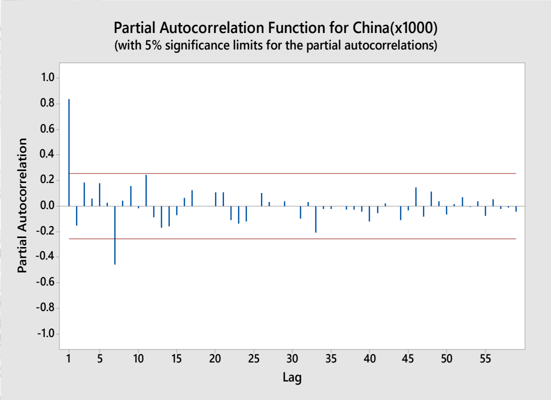
ACF และ PACF ของประเทศจีน



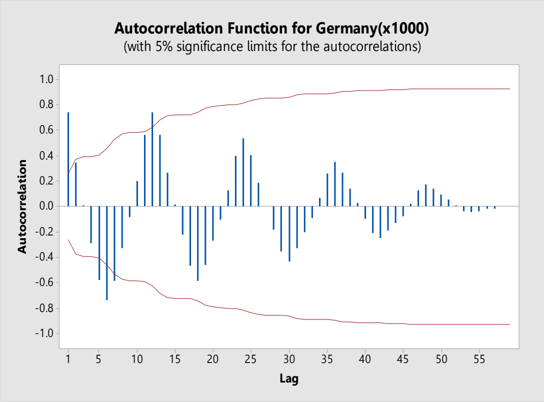



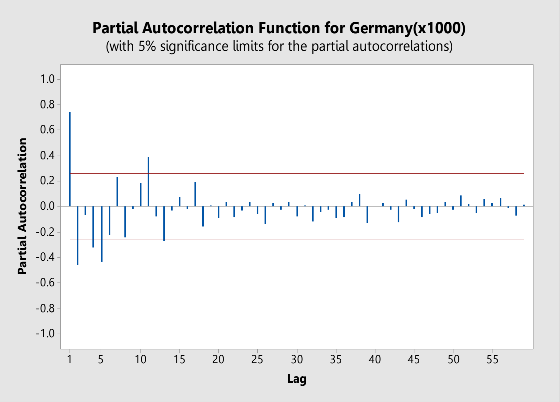

ACF และ PACF ของประเทศออสเตรเลีย



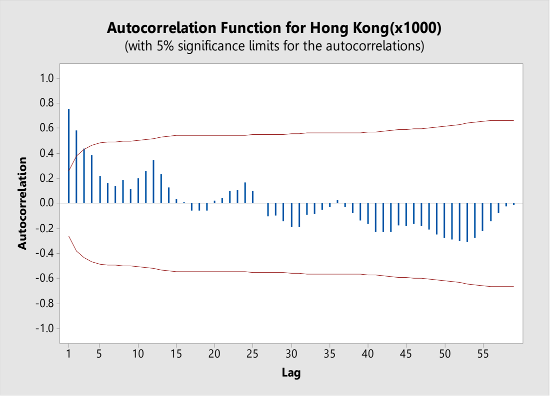



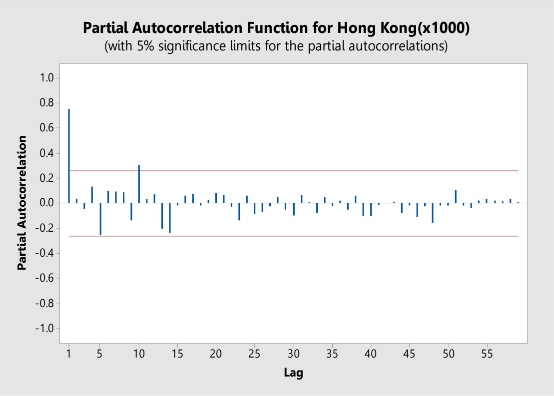

ACF และ PACF ของประเทศเยอรมัน



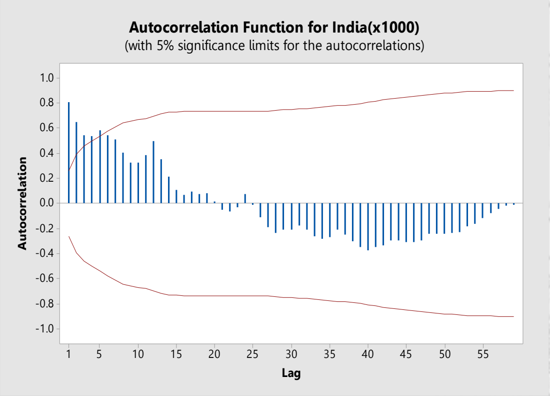



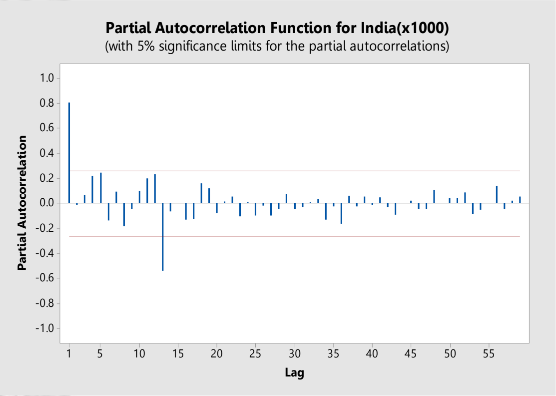
ACF และ PACF ของประเทศฮ่องกง



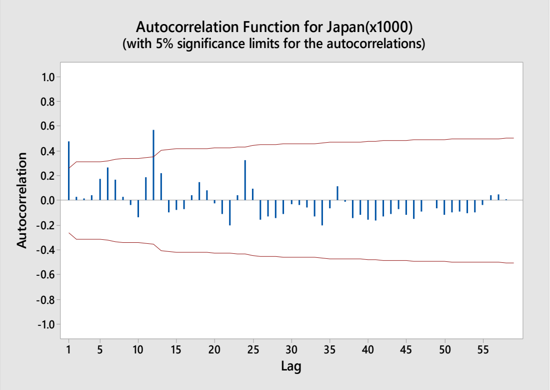



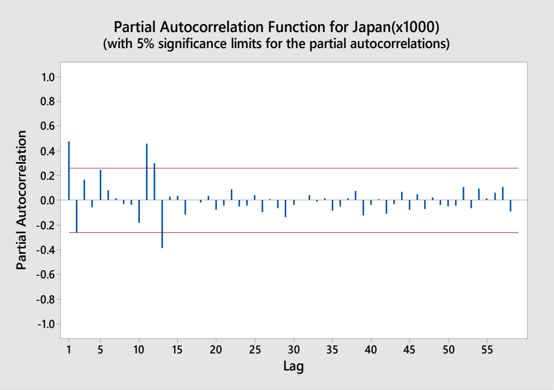

ACF และ PACF ของประเทศอินเดีย



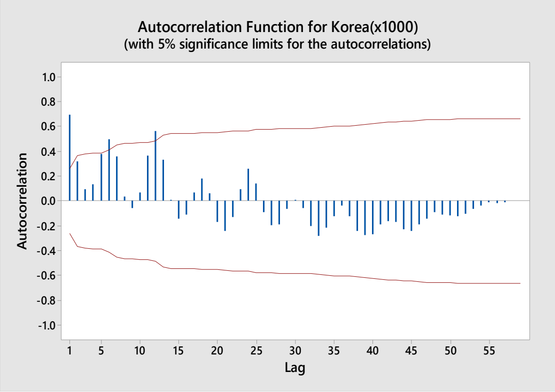



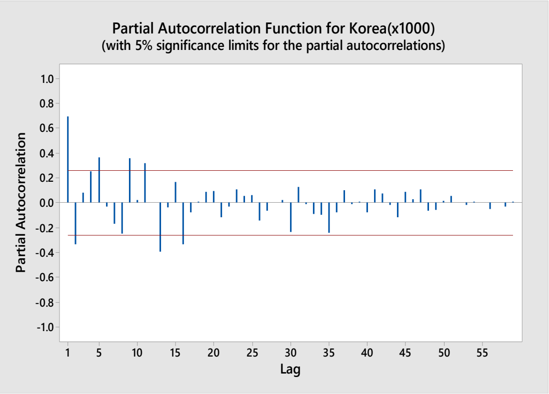

ACF และ PACF ของประเทศญี่ปุ่น



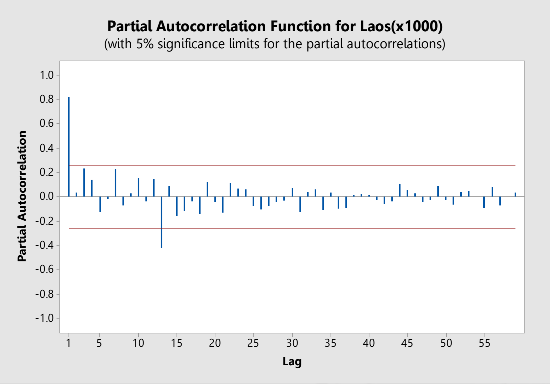



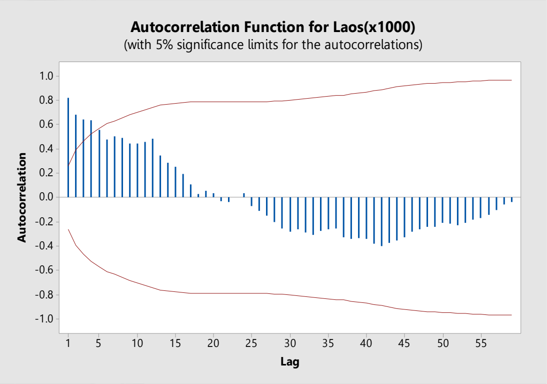
## ACF และ PACF ของประเทศเกาหลี



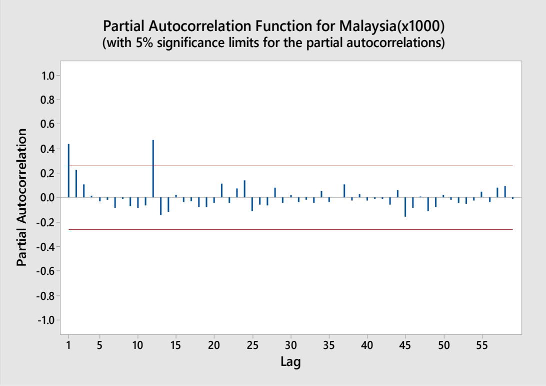



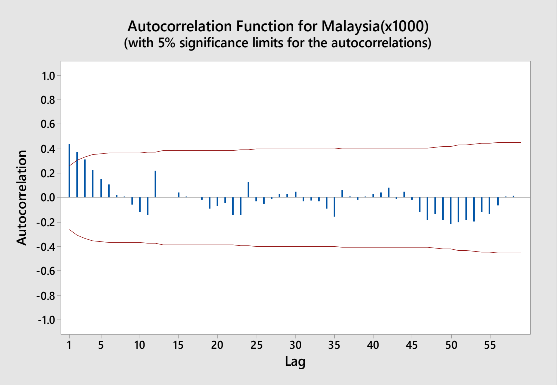

## ACF และ PACF ของประเทศลาว



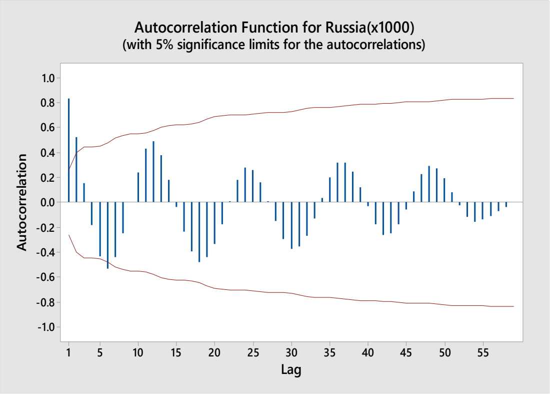



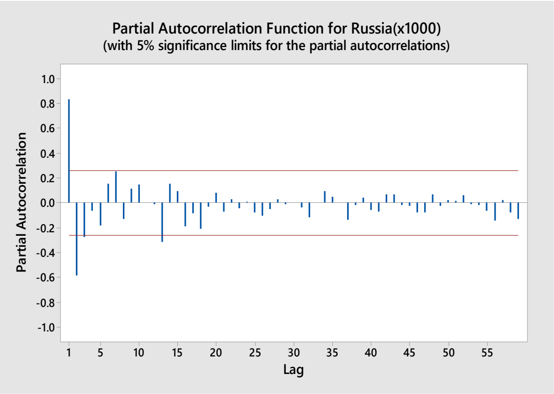

## ACF และ PACF ของประเทศมาเลเซีย



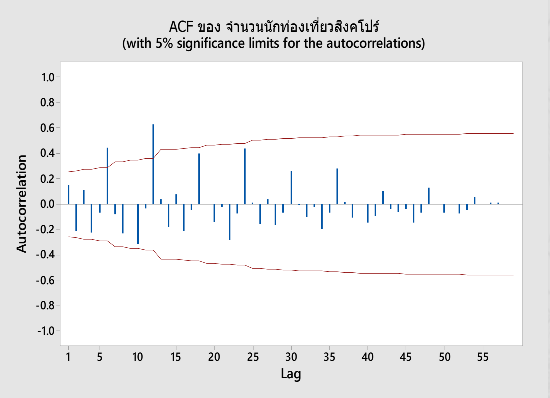



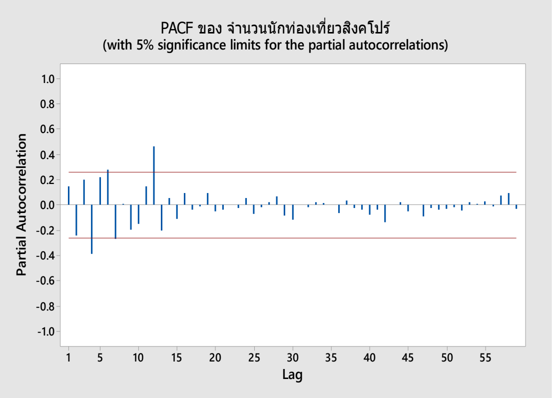
ACF และ PACF ของประเทศรัสเซีย



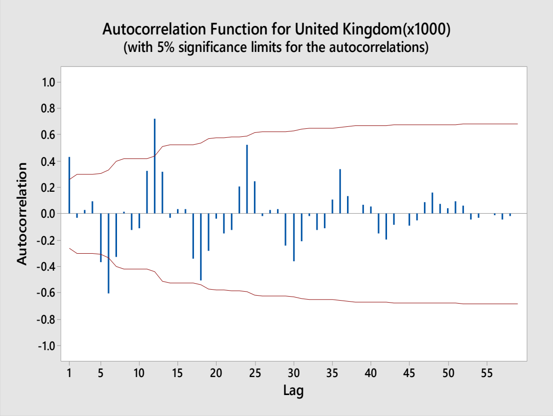



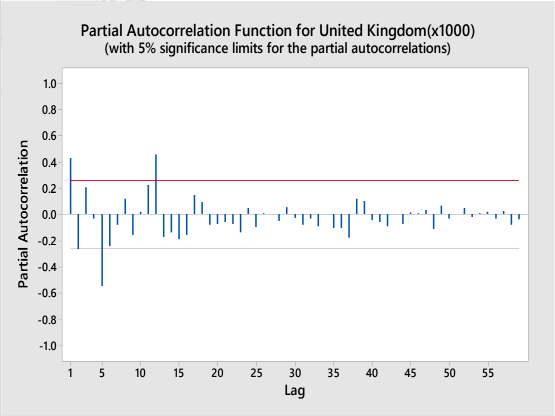

ACF และ PACF ของประเทศสิงคโปร์



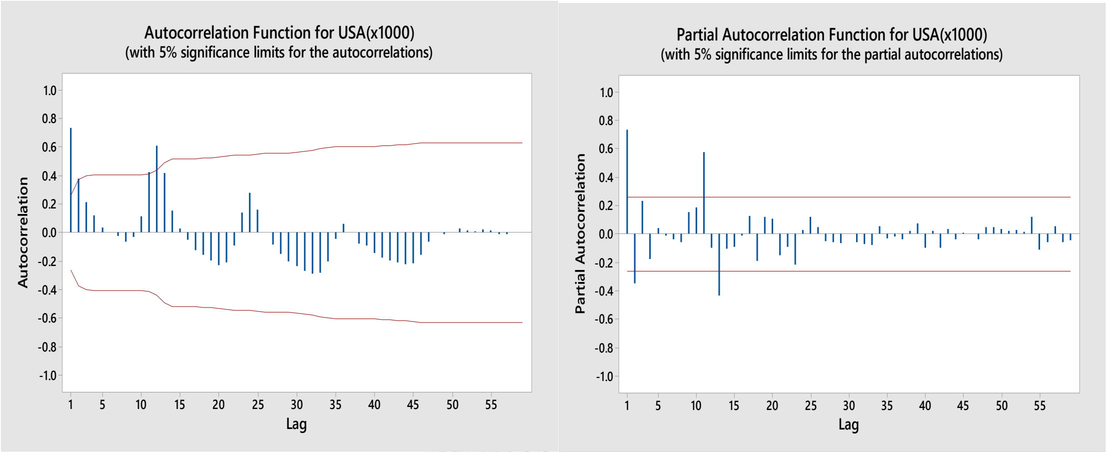




ACF และ PACF ของประเทศอังกฤษ



ACF และ PACF ของประเทศอเมริกา




จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

## Artificial Neural Network: ANN

Coefficients และ สมการของประเทศอินเดีย (Non-Stepwise)

### Coefficients

| Term | Coef | SE Coef | T-Value | P-Value | VIF |
|---|---|---|---|---|---|
| Constant | -59.3 | 95.0 | -0.62 | 0.535 | |
| GDP | 0.0704 | 0.0239 | 2.95 | 0.005 | 13.34 |
| relative CPI | 74.4 | 46.6 | 1.60 | 0.115 | 8.03 |
| exchange rate | -148 | 103 | -1.44 | 0.155 | 6.96 |
| India(x1000)(1) | 0.236 | 0.120 | 1.97 | 0.053 | 4.09 |
| Seasonal | 14.50 | 3.19 | 4.55 | 0.000 | 1.35 |
| Anti(GV) | 9.04 | 4.71 | 1.92 | 0.060 | 1.79 |
| Bomb | 5.86 | 5.81 | 1.01 | 0.318 | 1.19 |
| Flood | -2.07 | 4.52 | -0.46 | 0.648 | 1.65 |
| King passed away | -6.37 | 8.73 | -0.73 | 0.468 | 1.12 |
| Boat Accident in Phuket | -22.11 | 8.56 | -2.58 | 0.012 | 1.59 |

### Regression Equation

India(x1000) = -59.3 + 0.0704 GDP + 74.4 relative CPI - 148 exchange rate
+ 0.236 India(x1000)(1) + 14.50 Seasonal + 9.04 Anti(GV) + 5.86 Bomb
- 2.07 Flood - 6.37 King passed away - 22.11 Boat Accident in Phuket

Coefficients และ สมการของประเทศรัสเซีย (Non-Stepwise)

### Coefficients

| Term | Coef | SE Coef | T-Value | P-Value | VIF |
|---|---|---|---|---|---|
| Constant | -25 | 107 | -0.23 | 0.816 | |
| GDP | 0.00229 | 0.00281 | 0.82 | 0.418 | 3.74 |
| relative CPI | 2.8 | 14.9 | 0.19 | 0.851 | 7.66 |
| exchange rate | -3.6 | 62.4 | -0.06 | 0.954 | 11.01 |
| Russia(x1000)(1) | 0.6326 | 0.0777 | 8.14 | 0.000 | 3.02 |
| Seasonal | 48.38 | 8.87 | 5.45 | 0.000 | 2.44 |
| Anti(GV) | 18.0 | 10.2 | 1.76 | 0.083 | 2.08 |
| Bomb | -21.0 | 12.6 | -1.67 | 0.101 | 1.30 |
| Flood | 3.5 | 10.5 | 0.33 | 0.742 | 1.95 |
| King passed away | -37.8 | 18.2 | -2.08 | 0.042 | 1.14 |
| Boat Accident in Phuket | -22.1 | 16.7 | -1.32 | 0.193 | 1.43 |

### Regression Equation

Russia(x1000) = -25 + 0.00229 GDP + 2.8 relative CPI - 3.6 exchange rate
+ 0.6326 Russia(x1000)(1) + 48.38 Seasonal + 18.0 Anti(GV) - 21.0 Bomb
+ 3.5 Flood - 37.8 King passed away - 22.1 Boat Accident in Phuket

Coefficients และ สมการของประเทศอินเดีย (Stepwise)

## Coefficients

| Term | Coef | SE Coef | T-Value | P-Value | VIF |
|---|---|---|---|---|---|
| Constant | -182.6 | 33.1 | -5.51 | 0.000 | |
| GDP | 0.0933 | 0.0175 | 5.35 | 0.000 | 7.15 |
| relative CPI | 79.7 | 42.3 | 1.88 | 0.064 | 6.65 |
| India(x1000)(1) | 0.196 | 0.114 | 1.72 | 0.090 | 3.72 |
| Seasonal | 14.39 | 3.05 | 4.72 | 0.000 | 1.24 |
| Anti(GV) | 12.73 | 3.90 | 3.27 | 0.002 | 1.23 |
| Boat Accident in Phuket | -20.89 | 7.46 | -2.80 | 0.007 | 1.21 |

## Regression Equation

India(x1000) = -182.6 + 0.0933 GDP + 79.7 relative CPI + 0.196 India(x1000)(1) + 14.39 Seasonal + 12.73 Anti(GV) - 20.89 Boat Accident in Phuket

Coefficients และ สมการของประเทศรัสเซีย (Stepwise)

## Coefficients

| Term | Coef | SE Coef | T-Value | P-Value | VIF |
|---|---|---|---|---|---|
| Constant | -33.8 | 17.7 | -1.90 | 0.061 | |
| GDP | 0.00454 | 0.00171 | 2.66 | 0.010 | 1.35 |
| Russia(x1000)(1) | 0.6123 | 0.0702 | 8.72 | 0.000 | 2.41 |
| Seasonal | 48.54 | 8.24 | 5.89 | 0.000 | 2.06 |
| King passed away | -32.6 | 18.0 | -1.82 | 0.074 | 1.09 |

## Regression Equation

Russia(x1000) = -33.8 + 0.00454 GDP + 0.6123 Russia(x1000)(1) + 48.54 Seasonal - 32.6 King passed away

CHULALONGKORN UNIVERSITY

Absolute Percentage forecasting Error values (APE) ของประเทศอินเดีย

| **ประเทศอินเดีย** | **Absolute Percentage forecasting Error values** | | |
|---|---|---|---|
| | **SARIMA** | **TBATS** | ANN (9, 10) |
| พ.ย. 61 | 12.19 | 16.20 | 9.36 |
| ธ.ค. 61 | 13.45 | 19.11 | 13.84 |
| ม.ค. 62 | 16.06 | 28.09 | 17.61 |
| ก.พ. 62 | 7.61 | 16.13 | 3.02 |
| มี.ค. 62 | 21.79 | 30.55 | 19.33 |
| เม.ย. 62 | 22.09 | 27.61 | 19.69 |
| พ.ค. 62 | 6.07 | 13.42 | 13.98 |
| มิ.ย. 62 | 18.04 | 26.91 | 22.96 |
| ก.ค. 62 | 16.63 | 25.42 | 20.63 |
| ส.ค. 62 | 21.04 | 29.23 | 24.53 |
| ก.ย. 62 | 17.42 | 24.95 | 18.21 |
| ต.ค. 62 | 23.78 | 26.40 | 14.26 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

การจัดกลุ่มโดยใช้ Tukey Method ค่าของความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ (95% confidence interval) และ หาความแตกต่างของแต่ละแบบจำลองด้วยความแตกต่างกันของค่าเฉลี่ย (Tukey Simultaneous Tests for Differences of Means) ของประเทศอินเดีย

## Grouping Information Using the Tukey Method and 95% Confidence

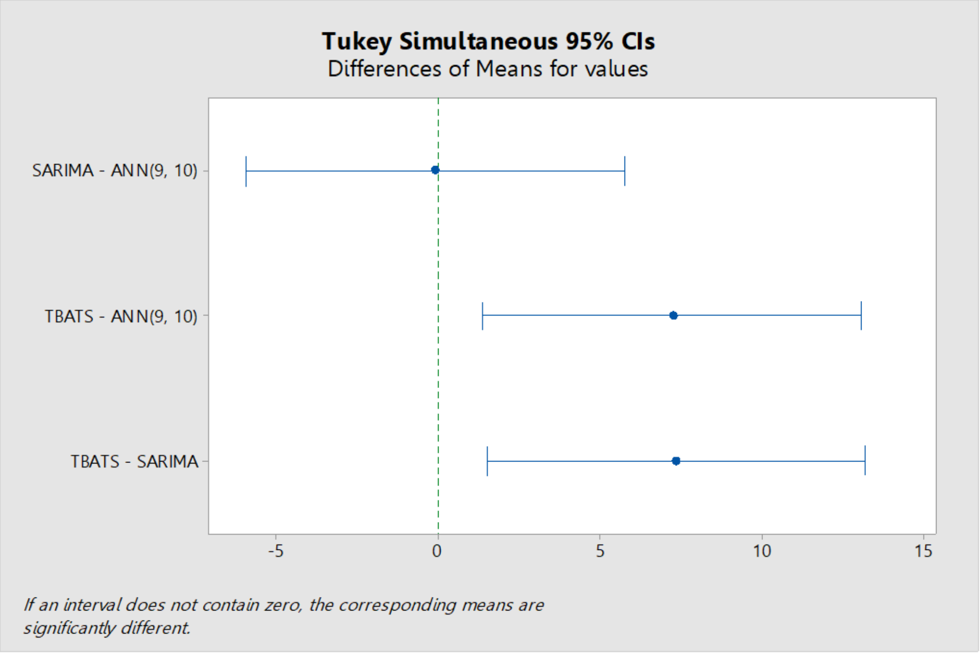
| Method | N | Mean | Grouping |
|---|---|---|---|
| TBATS | 12 | 23.67 | A |
| ANN(9, 10) | 12 | 16.45 | B |
| SARIMA | 12 | 16.35 | B |

*Means that do not share a letter are significantly different.*

## Tukey Simultaneous Tests for Differences of Means

| Difference of Levels | Difference of Means | SE of Difference | 95% CI | T-Value | Adjusted P-Value |
|---|---|---|---|---|---|
| SARIMA - ANN(9, 10) | -0.10 | 2.38 | (-5.95, 5.74) | -0.04 | 0.999 |
| TBATS - ANN(9, 10) | 7.22 | 2.38 | (1.37, 13.06) | 3.03 | 0.013 |
| TBATS - SARIMA | 7.32 | 2.38 | (1.48, 13.16) | 3.07 | 0.011 |

การเปรียบแบบจำลองแบบ Tukey Simultaneous 95% CIs ของประเทศอินเดีย



Absolute Percentage forecasting Error values (APE) ของประเทศรัสเซีย

| **ประเทศรัสเซีย** | **Absolute Percentage forecasting Error values** | | |
|---|---|---|---|
| | **SARIMA** | **TBATS** | ANN (12, 22) |
| พ.ย. 61 | 5.86 | 9.15 | 4.14 |
| ธ.ค. 61 | 11.69 | 13.18 | 9.66 |
| ม.ค. 62 | 17.71 | 20.56 | 11.29 |
| ก.พ. 62 | 19.92 | 20.88 | 3.75 |
| มี.ค. 62 | 23.76 | 25.62 | 4.47 |
| เม.ย. 62 | 12.78 | 10.93 | 22.23 |
| พ.ค. 62 | 6.42 | 2.83 | 20.61 |
| มิ.ย. 62 | 2.98 | 10.81 | 28.52 |
| ก.ค. 62 | 3.72 | 4.65 | 27.69 |
| ส.ค. 62 | 2.50 | 13.96 | 22.71 |
| ก.ย. 62 | 14.77 | 5.62 | 8.43 |
| ต.ค. 62 | 13.56 | 6.34 | 1.67 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

การจัดกลุ่มโดยใช้ Tukey Method ค่าของความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ (95% confidence interval) และ หาความแตกต่างของแต่ละแบบจำลองด้วยแตกต่างกันของค่าเฉลี่ย (Tukey Simultaneous Tests for Differences of Means) ของประเทศรัสเซีย

## Grouping Information Using the Tukey Method and 95% Confidence

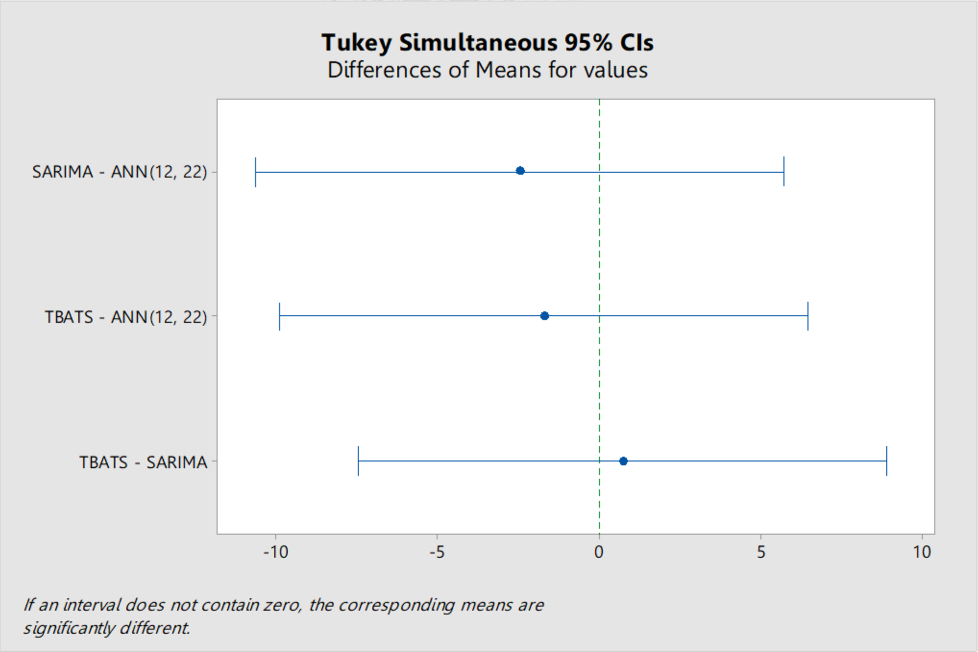
| Method | N | Mean | Grouping |
|---|---|---|---|
| ANN(12, 22) | 12 | 13.76 | A |
| TBATS | 12 | 12.04 | A |
| SARIMA | 12 | 11.31 | A |

*Means that do not share a letter are significantly different.*

## Tukey Simultaneous Tests for Differences of Means

| Difference of Levels | Difference of Means | SE of Difference | 95% CI | T-Value | Adjusted P-Value |
|---|---|---|---|---|---|
| SARIMA - ANN(12, 22) | -2.46 | 3.33 | (-10.64, 5.72) | -0.74 | 0.743 |
| TBATS - ANN(12, 22) | -1.72 | 3.33 | (-9.90, 6.46) | -0.52 | 0.864 |
| TBATS - SARIMA | 0.74 | 3.33 | (-7.44, 8.92) | 0.22 | 0.973 |

การเปรียบแบบจำลองแบบ Tukey Simultaneous 95% CIs ของประเทศอินเดีย



**ค่าของข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวที่ได้จากการพยากรณ์ของแบบจำลอง SARIMA, TBATS และ ANN**

เปรียบเทียบค่าของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์และข้อมูลนักท่องเที่ยวจริงของประเทศจีน

| ประเทศจีน | ข้อมูล นักท่องเที่ยว จริง | ค่าของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์(คน) | | |
|---|---|---|---|---|
| | | SARIMA | TBATS | ANN (68, 45) |
| พ.ย. 61 | 675129 | 618287 | 664042 | 622604 |
| ธ.ค. 61 | 838634 | 680757 | 662219 | 812140 |
| ม.ค. 62 | 1069787 | 916899 | 827161 | 993220 |
| ก.พ. 62 | 1064806 | 1002125 | 918046 | 996970 |
| มี.ค. 62 | 985232 | 900736 | 828365 | 876593 |
| เม.ย. 62 | 898994 | 871859 | 803638 | 826907 |
| พ.ค. 62 | 794913 | 817720 | 758736 | 695727 |
| มิ.ย. 62 | 836742 | 834179 | 718218 | 767428 |
| ก.ค. 62 | 983752 | 933715 | 853319 | 934213 |
| ส.ค. 62 | 1031675 | 923250 | 856434 | 992028 |
| ก.ย. 62 | 852130 | 702267 | 671633 | 821676 |
| ต.ค. 62 | 826392 | 722952 | 644702 | 801805 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

เปรียบเทียบค่าของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์และข้อมูลนักท่องเที่ยวจริงของประเทศอินเดีย

| **ประเทศอินเดีย** | **ข้อมูลนักท่องเที่ยวจริง** | **ค่าของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์(คน)** | | |
|---|---|---|---|---|
| | | SARIMA | TBATS | ANN (9, 10) |
| พ.ย. 61 | 141100 | 123894 | 118243 | 127892 |
| ธ.ค. 61 | 167694 | 145132 | 135651 | 144484 |
| ม.ค. 62 | 163794 | 137496 | 117792 | 134953 |
| ก.พ. 62 | 123272 | 113896 | 103383 | 126998 |
| มี.ค. 62 | 163158 | 127605 | 113315 | 131616 |
| เม.ย. 62 | 163938 | 127732 | 118669 | 131657 |
| พ.ค. 62 | 173033 | 162523 | 149809 | 148837 |
| มิ.ย. 62 | 191590 | 157035 | 140032 | 147600 |
| ก.ค. 62 | 164159 | 136865 | 122435 | 130300 |
| ส.ค. 62 | 172276 | 136024 | 121938 | 130020 |
| ก.ย. 62 | 155998 | 128819 | 117074 | 127594 |
| ต.ค. 62 | 161961 | 123445 | 119205 | 138861 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

เปรียบเทียบค่าของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์และข้อมูลนักท่องเที่ยวจริงของประเทศรัสเซีย

| ประเทศรัสเซีย | ข้อมูลนักท่องเที่ยวจริง | ค่าของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์(คน) | | |
|---|---|---|---|---|
| | | SARIMA | TBATS | ANN (12, 22) |
| พ.ย. 61 | 166245 | 156506 | 151032 | 159357 |
| ธ.ค. 61 | 205081 | 181112 | 178044 | 185271 |
| ม.ค. 62 | 229518 | 188876 | 182330 | 203604 |
| ก.พ. 62 | 191559 | 153393 | 151556 | 184380 |
| มี.ค. 62 | 194471 | 148259 | 144652 | 185782 |
| เม.ย. 62 | 108308 | 94469 | 96472 | 132385 |
| พ.ค. 62 | 55738 | 52158 | 54160 | 67223 |
| มิ.ย. 62 | 45962 | 44591 | 50932 | 59070 |
| ก.ค. 62 | 46737 | 44999 | 48911 | 59681 |
| ส.ค. 62 | 46325 | 45165 | 52793 | 56846 |
| ก.ย. 62 | 52078 | 44388 | 49153 | 56470 |
| ต.ค. 62 | 106693 | 92227 | 99928 | 108474 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

# ประวัติผู้เขียน

| | |
|---|---|
| **ชื่อ-สกุล** | นายภณพล อเนกคุณวุฒิ |
| **วัน เดือน ปี เกิด** | 24 กรกฎาคม 2538 |
| **สถานที่เกิด** | จังหวัดอุบลราชธานี |
| **วุฒิการศึกษา** | ปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรมการผลิต ภาควิชาวิศวกรรมการผลิต คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ |
| **ที่อยู่ปัจจุบัน** | 78-80 ถ.อุปราช ต.ในเมือง อ.เมือง จ.อุบลราชธานี 34000 |

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University