



รายงานวิจัย

เรื่อง

การประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา เพื่อพยากรณ์
ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง
Applying The Technical Time Series Model for Forecasting
Payment Transaction Volume through on Mobile Banking

Application

โดย

ทัศนีย์ อัครพินท์

จิรวุฒิ เชิญเกียรติประดับ

การวิจัยครั้งนี้ได้รับเงินทุนการวิจัยจากมหาวิทยาลัยราชภัฏ

ปีการศึกษา 2561

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยราชภัฏ

ชื่องานวิจัย: การประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์ปริมาณ
การชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง

ชื่อผู้วิจัย: ทศนีย์ อัครพินท์ และ จิรวุฒิ เชิญเกียรติประดับ

ปีที่ทำการวิจัยแล้วเสร็จ: 2563

บทคัดย่อ

การประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา เพื่อพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง วัตถุประสงค์ในการวิจัยครั้งนี้คือ 1.เพื่อศึกษาแนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย 2.เพื่อพยากรณ์ปริมาณรายการการทำธุรกรรมชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย โดยใช้การรวบรวมข้อมูลปริมาณรายการการทำธุรกรรมชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย โดยนำข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2553 – เดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยมีจำนวนทั้งสิ้น 120 ข้อมูล ผู้วิจัยได้ทำการทำการเปรียบเทียบ 2 วิธีการคือวิธีการพยากรณ์แบบปรับเรียบเอ็กโพเนนเชียล (Holt's linear trend.) กับวิธีการพยากรณ์บอซ-เจนกินส์ (ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂) ผลการวิจัยพบว่าวิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีบอซ-เจนกินส์ ตัวแบบ ARIMA(2,1,0)(2,1,0)₁₂ คือตัวแบบที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลมากที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error) หรือ MAPE มีค่าคิดเป็น 4.22 เปอร์เซ็นต์ ที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์

ผลของการพยากรณ์ปริมาณรายการการทำธุรกรรมชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย พบว่าค่าพยากรณ์ในช่วงระยะสั้นๆ ระหว่าง เดือนมกราคม พ.ศ. 2563 ถึง เดือน มีนาคม พ.ศ. 2563 มีค่าพยากรณ์ที่ได้คือ จำนวน 488,215.61 (ปริมาณรายการ(พันรายการ)), จำนวน 482,640.49 (ปริมาณรายการ(พันรายการ)) และ จำนวน 529,608.72 (ปริมาณรายการ(พันรายการ)) ตามลำดับและ เมื่อพิจารณาผลของการพยากรณ์แนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ซึ่งเมื่อพิจารณาจากกราฟข้อมูลการพยากรณ์ 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) ในปี พ.ศ. 2563 พบว่ามีแนวโน้มปริมาณการทำธุรกรรมชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง มีแนวโน้มที่สูงเมื่อเทียบกับปี พ.ศ. 2562 คิดเป็น 146.88 เปอร์เซ็นต์

คำสำคัญ: การพยากรณ์ การชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง การพยากรณ์โดยวิธีบอซ-เจนกินส์ แบบจำลองอาร์ม่า

Research Title: Applying The Technical Time Series Model for Forecasting Payment Transaction Volume through on Mobile Banking
Researcher: Tatsanee Akarapin and Jirawut Chearnkaitpradab.
Year: 2020

Abstract

Applied the technical Time series model for forecasting payment transaction volume through on mobile banking application. The aims of this research was to study Frist, the trend of transaction volume of electronic payment for most of the Mobile Banking applications of Thailand and Second, forecast the volume of electronic payment transaction via application Mobile Banking in Thailand. This research used the secondary data from January 2010 to December 2019, total 120 data. The researcher compared between the Exponential Smoothing method (Holt's linear trend) with the Box-Jenkins method (ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂). The result illustrate that the Box-Jenkins method (ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂) is the most appropriate model. When considered the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) as predicted by Box-Jenkins method ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ its was found to be 4.22 percentage at the level of 95% confidence interval.

While making short predictions from January 2020 to March 2020, we found that the predicted values as 488,215.61,482,640.49 and 529,608.72 (Transaction volume (thousands of items)), respectively. Considering the forecasting graph for 1 time period (12 months) in 2020, it was found that the trend of transaction volume is climbing highly compared to trend of 2019 with rise in 146.88 percentage.

Keywords: Forecast, Mobile payment transaction, Mobile Banking, Box-Jenkins method, ARIMA Model

กิตติกรรมประกาศ

การประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์ปริมาณธุรกรรมการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง ในครั้งนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี โดยได้รับการอนุเคราะห์ข้อมูลจากธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) ทั้งนี้ผู้วิจัยขอขอบคุณ รศ.ดร.ดวงดา สราญรัมย์ รวมถึงบุคลากรของคณะบริหารธุรกิจ สาขาการจัดการทุกท่าน และสำนักส่งเสริมวิจัยและนวัตกรรมของมหาวิทยาลัยราชพฤกษ์ ซึ่งคณะผู้วิจัยขอขอบพระคุณมา ณ โอกาสนี้

นอกจากนี้ขอขอบคุณนักวิชาการทุกท่านที่ได้กล่าวอ้างอิงถึงในงานวิจัยฉบับนี้ รวมถึงขอบคุณผู้ประสานงาน เจ้าหน้าที่ในหน่วยงานราชการและมหาวิทยาลัยราชพฤกษ์ทุกคน ที่ให้ข้อมูลสำหรับการทำงานวิจัยฉบับนี้และทำให้งานวิจัยครั้งนี้เสร็จสิ้นสมบูรณ์



ทัศนีย์ อัครพันธ์
จิรวุฒิ เชิญเกียรติประดับ
พฤษภาคม 2563

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ค
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ซ
สารบัญภาพ.....	ฅ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 คำถามการวิจัย	5
1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	5
1.4 ขอบเขตการวิจัย	5
1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ	6
1.6 ประโยชน์ของงานวิจัย.....	7
บทที่ 2 แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	8
2.1 แนวคิดทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	8
2.2 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับธนาคารและธนาคารบนอินเทอร์เน็ต	21
2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	24
2.4 กรอบแนวคิดในการวิจัย.....	28
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	29
3.1 แบบของการวิจัย.....	29
3.2 ประชากร	30
3.3 กลุ่มตัวอย่างและการสุ่มตัวอย่าง	30
3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย.....	32
3.5 การเก็บรวบรวมข้อมูล	32
3.6 ขั้นตอนการวิเคราะห์.....	32
3.7 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล	33

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.8 การวิเคราะห์ข้อมูล	33
3.9 การประเมินค่าการพยากรณ์	40
บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล.....	41
4.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)	41
4.2 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Stationary)	44
4.3 การวิเคราะห์รูปแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับเรียบเอ็กโปเนนเชียล (Smoothing Techniques).....	47
4.4 การวิเคราะห์รูปแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins)	56
4.5 การเปรียบเทียบโมเดล และ การสรุปแนวโน้มของการพยากรณ์จากตัวแบบ	64
บทที่ 5 สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	66
5.1 สรุปผลการวิจัย	66
5.2 อภิปรายผล	67
5.3 ข้อเสนอแนะ	67
5.3.1 ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้	67
5.3.2 ข้อเสนอแนะเพื่อการวิจัยครั้งต่อไป	68
บรรณานุกรม.....	69
ภาคผนวก	73
ภาคผนวก ก คำนวณจากโปรแกรม Excel	74
ภาคผนวก ข คำนวณจากโปรแกรม ทางสถิติ	76
ประวัติผู้วิจัย	80

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 การพิจารณา ACF และ PACF	16
3.1 ช่องทางการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์อย่างหนึ่งอย่างใดหรือผ่านทางเครือข่าย (e-Payment).....	30
3.2 ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กึ่งของประเทศไทยนับตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2553 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยมีรายละเอียดการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลา โดยข้อมูลมีลักษณะเป็นเดือน 12 เดือน	31
3.3 เทคนิคการปรับเรียบเอ็กโปเนนเชียล (Smoothing Techniques) รูปแบบต่าง ๆ	39
4.1 ค่าสถิติต่าง ๆ ที่สำคัญ ตั้งแต่ช่วงเดือน มกราคม พ.ศ. 2553 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2562	41
4.2 การทดสอบความนิ่งยูนิทรูท (unit root test) โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller (ADF)	16
4.3 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบ Holt และ Winters (Holt –Winters exponential smoothing method: HWS) แบบไม่มีผลกระทบของฤดูกาล (non- seasonal) กับ แบบมีผลกระทบของฤดูกาล (Seasonal).....	51
4.4 การเปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากตัวแบบ Holt’s linear trend. ย้อนหลัง (Backcast) ไป 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) กับข้อมูลจริงของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กึ่งของประเทศไทย	53
4.5 ค่าสถิติที่ได้จากการพยากรณ์จาก ตัวแบบ Holt’s linear trend จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (12 เดือน)	55
4.6 การพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) ด้วยตัวแบบ Holt’s linear trend เพื่อทำการพยากรณ์ปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กึ่งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2563	55
4.7 ค่าสถิติของตัวแบบพยากรณ์ (ARIMA (2,1,0)(2,1,0)12).....	58
4.8 การเปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากตัวแบบสมการพยากรณ์ย้อนหลัง (Backcast) ไป 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) กับข้อมูลจริงของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กึ่งของประเทศไทย.....	60
4.9 ค่าสถิติที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ (ARIMA (2,1,0)(2,1,0)12) จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (12 เดือน).....	62

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.10 การพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) ด้วยตัวแบบ (ARIMA (2,1,0)(2,1,0) ₁₂) เพื่อทำการพยากรณ์ปริมาณรายการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2563	62
4.11 การเปรียบเทียบการพยากรณ์ปริมาณรายการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2563 วิธีการพยากรณ์แบบปรับเรียบเอ็กโพเนนเชียล (Holt's linear trend.) กับ วิธีการพยากรณ์แบบบอซ-เจนกินส์ (ARIMA (2,1,0)(2,1,0) ₁₂)	64



สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
1.1 แนวโน้มการเปลี่ยนแปลงที่สำคัญของโลกซึ่งกระทบต่อผลิตภัณฑ์และบริการของภาคการเงิน.....	1
2.1 ช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์.....	19
2.2 ผังโครงสร้างขององค์การธนาคารแห่งประเทศไทย	23
2.3 กรอบแนวคิดในการวิจัย	28
3.1 ขั้นตอนการสร้างตัวแบบ	32
4.1 ความสัมพันธ์จำนวนปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย (ปริมาณรายการ (พันรายการ)) กับเวลา (ปี).....	42
4.2 ความสัมพันธ์จำนวนปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย (ปริมาณรายการ (พันรายการ)) กับเวลา (รายเดือน)	43
4.3 ความสัมพันธ์จำนวนปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย (ปริมาณรายการ (พันรายการ)) กับฤดูกาล.....	44
4.4 กราฟตัวแบบ Holt's linear trend.....	48
4.5 กราฟตัวแบบ Simple Seasonal	49
4.6 กราฟตัวแบบ Winters' Additive.....	50
4.7 การเปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากตัวแบบ Holt's linear trend. ย้อนหลัง (Backcast) ไป 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) กับข้อมูลจริง (Observed /Actual) ของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562.....	54
4.8 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) ปี พ.ศ. 2563 จากตัวแบบตัวแบบ Holt's linear trend	56
4.9 ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเอง [Autocorrelation (ACF)] และสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน [Partial Correlation (PACF)]	57
4.10 การเปรียบเทียบลักษณะของค่าพยากรณ์จากตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0) ₁₂ กับข้อมูลจริง (Observed /Actual)	59
4.11 การเปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0) ₁₂ ย้อนหลัง (Backcast) ไป 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) กับข้อมูลจริง (Observed /Actual) ของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562.....	61

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4.12 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) ปี พ.ศ. 2563 จากตัวแบบตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0) ₁₂	63



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

โลกกำลังก้าวเข้าสู่การเปลี่ยนแปลงครั้งสำคัญจากการนำของนวัตกรรมล้ำสมัยที่ส่งผลให้หลายอุตสาหกรรมในโลกกำลังเผชิญกับการแทนที่ของนวัตกรรมและเทคโนโลยีการผลิตในรูปแบบใหม่ภายใต้ยุคอุตสาหกรรม 4.0 ในขณะเดียวกันการเชื่อมโยงทางการค้าและการลงทุนระหว่างประเทศ ตลอดจนเทคโนโลยีสื่อสารที่ไร้พรมแดนมีผลให้การเปลี่ยนแปลงในซีกโลกหนึ่งส่งผลกระทบต่ออีกซีกโลกหนึ่งหรือมีผลทั่วโลกได้อย่างรวดเร็วในวงกว้างและเกินคาดโดยส่งผลกระทบต่อภาคการผลิตต่าง ๆ ไม่เว้นแม้แต่ “ภาคการเงิน” ซึ่งเป็นหนึ่งในภาคที่มีความสำคัญอย่างมากต่อระบบเศรษฐกิจก็กำลังถูกจับจ้องว่าจะเกิดการเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางใด (ตลับลักษณ์ ธนดิษฐ์สุวรรณ, 2560) ที่มิวิจยธนาคารกรุงศรีอยุธยา ได้ทำการประเมินว่าภายในระยะ 5 ปีจากนี้ ระบบสถาบันการเงินไทยจะเกิดการเปลี่ยนแปลงครั้งใหญ่ จากผลกระทบของการพัฒนาทางเทคโนโลยีและนวัตกรรมที่จะเข้ามามีบทบาทสำคัญในระบบการเงินไทย ซึ่งจะผลักดันให้ ธนาคารพาณิชย์ต้องเร่งปรับตัวโดยการพัฒนานวัตกรรมทางการเงินและปรับกลยุทธ์ไปสู่ Digital banking เพื่อรองรับการแข่งขัน ที่จะเพิ่มสูงขึ้นจากผู้เล่นรายใหม่โดยเฉพาะธุรกิจ FinTech ที่จะเข้ามามีบทบาทเด่นชัดในภาคการเงินไทยในอีกไม่เกิน 2 ปี ซึ่งเป็นประเด็น ทำทายของธนาคารพาณิชย์ในการรักษาฐานลูกค้าและสถานะผู้นำตลาดในระยะข้างหน้า



ภาพที่ 1.1 แนวโน้มการเปลี่ยนแปลงที่สำคัญของโลกซึ่งกระทบต่อผลิตภัณฑ์และบริการของภาคการเงิน

ที่มา: ธนาคารกรุงศรีอยุธยา (2560)

จากภาพแสดงให้เห็นถึงผลของ Megatrend ของโลกก่อให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของภาคการเงินในประเทศพัฒนาแล้วอย่างเห็นได้ชัด และคาดว่าจะมีผลต่อภาคการเงินของประเทศกำลังพัฒนาเช่นไทยภายในระยะ 5 ปีข้างหน้า โดยคาดว่าจะเกิดการเปลี่ยนแปลงขึ้นใน 3 มิติดังต่อไปนี้

มิติที่ 1 รูปแบบธุรกิจที่เน้นขับเคลื่อนด้วยเทคโนโลยี (Technology-driven business model) ซึ่งเป็นผลจากการพัฒนาเทคโนโลยีสมัยใหม่อย่าง Mobile internet, Cloud technology, Automation of knowledge work และ Internet of things (IoT) เป็นแรงกดดันให้สถาบันการเงินต้องปฏิวัติระบบการให้บริการและการบริหารงานแบบดั้งเดิม อาทิ การพัฒนาสู่ Digital banking ที่มาพร้อมกับพัฒนาการของสังคมที่ต้องการลดต้นทุนในการผลิตโดยเปลี่ยนจากการเน้นใช้เงินสด (Cash) ไปสู่การใช้การบัตรแทนเงินสด (Card) และการชำระเงินผ่านโทรศัพท์มือถือ (Mobile payment) มากขึ้น การให้ความสำคัญกับฐานข้อมูลขนาดใหญ่ (Big data) ที่เกี่ยวกับลูกค้าเพื่อช่วยในการขับเคลื่อนองค์กรสมัยใหม่ที่เน้นการยึดลูกค้าเป็นศูนย์กลาง (Customer centricity organization) ซึ่งจำเป็นที่จะต้องทำความเข้าใจความต้องการของลูกค้า (Customer analytics) และใช้ประโยชน์จาก Big data ในการวิเคราะห์จัดกลุ่มลูกค้า (Segmentation) ด้วยวิธีการที่มีประสิทธิภาพสูง เพื่อให้สถาบันการเงินสามารถส่งมอบสินค้าและบริการที่ตรงใจลูกค้ามากยิ่งขึ้น การเพิ่มบทบาทของผู้ให้บริการที่ไม่ใช่สถาบันการเงิน (Non-banks) การพัฒนาเทคโนโลยีในปัจจุบันช่วยให้การเข้าถึงข้อมูลผู้บริโภคมีต้นทุนต่ำลงมากและเปิดโอกาสให้ Non-banks รวมถึงธุรกิจที่นำเทคโนโลยีสมัยใหม่มาใช้กับบริการทางการเงิน (FinTech) สามารถเข้าถึงข้อมูลได้ง่ายขึ้น ซึ่งรวมถึงธุรกิจด้านเทคโนโลยี (Technology company) และผู้ให้บริการเครือข่ายโทรศัพท์เคลื่อนที่ (Telecommunication companies: Telcos) ที่จะเข้ามามีบทบาทในภาคการเงินเพิ่มขึ้น ช่วยให้ผู้บริโภคที่เข้าไม่ถึงบริการทางการเงินจากสถาบันการเงินสามารถเข้าถึงบริการทางการเงินในระบบได้มากขึ้น โดยอาศัยอุปกรณ์สื่อสารอย่างโทรศัพท์มือถือที่กลายเป็นสิ่งจำเป็นในชีวิตและยังเป็นเครื่องมือสื่อสารที่ช่วยให้ผู้บริโภคสามารถเข้าถึง บริการทางการเงินได้ดีขึ้น โดยเฉพาะผู้ที่ไม่สามารถเข้าถึงบริการทางการเงินเนื่องจากอยู่ในพื้นที่ห่างไกล นอกจากนี้ ผู้เล่นหน้าใหม่ที่มักใช้กลยุทธ์การตลาดเพื่อจับตลาดลูกค้าเฉพาะกลุ่มจะสามารถสนองตอบความต้องการลูกค้าได้ดีกว่าสถาบันการเงินขนาดใหญ่ที่มักมีระบบการบริหารงานที่ไม่คล่องตัวและดำเนินงานภายใต้กฎเกณฑ์อันเข้มงวดจึงอาจนำไปสู่ภาวะ “Game Changer ของอุตสาหกรรมทางการเงิน” ในอีกไม่กี่ปีข้างหน้า

มิติที่ 2 ผลิตภัณฑ์ที่เน้นตอบสนองความต้องการของลูกค้า (Consumer-driven product) ผลจากรายได้และระดับการศึกษาที่สูงขึ้นในกลุ่มชนชั้นกลางประกอบกับการเข้าถึงข้อมูลผ่านอินเทอร์เน็ตได้สะดวกและรวดเร็วทำให้ผู้บริโภคมีข้อมูลประกอบการตัดสินใจก่อนเลือกซื้อสินค้าและบริการ ผู้ใช้บริการทางการเงินจึงตระหนักในสิทธิของตนในฐานะผู้บริโภคมากขึ้นก่อให้เกิดความต้องการผลิตภัณฑ์ที่ไร้ข้อจำกัดด้านระยะทางระหว่างประเทศและพร้อมที่จะเปลี่ยนแปลงไปใช้สินค้า

และบริการที่ดีกว่า ส่งผลให้ผู้บริโภคมีอำนาจต่อรองรวมทั้งมีความภักดีต่อตราสินค้า (Brand royalty) ลดลงนอกจากนี้แนวโน้มการเข้าสู่สังคมสูงวัยจะทำให้มีความต้องการผลิตภัณฑ์ทางการเงินรวมทั้งรูปแบบการออม (Saving scheme) เพื่อให้เพียงพอต่อการใช้จ่ายช่วงเกษียณมากขึ้นในอนาคต

มิติที่ 3 การเปลี่ยนแปลงรูปแบบผลิตภัณฑ์ทางการเงินและช่องทางการให้บริการ (Changing in financial products & services and distribution channel) ที่สำคัญได้แก่ (1) เทคโนโลยีสมุดบัญชีแบบสาธารณะ (Distributed ledger systems) เช่น Blockchain technology ซึ่งนำมาใช้กับระบบการชำระเงินของโลกเพื่อให้ความโปร่งใส สะดวก และรวดเร็วยิ่งขึ้น ในขณะที่เดียวกันก็จะลดบทบาทของตัวกลางทางการเงินแบบดั้งเดิมลง (2) การระดมทุนในรูปแบบการกู้ยืม (Peer-to-Peer lending: P2P lending) จะเป็นทางเลือกใหม่ในการกู้ยืมของผู้รายย่อย ขณะเดียวกันผู้ออมก็จะมีทางเลือกในการสร้างประโยชน์จากเงินออมผ่านการให้กู้ยืมเพิ่มขึ้น (3) การระดมทุนจากประชาชนรายย่อยทางอินเทอร์เน็ต (Crowd funding) ซึ่งเป็นช่องทางการระดมทุนในรูปแบบใหม่สำหรับธุรกิจรายย่อย และธุรกิจ Startups (4) บริการที่ปรึกษาการลงทุนทางอินเทอร์เน็ต (Robot advisers) โดยเฉพาะในธุรกิจการให้บริการด้านการบริหารความมั่งคั่ง (Wealth management) (5) FinTech ที่เกี่ยวข้องกับการชำระเงินรายย่อยจะมีบทบาทสำคัญในการบริการทางการเงิน (6) ผลิตภัณฑ์และบริการทางการเงินสำหรับคนสูงวัย เช่น การวางแผนและบริหารจัดการทางการเงินและระบบกองทุนบำนาญในรูปแบบภาคบังคับ (Mandatory pension fund) จะมีบทบาทที่สำคัญมากขึ้น

การเปลี่ยนแปลงปัจจัยแวดล้อมภาคการเงินข้างต้น คาดว่าจะส่งผลให้โครงสร้างของระบบสถาบันการเงินเปลี่ยนแปลงในลักษณะต่อเนื่อง ในระยะยาวมากกว่าเป็นการเปลี่ยนแปลงเพียงชั่วคราว แม้ในระยะสั้นจะเห็นผลกระทบชัดเจนในบริการทางการเงินสำหรับกลุ่มลูกค้ารายย่อย (Retail customer) ซึ่งต้องการบริการทางการเงินพื้นฐานทั่วไป (Standardized and simple) ไม่ต้องใช้ความรู้ที่ซับซ้อน หรือเป็นผลิตภัณฑ์ทั่วไปที่มีความเสี่ยงต่ำ เช่น ระบบการชำระเงิน การบริการด้านข้อมูลทางการเงินโดยอาศัยประโยชน์จาก Big data และการให้บริการซื้อขายหลักทรัพย์ เป็นต้นแต่ในระยะกลางและระยะยาวมีความเป็นไปได้ที่จะขยายไปยังผลิตภัณฑ์ที่ซับซ้อนขึ้นหรือเป็นบริการทางการเงินที่ใช้สำหรับลูกค้าภาคธุรกิจและนักลงทุนสถาบันมากขึ้น โดยกชกร ปัญญาโมธรร (2560) เขาได้กล่าวไว้ใน Stat-Horizon Statistics and Data Management Department ซึ่งเขาได้ทำการศึกษาข้อมูลการชำระเงิน (Stylized facts) และการใช้จับชีพจรการอุปโภคบริโภคภาคเอกชนเขาได้ทำการอธิบายไว้ว่า ข้อมูลที่มีขนาดใหญ่และมีความละเอียดสูง (Big data) ที่ผ่านมาข้อมูลนี้ถูกใช้เพื่อการกำกับดูแลเสถียรภาพของระบบการชำระเงินเป็นหลัก แต่ปัจจุบันข้อมูลนี้ได้รับความสนใจเป็นอย่างยิ่งหลาย ๆ ประเทศได้นำข้อมูลการชำระเงินมาใช้วิเคราะห์พฤติกรรมการใช้ การอุปโภคบริโภค และพยากรณ์ การขยายตัวทางเศรษฐกิจ ในบทความนี้ จึงทำการศึกษาวิเคราะห์ข้อเท็จจริง

เกี่ยวกับข้อมูลการชำระหนี้ของไทย ซึ่งเชื่อมโยงให้เห็นถึงธุรกรรมการใช้จ่าย กำลังซื้อ และสภาพคล่องในการจับจ่ายใช้สอย เพื่อประเมินภาวะหรือ ทิศทางการอุปโภคบริโภคของภาคเศรษฐกิจโดยรวม โดยใช้ข้อมูลการชำระหนี้ที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วย 3 ชุดข้อมูล คือ (1) ชุดข้อมูลการใช้บัตรเครดิต (Credit Card Summary: CCS) (2) ชุดข้อมูลการใช้บัตรอิเล็กทรอนิกส์ (Card Usage Summary: CUS) (3) ชุดข้อมูลการใช้บริการธนาคารอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Banking Services Summary: EBS) จากข้อมูล ทั้ง 3 ชุดให้มุมมองที่สำคัญคือ ประชาชนยังคงใช้เงินสดเป็นส่วนใหญ่จากการถอนเงินสดผ่านเครื่อง ATM/ADM/CDM และมีการทำธุรกรรมผ่านช่องทางอิเล็กทรอนิกส์ โดยเฉพาะการโอนเงินเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง งานศึกษานี้ได้เลือกตัวแปรการชำระหนี้จากทั้ง 3 ชุดข้อมูล โดยใช้ข้อมูลรายไตรมาส ตั้งแต่ ปี 2548 - 2560 มาทดสอบความสัมพันธ์กับตัวแปรการอุปโภคบริโภคของภาคเอกชน (Private Consumption Expenditure: PCE) พบว่า ตัวแปรการชำระหนี้ที่มีความสัมพันธ์ในเชิงพ้อง (coincident) กับ PCE ได้แก่ (1) ข้อมูลการใช้จ่ายภายในประเทศผ่านบัตรเครดิต (2) ข้อมูลการถอนเงินสดและการเบิกเงินสดล่วงหน้าด้วยบัตรอิเล็กทรอนิกส์ และ (3) ข้อมูลการชำระค่าสินค้าและบริการผ่าน e-Banking ของบุคคลผู้มีถิ่นที่อยู่ในประเทศ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ระหว่าง 0.59 - 0.71 ดังนั้นข้อมูลการชำระหนี้จึงเป็นอีกข้อมูลหนึ่งที่สามารถใช้เป็นเครื่องชี้ประกอบการติดตามการอุปโภคบริโภคภาคเอกชนได้

จากปัญหาดังกล่าวข้างต้นผู้วิจัยจึงเล็งเห็นปัญหาและมีความสนใจในมิติที่ 1 ของ Megatrend โลก ในด้านการพัฒนาสู่ Digital banking ที่มาพร้อมกับพัฒนาการของสังคมที่ต้องการลดต้นทุนในการผลิตโดยเปลี่ยนจากการเน้นใช้เงินสด (Cash) ตามนโยบายแผนพัฒนาเศรษฐกิจ 4.0 ของประเทศไทย ดังนั้นเพื่อเป็นแนวทางในการพยากรณ์แนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระหนี้ทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง (Mobile Banking: iMB) ของประเทศไทย

ทางผู้วิจัยเลือกใช้เทคนิคการพยากรณ์บ็อกซ์ - เจนกินส์ (Box-Jenkins) ซึ่งเป็นการพยากรณ์โดยอาศัยแนวคิดที่ว่าอนุกรมเวลาที่พิจารณาอาจมีลักษณะของสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation) และสหสัมพันธ์ในบางส่วน (partial autocorrelation) และวิธีการพยากรณ์แบบปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียล ((Exponential Smoothing Method) มาทำการเปรียบเทียบเพื่อสร้างตัวแบบที่เหมาะสม สำหรับการพยากรณ์แนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระหนี้ทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง (Mobile Banking: iMB) ของประเทศไทยอันจะช่วยก่อให้เกิดแนวทางการลงทุนพัฒนาโครงสร้างพื้นฐานทางด้านเทคโนโลยีสารสนเทศทางอินเทอร์เน็ต ให้มีขีดความสามารถในการให้บริการแก่นักลงทุนด้านช่องทางการชำระหนี้รวมถึงการเตรียมการรับมือของผู้ประกอบการในการเปลี่ยนแปลงระบบจากระบบเดิมไปสู่สังคมไร้เงินสดในอนาคตจึงก่อให้เกิดงานวิจัยฉบับนี้ขึ้น

1.2 คำถามการวิจัย

1.2.1 แนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กึ่งของประเทศไทยเป็นอย่างไร

1.2.2 ผลการพยากรณ์ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กึ่งของประเทศไทยเป็นอย่างไร

1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.3.1 เพื่อศึกษาแนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กึ่งของประเทศไทย

1.3.2 เพื่อพยากรณ์ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กึ่งของประเทศไทย

1.4 ขอบเขตการวิจัย

ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้ ดำเนินการสร้างตัวแบบการพยากรณ์แนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กึ่งของประเทศไทย โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ ซึ่งข้อมูลทุติยภูมิที่ใช้ในการศึกษาได้มาจากเว็บไซต์ของธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์อย่างหนึ่งอย่างใดหรือผ่านทางเครือข่าย (e-Payment) ของประเทศไทย

ทั้งนี้ผู้วิจัยเลือกเฉพาะเจาะจง (Purposive sampling) ข้อมูลปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กึ่งของประเทศไทยเท่านั้น โดยนำข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ.2553 - ปี พ.ศ.2562

แบ่งขอบเขตการวิจัยเป็น

1.4.1 ขอบเขตด้านเนื้อหา: ข้อมูลปริมาณการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์อย่างหนึ่งอย่างใดหรือผ่านทางเครือข่าย (e-Payment) ของประเทศไทย

1.4.2. ขอบเขตด้านประชากร: กลุ่มข้อมูลผู้ให้บริการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์อย่างหนึ่งอย่างใดหรือผ่านทางเครือข่าย (e-Payment) ของประเทศไทย สามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่มผู้ให้บริการคือ

1. กลุ่มผู้ให้บริการที่เป็นสถาบันการเงิน (Bank)
2. กลุ่มผู้ให้บริการที่ไม่มีสถาบันการเงิน (Non-Bank)

1.4.3 ขอบเขตด้านกลุ่มตัวอย่าง: กลุ่มผู้ให้บริการที่เป็นสถาบันการเงิน (Bank) เท่านั้น การสุ่มกลุ่มตัวอย่างเลือกแบบเฉพาะเจาะจง (Purposive sampling) คือข้อมูลปริมาณรายการการทำ

ธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย เป็นข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2553 - ปี พ.ศ. 2562 โดยมีจำนวนปริมาณข้อมูลธุรกรรมเวลาแบบรายเดือนจำนวนทั้งสิ้นคือ 120 ข้อมูลรายการ

1.4.4 ขอบเขตด้านระยะเวลา: ใช้ระยะเวลาในการวิจัย 12 เดือน

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

การพยากรณ์ (Forecast) หมายถึง การทำนายหรือคาดการณ์ (Prediction) ลักษณะเหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยอาศัยข้อมูลที่มีอยู่ผ่านกระบวนการวิเคราะห์ตามหลักวิธีการทางสถิติประสบการณ์และ/หรือวิจารณ์ญาณของผู้พยากรณ์

การประยุกต์ใช้ (Applying) หมายถึง การนำทฤษฎี หลักการ กฎเกณฑ์ แนวคิด เกี่ยวกับเรื่องใดเรื่องหนึ่งไปปรับใช้ให้เกิดประโยชน์ในภาคปฏิบัติ เพื่อประโยชน์ในการนำไปใช้จริงในการแก้ปัญหา การทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์/ผ่านทางเครือข่าย (e-Payment) หมายถึง ระบบการชำระเงินแบบอิเล็กทรอนิกส์ ที่เรียกว่า E-Payment(Electronic Payment System) ถูกสร้างขึ้นมาให้สอดคล้องกับการใช้งานของเทคโนโลยีและวิถีชีวิตของคนในปัจจุบันมีลักษณะเป็นกระบวนการส่งมอบในลักษณะของการโอนชำระเงินผ่านสื่ออิเล็กทรอนิกส์ที่ทันสมัย เช่น ระบบตู้เอทีเอ็ม เครื่องรับบัตร (EDC/EFTPOS) ระบบอินเทอร์เน็ต คอมพิวเตอร์ สมาร์ทโฟนที่มีตัวกลาง Payment Gateway ในรูปแบบ Websites หรือแอปพลิเคชันที่ทำให้สามารถทำการชำระค่าบริการหรือทำธุรกรรมทางการเงินต่าง ๆ ผ่านบัตรเครดิตได้ การชำระเงิน ผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ (Mobile payment transaction) หมายถึง การทำธุรกรรมการชำระเงินผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งในอุปกรณ์เครื่องโทรศัพท์เคลื่อนที่

เงินอิเล็กทรอนิกส์ (e-Money) หมายถึง มูลค่าเงินที่บันทึกในชิปคอมพิวเตอร์ที่อยู่ในบัตรพลาสติก หรือเครือข่ายอิเล็กทรอนิกส์ เช่น โทรศัพท์มือถือ หรือเงินที่อยู่ในเครือข่ายอินเทอร์เน็ต เป็นต้น โดยผู้ใช้บริการได้ชำระเงินล่วงหน้าแก่ผู้ให้บริการเงินอิเล็กทรอนิกส์และผู้ใช้บริการสามารถนำไปใช้ชำระค่าสินค้าค่าบริการแทนการชำระด้วยเงินสดตามร้านค้าที่รับชำระ

ดิจิทัลแบงก์กิ้ง (Digital Banking) หมายถึง การให้บริการลูกค้าในการทำธุรกรรมกับธนาคาร โดยลูกค้าไม่จำเป็นต้องมาธนาคาร เช่น การให้บริการทางโทรศัพท์ (Call Center) การทำธุรกรรมทางการเงินผ่านช่องทางคืออส (ตู้เอทีเอ็ม) อินเทอร์เน็ต (Internet Banking) และโทรศัพท์เคลื่อนที่ (Mobile Banking) เป็นต้น

แอปพลิเคชัน (Application) หมายถึง โปรแกรมที่อำนวยความสะดวกในด้านต่างๆที่ออกแบบมาสำหรับโทรศัพท์มือถือ (Mobile) เครื่องคอมพิวเตอร์พกพา (Tablet) หรืออุปกรณ์เคลื่อนที่ ที่เรารู้จักกัน ซึ่งในแต่ละระบบปฏิบัติการจะมีผู้พัฒนาแอปพลิเคชันขึ้นมามากมายเพื่อให้ตรง

กับความต้องการของผู้ใช้งาน ซึ่งจะมีให้ดาวน์โหลดทั้งฟรีและจ่ายเงิน ทั้งในด้านการศึกษา ด้านการสื่อสารหรือแม้แต่ด้านความบันเทิงต่างๆ เป็นต้น

แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง (Mobile Banking: iMB) หมายถึง การพัฒนารูปแบบการให้บริการต่าง ๆ ของ Online Banking โดยออกแบบมาให้ใช้งานได้ง่าย ๆ ผ่านอินเทอร์เน็ต เบราร์เซอร์ บนมือถือทำให้ลูกค้าผู้ใช้บริการไม่จำเป็นต้องเปลี่ยน SIM CARD ไม่ต้องเปลี่ยนเบอร์โทรศัพท์ ไม่ต้องเปลี่ยนบริษัทผู้ให้บริการโทรศัพท์มือถือการทำธุรกรรมทางการเงินผ่านระบบอินเทอร์เน็ต (Internet) บนสมาร์ตโฟน (Smartphone) โดยการติดตั้งแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง

อนุกรมเวลา (Time series) หมายถึง เซตข้อมูลเชิงปริมาณที่มีการจัดเก็บเป็นช่วงเวลาต่อเนื่องกัน (Continuous) การจัดเรียงข้อมูลอาจมีลักษณะเป็น รายปี (Yearly) รายไตรมาส (Quarterly) รายเดือน (Monthly) รายอาทิตย์ (Weekly) รายวัน (Daily) หรือรายชั่วโมง (Hourly) เป็นต้น

การพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) หมายถึงการกำหนดตัวแบบของวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ทำได้โดยการตรวจสอบคุณสมบัติฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) ของอนุกรมเวลาที่คงที่ (Stationary) หรืออนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ (Taesombut, 1996) กรณีที่อนุกรมเวลาไม่คงที่ (Non-Stationary) ต้องแปลงอนุกรมเวลาให้คงที่ก่อนที่จะกำหนดตัวแบบ

แบบจำลองอาร์มีน่า ARIMA (p, d, q)(P,D,Q) หมายถึงตัวแบบจำลองอาร์มีน่า ARIMA (p, d, q) x ซาร์มีน่า SARIMA(P, D, Q)s หรือ อาร์มีน่า ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)s เป็นอนุกรมเวลาที่มีรูปแบบร่วมระหว่างรูปแบบ ARIMA (p, d, q) และรูปแบบ SARIMA(P, D, Q)s (อนุธิดา อนันต์ทรัพย์สุข, 2560)

1.6 ประโยชน์ของงานวิจัย

1.6.1 ได้ทราบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย เพื่อเป็นเครื่องมือช่วยในการกำหนดการเตรียมความพร้อมของกิจการต่าง ๆ

1.6.2 ได้นำผลวิจัยไปใช้เพื่อประกอบการตัดสินใจของผู้ประกอบการในเรื่องการเตรียมการรับมือเปลี่ยนแปลงระบบจากระบบเดิมไปสู่สังคมไร้เงินสดในอนาคตของประเทศไทย

1.6.3 ได้ทราบข้อมูลต่อการวางแผนและการตัดสินใจในการดำเนินงานพัฒนาระบบแอปพลิเคชัน (Application) สำหรับการชำระเงินเพื่อรองรับความต้องการของประชาชนที่เพิ่มมากขึ้นได้ยุคปัจจุบัน

บทที่ 2

แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อเป็นแนวทางในการศึกษาและนำเสนอ ซึ่งมีเนื้อหาโดยประมวลสาระสำคัญของทฤษฎี แนวคิด และงานวิจัยต่าง ๆ ดังนี้

- 2.1 แนวคิดทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง
- 2.2 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับธนาคารและธนาคารบนอินเทอร์เน็ต
- 2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
- 2.4 กรอบแนวคิดในการวิจัย

2.1 แนวคิดทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาครั้งนี้ทำการพยากรณ์แนวโน้มปริมาณรายการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง โดยใช้รูปแบบข้อมูลทางอนุกรมเวลา (Time series model) ของปริมาณรายการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์อย่างหนึ่งอย่างใดหรือผ่านทางเครือข่าย (e-Payment)

ทั้งนี้ทางผู้วิจัยทำการเลือกเฉพาะปริมาณข้อมูลการชำระเงินผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งเท่านั้น มาทำการศึกษาวิจัยซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิที่ได้มาจากแหล่งที่มาของเว็บไซต์ของธนาคารแห่งประเทศไทยนำมาทำการวิเคราะห์และสร้างแบบจำลอง ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้ทำการศึกษาแนวคิดและทฤษฎีต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องดังต่อไปนี้

2.1.1 การพยากรณ์

พยากรณ์หมายถึงทำนายหรือคาดการณ์โดยอาศัยหลักวิชา (ราชบัณฑิตยสถาน, 2554) การพยากรณ์ (Forecasting) หมายถึง การทำนายหรือคาดการณ์ (Prediction) ลักษณะเหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยอาศัยข้อมูลที่มีอยู่ผ่านกระบวนการวิเคราะห์ตามหลักวิธีการทางสถิติ ประสพการณ์และ/หรือวิจารณ์ญาณของผู้พยากรณ์ (เฉลิมพล จตุพร, 2560) ซึ่งมีเทคนิคทางการพยากรณ์ดังนี้

1. การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative forecasting) อาศัยข้อมูลเชิงปริมาณ ในรูปของตัวเลขจากข้อมูลในอดีต เรียงต่อกันอย่างต่อเนื่อง เพื่อพยากรณ์ตามหลักวิธีการทางสถิติทั้งนี้การพยากรณ์เชิงปริมาณยังจำแนกออกเป็น 2 รูปแบบ คือ รูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร (Causal/explanatory model) และรูปแบบทางอนุกรมเวลา (Time series model)

2. การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative forecasting) อาศัยข้อมูลเชิงคุณภาพ สภาพแวดล้อมต่างเพื่อพยากรณ์ร่วมกับองค์ความรู้ (Knowledge) ประสบการณ์และ/หรือ วิจารณ์ญาณของผู้พยากรณ์ เช่น วิธีเดลฟาย (Delphi) องค์ประกอบของการจัดจำหน่าย (Sales force composition) ความคิดเห็นของกลุ่มผู้บริหาร (Jury of executive opinion) และการสำรวจตลาด (Market survey)

จากที่กล่าวมาข้างต้นการพยากรณ์มี 2 เทคนิค แต่ในส่วนของงานวิจัยนี้ผู้วิจัยเลือกใช้การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative forecasting) อาศัยข้อมูลเชิงปริมาณ โดยลักษณะของข้อมูลที่เลือกมานั้นมีรูปแบบทางอนุกรมเวลา (Time series model) โดยเทคนิคที่ผู้วิจัยเลือกมาสำหรับงานวิจัยฉบับนี้มี 2 เทคนิคสำหรับการพยากรณ์ คือ

1. การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียล (Exponential Smoothing Method) เนื่องจากเทคนิควิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลต์-วินเทอร์ (Winters, 1960) จัดเป็นเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series analysis) ซึ่งนำข้อมูลในอดีตมาวิเคราะห์องค์ประกอบ เพื่อกำหนดตัวแบบจำลองและนำแบบจำลองนั้นมาพยากรณ์ค่าอนาคต วิธีการนี้เหมาะกับข้อมูลที่มีแนวโน้มเชิงเส้นและมีอิทธิพลของฤดูกาล

2. การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธี บอก-เจนกินส์ (Box-Jenkins) เทคนิควิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธี บอก-เจนกินส์ (Box-Jenkins) เป็นวิธีการพยากรณ์ด้วยการอาศัยพฤติกรรมของข้อมูลในอดีต เพื่อกำหนดรูปแบบในปัจจุบันและอธิบายแนวโน้มหรือปรากฏการณ์ ต่าง ๆ ของตัวมันเองในอนาคต (เฉลิมพล จตุพร, 2560) การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธี ARIMA (Box-Jenkins) ได้มีการศึกษาโดย George Box และ Gwilym Jenkins (1976) ว่าเป็นแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ได้รับคามนิยมสำหรับการพยากรณ์ และยังมีคามเหมาะสมในการพยากรณ์ระยะสั้น

ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือก ทั้ง 2 เทคนิคดังกล่าวมาทำการเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ในงานวิจัยครั้งนี้

2.1.2 ทฤษฎีการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาจะขึ้นอยู่กับกาลเปลี่ยนแปลงของเวลาในอดีตเป็นพื้นฐาน กล่าว คือการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นวิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลหรือค่าสังเกตที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตาม ลำดับเวลาที่เกิดขึ้นหรือการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรในช่วงเวลาในอดีตที่อนุกรมเวลามีรูปแบบการเปลี่ยนแปลงในอดีตนั้น ทำให้สามารถคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงในอนาคตได้ว่าในอนาคตลักษณะการเปลี่ยนแปลงควรอยู่ในทิศทางใดหรือแนวโน้มแบบใดหรือรูปแบบใดได้

2.1.3 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit Root Tests)

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่ง (Stationary) คือ ข้อมูลที่ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของกระบวนการเชิงสุ่ม (Random process) นั้นมีค่าคงที่เมื่อเวลาได้เปลี่ยนไปและค่าความแปรปรวนระหว่างสองคาบเวลาขึ้นอยู่กับความล่า (lag) ระหว่างคาบเวลาทั้งสองนั้น (ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ และ อารี วิบูลย์พงศ์, 2542) โดยเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\text{ค่าเฉลี่ย (Mean) : } E(X_t) = \text{constant} = \mu \quad (2.1)$$

$$\text{ความแปรปรวน (Variance) : } V(X_t) = \text{constant} = \sigma^2 \quad (2.2)$$

$$\text{ความแปรปรวนร่วม (Covariance): } \text{Cov}(X_t, X_{t+k}) = E(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu) = \sigma_k - \mu \quad (2.3)$$

โดยที่ X_t คือ ข้อมูลอนุกรมเวลาซึ่งเป็นกระบวนการเชิงสุ่ม ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลานั้นข้อมูลจะต้องมีลักษณะนิ่ง (Stationary) เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมาจากกระบวนการเชิงสุ่ม การนำข้อมูลอนุกรมเวลาไปใช้โดยไม่ได้ทำการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งนั้นค่าสถิติที่เกิดขึ้นจะมีการแจกแจงไม่มาตรฐาน (Nonstandard distribution) ซึ่งทำให้การนำไปใช้เปรียบเทียบกับค่าในตารางมาตรฐานไม่ถูกต้อง เนื่องจากค่าต่าง ๆ นั้นมีสมมติฐานว่าข้อมูลนั้นมีการแจกแจงมาตรฐาน (Standard distributions) ทำให้เกิดการลงความเห็นว่าผิดพลาดและความสัมพันธ์ที่ไม่แท้จริง (Spurious regression)

ดังนั้นก่อนจะนำข้อมูลที่เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาจึงต้องทำการทดสอบข้อมูลว่าข้อมูลที่นำมาใช้มีลักษณะนิ่งหรือไม่ซึ่งจะทำการทดสอบ Unit Root โดยในการศึกษานี้จะพิจารณาเฉพาะวิธีของ Dickey-Fuller โดยวิธี DF (Dickey-Fuller Test) และ ADF (Augmented Dickey-Fuller Test)

$$\text{ซึ่งกำหนดโดยสมการ } X_t = \rho X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

$$\text{โดย กำหนดสมมติฐานหลัก } H_0: \rho = 1$$

$$\text{และ สมมติฐานรอง } H_1: |\rho| < 1$$

ถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง แต่ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง และจากสมการ (1) สามารถแปลงเป็นสมการได้ดังนี้คือ

$$\text{กรณีไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา } \Delta X_t = \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.5)$$

$$\text{กรณีมีค่าคงที่ } \Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.6)$$

$$\text{กรณีมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา } \Delta X_t = \alpha + \beta_t + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.7)$$

โดยกำหนด	สมมติฐานหลัก	$H_0 : \theta = 0$
และ	สมมติฐานรอง	$H_1 : \theta < 0$

ถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง แต่ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง นอกจากนี้ถ้าสมการที่ (2.5) (2.6) และ (2.7) เข้าสู่ Autoregressive processes จะได้สมการดังนี้

$$\text{กรณีไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา} \quad \Delta X_t = \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^P \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

$$\text{กรณีมีค่าคงที่} \quad \Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^P \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.9)$$

$$\text{กรณีมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา} \quad \Delta X_t = \alpha + \beta_{t+} \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^P \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.10)$$

จากสมการที่ (2.8) (2.9) และ (2.10) มีจำนวนของ lagged difference terms ที่เพิ่มเข้ามา การที่ lagged เพิ่มมากขึ้น จะทำให้เกิดค่าความคลาดเคลื่อน (Error terms) ที่มีลักษณะเป็น serial correlation และเมื่อนำมาทำการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller Test (ADF) ซึ่งพัฒนามาจากวิธี Dickey-Fuller Test (DF) เพื่อแก้ปัญหา serial correlation

ในการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งหรือไม่โดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ t (t-test) ที่คำนวณได้กับค่าวิกฤติ (MacKinnon (MacKinnon Critical Values) (Enders, 1995; Gujarati, 2003)

ในการหาจำนวนของ lag length ที่มีความเหมาะสมต่อการนำไปทดสอบนั้น (Enders, 1995) ได้เสนอวิธีที่เหมาะสมหลายวิธี เช่น การกำหนดจำนวนของ lag length ที่มีจำนวนมากพอ เช่น ที่ P^* แล้วดูว่าสัมประสิทธิ์ lag length นั้นแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติหรือไม่ โดยการทดสอบด้วยค่าสถิติ t (t-test) ถ้าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติให้ทำการลด lag length ลงทีละ 1 จนกว่าสัมประสิทธิ์ lag length นั้นจะแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญ

2.1.3. การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential Smoothing Method)

งานวิจัยนี้จะกล่าวถึงวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลต์-วินเทอร์ที่มีฤดูกาลแบบบวกเท่านั้น โดยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลต์-วินเทอร์ (Winters, 1960) จัดเป็นเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series analysis) ซึ่งนำข้อมูลในอดีตมาวิเคราะห์องค์ประกอบ เพื่อกำหนดตัวแบบจำลองและนำแบบจำลองนั้นมาพยากรณ์ค่าอนาคต วิธีการนี้เหมาะกับข้อมูลที่มีแนวโน้มเชิงเส้นและมีอิทธิพลของฤดูกาล ซึ่งวิธีการนี้แบ่งออกเป็น 2 แบบ คือ วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลต์-วินเทอร์ที่มีอิทธิพลของฤดูกาลแบบบวก (Holt-Winters additive seasonal exponential smoothing method; Additive HWS) ซึ่งเหมาะกับการ

พยากรณ์ข้อมูลที่มีแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาลที่ไม่เพิ่มขึ้นตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไปและวิธีการปรับให้เรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบโฮลต์วินเทอร์ที่มีอิทธิพลของฤดูกาลแบบคูณ(Holt-Winters multiplicative seasonal exponential smoothing method; Multiplicative HWS) ซึ่งเหมาะกับการพยากรณ์ข้อมูลที่มีแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาลที่เพิ่มขึ้นตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป โดยมีสมการพยากรณ์คือ

$$F_{t+m} = L + mT_t + S_{t-12+m} \quad (2.11)$$

$$L_t = \alpha(Y_t + S_{t-12}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.12)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.13)$$

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-12} \quad (2.14)$$

เมื่อ F_{t+m} คือ ค่าพยากรณ์ ณ เดือนที่ $t+m$; $m = 1, 2, \dots, 12$; Y_t คือค่าข้อมูลจริง ณ เดือนที่ t ; L_t คือ ค่าประมาณระดับของข้อมูล ณ เดือนที่ t ; T_t คือ ค่าประมาณแนวโน้มของ ข้อมูล ณ เดือนที่ t ; S_t คือ ค่าประมาณฤดูกาลของข้อมูล ณ เดือนที่ t ; α คือ ค่าคงที่ปรับระดับของข้อมูล มีค่า ระหว่าง 0 ถึง 1 ; β คือ ค่าคงที่ปรับแนวโน้มของข้อมูล มีค่า ระหว่าง 0 ถึง 1 และ γ คือ ค่าคงที่ปรับฤดูกาลของข้อมูล มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

2.1.4 การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธี บอก-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

ได้รับการเสนอโดย Box and Jenkins (1970) การพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA เป็นการอาศัยพฤติกรรมของข้อมูลในอดีต เพื่อกำหนดรูปแบบในปัจจุบันและอธิบายแนวโน้มหรือปรากฏการณ์ต่าง ๆ ของตัวมันเองในอนาคต (เฉลิมพล จตุพร, 2560) การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธี ARIMA (Box-Jenkins) ได้มีการศึกษาโดย George Box และ Gwilym Jenkins (1976) ว่าเป็นแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ได้รับคามนิยมสำหรับการพยากรณ์ เนื่องด้วยตัวแบบจำลองอาร์มีมา ARIMA ด้วยวิธีการพยากรณ์บอก-เจนกินส์ (Box-Jenkins) นั้นเป็นวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยการหารูปแบบที่เหมาะสมให้กับข้อมูลเพื่อใช้กับการพยากรณ์โดยจะใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์บางส่วนแบบอัตโนมัติร่วมใช้ในการพิจารณาแบบที่กำหนดให้กับอนุกรมเวลาจะเป็นรูปแบบในกลุ่มของ ARIMA (p,d,q) โดยเป็นการรวมของรูปแบบ AR(p) และรูปแบบ MA(q) เข้าด้วยกันส่วน d คือ จำนวนครั้งของการหาผลต่าง (ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์, 2547)

การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธีบอก-เจนกินส์ (Box-Jenkins) นั้นจะไม่มีกำหนดรูปแบบที่ตายตัวขึ้นก่อนทำการวิเคราะห์ โดยในระหว่างการวิเคราะห์รูปแบบจะถูกกำหนดขึ้นมาเองซึ่งสามารถทำตามขั้นตอนของบอก-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

ลักษณะตัวแบบจำลองที่ได้จากการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธีบอก-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

1. ตัวแบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) แบบไม่มีอิทธิพลฤดูกาล

แบบจำลองตัวแบบ ARIMA (p, d, q) มีส่วนประกอบที่สำคัญ 3 ส่วน ได้แก่ Auto Regressive AR : (p), Integrated (I) และ Moving Average MA : (q) สำหรับ AR (p) เป็นรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต y_t ขึ้นอยู่กับค่าของ y_{t-1}, \dots, y_{t-p} หรือค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่า ส่วนรูปแบบ MA (q) เป็นรูปแบบที่แสดงค่าสังเกต y_t ขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อน $\varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ หรือ ความคลาดเคลื่อนที่อยู่ก่อนหน้า q ค่า ส่วน Integrated (I) เป็นการหาผลต่าง (Difference) ของ อนุกรมเวลา เหตุผลสำคัญที่ต้องหาผลต่างของอนุกรมเวลา เนื่องจากแบบจำลอง ARIMA จะต้องใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติคงที่ (Stationary) เท่านั้น ในขณะที่ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์สมบัติไม่คงที่ (Nonstationary) จะต้องทำการแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาดังกล่าวให้มีคุณสมบัติคงที่ก่อน โดยการหาผลต่างของข้อมูลอนุกรมเวลาหรือการหาค่า Natural logarithm ของอนุกรมเวลาก่อนที่จะนำข้อมูลไปใช้สร้างแบบจำลอง ARIMA

รูปแบบ AR(p) หมายถึง รูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต X_t จะขึ้นอยู่กับค่า $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$ หรือค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่ารูปแบบ MA(q) หมายถึง รูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต X_t จะขึ้นอยู่กับค่าของความคลาดเคลื่อน $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-p}$ รูปแบบ AR(p) MA(q) ARMA(p,q) และ ARIMA (p,d,q) มีการกำหนดรูปแบบดังนี้:

$$\text{AR (p) คือ } Y_t = \theta_0 + \varphi_1 Y_{t-1} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.15)$$

$$\text{MA (q) คือ } Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.16)$$

$$\text{ARMA (p,d) คือ } Y_t = \theta_0 + \varphi_1 Y_{t-1} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.17)$$

$$\text{ARIMA (p,d,q) คือ } \Delta^d Y_t = \theta_0 + \varphi_1 \Delta^d Y_{t-1} + \dots + \varphi_p \Delta^d Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.14)$$

จากแบบจำลอง ARIMA (p,d,q) ข้างต้นสามารถอธิบายได้ดังนี้ Autoregressive Process : AR (p) แสดงให้เห็นว่าข้อมูลอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับค่าตัวมันเองในอดีตโดย p คือจำนวนของระยะห่างของข้อมูลในอดีตจากปัจจุบัน

1) Moving Average Process: MA(q)

แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับความคลาดเคลื่อนในปัจจุบันและความคลาดเคลื่อนในอดีตโดย q คือจำนวนของระยะห่าง (lag) ของค่าความคลาดเคลื่อนในอดีตจากปัจจุบัน

2) Autoregressive and Moving Average Process : ARMA (p,q)

เป็นการรวมกันระหว่าง AR กับ MA นั่นคือข้อมูลอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับทั้งค่าของข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีตและค่าความคลาดเคลื่อนทั้งในปัจจุบันและในอดีตเป็นวิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่อาศัยขบวนการ Stochastic โดยถือว่าข้อมูลที่เกิดขึ้นตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไปมีลักษณะการเกิดที่เป็นไปตามกฎความน่าจะเป็น ซึ่งการวิเคราะห์อนุกรมเวลาโดยวิธีนี้ลักษณะของอนุกรมเวลาต้องเป็นอนุกรมเวลาที่มี คุณสมบัติ Stationary

2. แบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) แบบมีอิทธิพลฤดูกาล

แบบจำลอง ARIMA(p,d,q) x SARIMA(P,D,Q)_s หรือ ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)_s (อนุชิตา อนันต์ทรัพย์สุข,2560) ความผันแปรทางฤดูกาล (Seasonal Variation) อนุชิตา อนันต์ทรัพย์สุข ,2560 ได้อ้างถึงภูมิฐาน รังคกุลนุวัฒน์ (2556) กล่าวว่าความผันแปรทางฤดูกาล (Seasonal Variation) สัญลักษณ์ที่ใช้ คือ S คือ รูปแบบในช่วงเวลาหนึ่งของอนุกรมเวลาที่จะเป็นภายใน 1 ปี และจะเป็นแบบนี้ซ้ำกันทุกปี ซึ่งอนุกรมเวลาทางเศรษฐศาสตร์ ทางธุรกิจ ทางการเงิน ที่มีความถี่เป็นรายเดือนหรือไตรมาส อาจจะมีการผันแปรทางฤดูกาลอยู่ด้วย ระยะเวลาที่สั้นที่สุดที่อนุกรมเวลาจะแสดงให้เห็นว่ามีค่าผันแปรทางฤดูกาลอีกครั้ง จะเรียกว่าคาบ (Seasonal period: s) หรือช่วงเวลาฤดูกาล” ส่วนสาเหตุที่ทำให้เกิดการแปรผันทางฤดูกาลคือ สภาพอากาศ วัฒนธรรม สภาพสังคม หรือเทศกาลต่าง ๆ เช่น สภาพภูมิอากาศมีผลต่อจำนวนนักท่องเที่ยว หรือเทศกาลปีใหม่จะทำให้ธุรกิจขายของขวัญหรือการ์ดปีใหม่ขยายตัว เป็นต้น

เนื่องจากอนุกรมเวลาที่จะนำไปใช้กับแบบจำลองของบอก-เจนกินส์ (Box-Jenkins) ได้นั้น นอกจากต้องมีคุณสมบัติคงที่ (Stationary) แล้วยังต้องไม่มีความแปรผันทางฤดูกาล (Seasonal Variation) ด้วยดังนั้น หากอนุกรมเวลาใด ๆ ที่พิจารณาที่มีความผันแปรทางฤดูกาลอยู่ด้วยจะต้องทำการกำจัดความผันแปรทางฤดูกาลนั้นออกไปก่อน ซึ่งวิธีการกำจัดความผันแปรทางฤดูกาลนั้นมีหลายวิธี โดยรูปแบบสมการอนุกรมเวลาที่มีรูปแบบร่วมระหว่างอาร์ม่า ARIMA (p, d, q) x SARIMA (P,D,Q)_s มีการกำหนดรูปแบบดังนี้:

$$AR(p) \text{ คือ } \phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (2.15)$$

$$MA(q) \text{ คือ } \theta(B) = 1 + \theta_1 B - \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q \quad (2.16)$$

$$\text{Seasonal AR (P) คือ } \phi_P(B^s) = 1 - \phi_1 B^s - \phi_2 B^{2s} - \dots - \phi_P B^{Ps} \quad (2.17)$$

$$\text{Seasonal MA (Q) คือ } (\theta B^s) = 1 + \theta_1 B^s + \theta_2 B^{2s} + \dots + \theta_Q B^{Qs} \quad (2.18)$$

$$\text{อันดับที่ d คือ } \Delta^d = (1 - B)^d \quad (2.19)$$

$$\text{อันดับที่ D คือ } \Delta^D = (1 - B^s)^D \quad (2.20)$$

$$\text{ARIMA}(p,d,q)(P,D,Q)_s \text{ คือ } =\phi(B)\phi_p(B)^s\nabla^d\nabla_s^D X_t = \theta(B)\theta_Q(B^s)W_t \quad (2.21)$$

จากรูปแบบทั่วไปตามสมการข้างต้นดังกล่าวสามารถ นำไปใช้ในการกำหนดรูปแบบที่เหมาะสมและประมาณค่าต่อไป

ซึ่งอนุกรมเวลาที่จะนำมาวิเคราะห์ด้วยวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ Box and Jenkins ต้องมีเงื่อนไขบางประการ เกี่ยวกับค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบเพื่อให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติคงที่ (Stationary) และคุณสมบัติผกผัน (Invertibility) สำหรับคุณสมบัติคงที่ (Stationary) เป็นคุณสมบัติของรูปแบบ AR (p) ซึ่งเป็นคุณสมบัติทำให้ $E(y_t)$ และ $V(y_t)$ คงที่ และ $\text{Cov}(y_t, \dots, y_{t-k})$ มีค่าคงที่ขึ้นกับว่า Lag k อย่างไรล้วน คุณสมบัตินี้ผกผัน (Invertible) เป็นคุณสมบัติของรูปแบบ MA(q) ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่ทำให้ค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ε_t ในเทอมของ y_t, y_{t-1} มีค่าคงที่ (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2539)

การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins) เพื่อหาตัวแบบมีขั้นตอนที่เหมาะสม มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

เนื่องจากการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins) นั้นจะไม่มีกำหนดรูปแบบที่ตายตัวขึ้นก่อนทำการวิเคราะห์ โดยในระหว่างการวิเคราะห์รูปแบบจะถูกกำหนดขึ้นมาเองซึ่งสามารถทำตามขั้นตอนของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins) ซึ่งการวิเคราะห์อนุกรมเวลาโดยวิธีนี้ลักษณะของอนุกรมเวลาต้องเป็นอนุกรมเวลาที่มี คุณสมบัติ Stationary ดังนั้นการพิจารณาว่าอนุกรมเวลาที่มีความนิ่งหรือไม่จะพิจารณาได้จากลักษณะดังต่อไปนี้

1. ค่าเฉลี่ย $E(X_t)$ คงที่ สำหรับทุกค่าของ t หรือไม่ทำได้โดยการแบ่งอนุกรมเวลาออกมาเป็นส่วน ๆ แล้วหาค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาแต่ละส่วนถ้าค่าเฉลี่ยแต่ละส่วนย่อยไม่แตกต่างกันมากสรุปได้ว่า $E(X_t)$ คงที่

2. ค่าความแปรปรวน $V(X_t)$ คงที่สำหรับทุก ๆ ค่าของ t หรือไม่ทำได้โดยการหาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของอนุกรมเวลาแต่ละส่วนถ้าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในแต่ละส่วนไม่แตกต่างกันมากสรุปว่า $V(X_t)$ คงที่

3. พิจารณาจากแนวโน้มและ/หรือปัจจัยฤดูกาลด้วยการพล็อตอนุกรมเวลาในกรณีที่มีแนวโน้มและ/หรือปัจจัยฤดูกาลมักจะมีจุดเด่นได้จากรูปที่เรียกว่า คอเรลโลแกรม (Correlogram)

4. พิจารณาจาก Correlogram ของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของ ตัวอย่าง (r_k) กรณีที่อนุกรมเวลาเป็นแบบ Stationary ค่า Correlogram ของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r_k) จะมีค่าลดลงค่อนข้างรวดเร็วเมื่อ k มีค่าเพิ่มมากขึ้นดังนั้นค่า Autocorrelation (r_k) มีค่าลดลงค่อนข้างช้าจะเป็นข้อสังเกตว่าอนุกรมเวลานี้มีแนวโน้มแต่ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r_k) มีค่าลดลงค่อนข้างช้าและมีค่าค่อนข้างคงที่สูงที่ $k=L, 2L, 3L$ จะเป็นข้อสังเกตว่าอนุกรมชุดนี้มี แนวโน้มและมีอิทธิพลของ

ฤดูกาล (Seasonal) และการเคลื่อนไหวของค่า Correlogram ของ Autocorrelation (r_k) มีลักษณะคล้ายลูกคลื่นโดยเฉพาะคลื่นจะครบรอบใน 2 ช่วงเวลาแสดงว่าอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

เมื่อตรวจสอบแล้วว่าอนุกรมเวลาที่ศึกษามีความไม่นิ่งจะต้องทำการกำหนดรูปแบบให้กับอนุกรมเวลาที่ไม่นิ่งเสียก่อนโดยการหาค่าผลต่างสำหรับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มจนกว่าจะได้อนุกรมเวลาใหม่ที่มีความแปรปรวนคงที่จากอนุกรมเวลาใหม่เป็น Stationary series

แล้วทำตามขั้นตอนของวิธีการ บอก-เจนกินส์ (Box-Jenkins) ดังนี้

ขั้นที่ 1 กำหนดตัวแบบ (Identification)

กำหนดให้	Y_t	ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t
	δ	ค่าคงที่
	$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$	พารามิเตอร์ของ Autoregressive Parameter
	$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$	พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Parameter)
	ϵ_t	ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t มีการแจกแจงแบบปกติซึ่งมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ค่าความแปรปรวนเท่ากัน

ดังนั้น moving average และ autoregressive อันดับที่ p และ q (Autoregressive Moving average Model of order p and q): ARMA(p,q) มีตัวแบบทั่วไป ดังสมการ

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \theta_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \epsilon_{t-q} \tag{2.22}$$

สำหรับการกำหนดแบบจำลองว่าควรจะมี Autoregressive (p) Moving average (q) และ Differencing (d) เท่าใดสามารถพิจารณาจาก ACF และ PACF โดยใช้ตารางที่ 2.1 พิจารณาร่วมในแบบจำลองดังนี้

ตารางที่ 2.1 การพิจารณา ACF และ PACF

แบบจำลอง	รูปแบบของ ACF	รูปแบบของ PACF
AR(p)	สุ่มโค้งเข้าหาแกน	เกิดค่าที่ชัดเจนเพียง p ค่าแล้วหายไป
MA(q)	เกิดค่าที่ชัดเจนเพียง q ค่าแล้วหายไป	สุ่มโค้งเข้าหาแกน
ARMA (p,q)	สุ่มโค้งเข้าหาแกน	สุ่มโค้งเข้าหาแกน

ที่มา: Gujarati (2003)

จากตารางที่ 2.1 อธิบายได้ว่าหาก Correlogram ของ ACF มีลักษณะโค้งงอเข้าหาแกนใน ระยะเวลาขณะที่ Correlogram ของ PACF เกิดค่าขึ้นมาไม่กี่ค่าแล้วก็หายไปจำนวนแท่งของค่าที่เกิดขึ้น มาให้นับเป็นค่าที่ p ของ $AR(p)$ ถ้า Correlogram ของ ACF เกิดขึ้นมาไม่กี่ค่าแล้วก็หายไป ในขณะที่ PACF จะ โค้งงอเข้าหาแกนระนาบนั้น เช่น ACF เกิดแท่งขึ้นเพียง 1 แท่งและหลังจากนั้นก็หายไป ในขณะที่ PACF โค้งงอเข้าหาแกนระนาบ สรุปได้ว่าแบบจำลองจะมีลักษณะเป็น $MA(1)$ ถ้า ACF และ PACF โค้งงอเข้าหาแกนระนาบทั้งคู่แบบจำลองจะเป็น $ARMA(p,q)$ และเมื่อรวมกับการทดสอบความ นิ่งในขั้นตอนที่ 1 แล้วจะหาค่าของผลต่างได้ซึ่งผลจากค่าของผลต่างจำนวน d ครั้งนั้น ก็จะได้แบบ จำลอง $ARIMA(p,d,q)$ นอกจากการพิจารณา ACF และ PACF ยังมีค่าทางสถิติอื่นที่สำคัญต้อง พิจารณาร่วมได้แก่

1. ค่า Root Mean Square Error (RMSE) ถ้ามีค่าเข้าใกล้ศูนย์ (0) แสดงว่าแบบจำลองนี้ สามารถใช้เป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้อย่างเหมาะสม
2. ค่า Adjust R^2 ถ้าค่ายิ่งใกล้ 1 มากเท่าใดก็อธิบายได้ว่าตัวแปรอิสระสามารถเป็นตัวอธิบาย ตัวแปรตามได้มากเท่านั้น
3. ค่า Akaike' Information Criterion (AIC) ซึ่งมักนิยมใช้กับแบบจำลองที่ไม่เป็นเชิงเส้น เป็น ค่าสถิติที่อยู่ในรูป natural logarithm ค่าสถิตินี้สามารถนำไปใช้ในการหาค่าย้อนหลัง (lag length) ที่เหมาะสมได้อีกด้วยการพิจารณาค่า AIC นี้ถ้าหากค่า AIC มีค่าน้อยเพียงใดแล้วแสดงว่า แบบจำลองนี้สามารถใช้เป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้อย่างเหมาะสม
4. ค่า Schwarz's Bayesian Information Criterion (BIC) คือวิธีวัดปรับได้อย่างดี (Goodness of fit) เป็นวิธีประยุกต์ที่คล้ายกับวิธี AIC การพิจารณาค่า BIC นั้นถ้าหากค่า BIC ยิ่งน้อย มากเท่าใดแล้วแสดงว่าแบบจำลองนั้นสามารถใช้เป็นตัวแทนของข้อมูลจริงได้อย่างเหมาะสม

ขั้นที่ 2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameter Estimation) ของแบบจำลอง

โดยการหาค่าประมาณแบบง่าย หรือค่าประมาณที่ได้จากการวิเคราะห์ตัวเลขสำหรับค่า ประมาณแบบง่ายจะทำได้โดยการสร้างสมการที่ได้มาจากความสัมพันธ์ระหว่าง Autocorrelation และ พารามิเตอร์โดยสมการที่สร้างขึ้นจะมีจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณ ส่วนค่าประมาณที่ได้ จากการวิเคราะห์ตัวเลขจะได้รับการแก้สมการที่สร้างขึ้นมาจากวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ในขั้นตอนของ การวิเคราะห์ตัวเลขจะต้องมีการค่าประมาณเริ่มต้น ซึ่งส่วนใหญ่จะใช้การประมาณแบบง่ายเป็น จุดเริ่มต้นหลังวิเคราะห์เสร็จแล้วจะใช้ค่าประมาณสุดท้ายที่นำไปใช้ประโยชน์ในการสร้างสมการ

ขั้นที่ 3 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ (Diagnostic checking)

เมื่อกำหนดรูปแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลอง จะต้องทำการตรวจสอบทุก ครั้งว่ารูปแบบที่กำหนดนั้นมีความเหมาะสมจริงหรือไม่โดยการตรวจสอบความสามารถทำได้หลายวิธี ได้แก่การพิจารณา Correlogram ของ Autocorrelation (R_k) ของอนุกรมตัวอย่างหรือของความ

คลาดเคลื่อนการทดสอบด้วยพารามิเตอร์ในแบบจำลองด้วยการทดสอบแบบ t -test และการทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลองโดยการทดสอบของ Box-Pierce

$$\text{คือ } Q = n \sum_{k=1}^K r_k^2(\hat{\epsilon}) \quad (2.23)$$

โดยที่ n จำนวนข้อมูลของค่าความคลาดเคลื่อนของค่าสังเกตอนุกรมเวลา
หลังจากปรับให้เป็นอนุกรมเวลาที่คงที่แล้ว
 K จำนวนสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าประมาณความคลาดเคลื่อนใช้
ในการคำนวณค่า Q
 $r_k^2(\hat{\epsilon})$ ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าประมาณความคลาดเคลื่อน

สมมติฐานในการทดสอบ

$$H_0 : \rho_k = 0 \text{ ทุก ๆ ค่าที่ } k \leq K$$

$$H_1 : \rho_k \neq 0 \text{ มีอย่างน้อย 1 ค่า } k \leq K$$

จะยอมรับ H_0 เมื่อ $Q < x_{\alpha, k-m}^2 = 0$ แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์
เป็นอิสระกันหรือตัวแบบที่กำหนดเหมาะสมดีแล้ว

ขั้นที่ 4 การพยากรณ์ (Forecasting)

การพยากรณ์สามารถทำได้ทั้งแบบจุด (Point forecast) และแบบช่วง (Interval forecast)
โดยการพยากรณ์จะใช้สมการพยากรณ์ที่สร้างจากรูปแบบการพยากรณ์ที่กำหนดและผ่านการตรวจสอบ
ในขั้นตอนที่แล้วมาเมื่อได้แบบจำลองที่มีความเหมาะสมหลังจากการตรวจสอบความถูกต้องแล้วก็
สามารถนำแบบจำลองไปใช้ในการพยากรณ์ โดยแบ่งการพยากรณ์ออกเป็น 3 ช่วงดังนี้

1) Historical Forecast เป็นการพยากรณ์ตั้งแต่อดีตจนถึงเวลาที่เริ่มพิจารณาหรือเป็น
การลดจำนวนค่าสังเกตการณ์ของอนุกรมเวลาลงจากข้อมูลที่มีทั้งหมด n ข้อมูล เหลือ $n-12$ ข้อมูล
ซึ่งจะได้ข้อมูลที่ใช้ในช่วง Historical Forecast จำนวน 120 ข้อมูล โดยใช้ข้อมูลลำดับที่ 1- 120 ที่จะ
ใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับการสร้างและคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมโดยพิจารณาค่า Mean
Absolute Percentage Error (MAPE) ต่ำสุด

2) Ex-post Forecast เป็นการพยากรณ์ระยะสั้นๆ โดยการตัดข้อมูลออกบางส่วนโดยจำ
นวนข้อมูลที่ใช้ศึกษาในช่วง Ex-post Forecast ในครั้งนี้ คือจำนวน 120 ข้อมูล เปรียบเทียบกับ

ข้อมูลพยากรณ์ใหม่ 108 ข้อมูล และพิจารณาค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ที่ต่ำสุดเพื่อเลือกเป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ต่อไป

3) Ex-ante Forecast เป็นการพยากรณ์ข้อมูลไปข้างหน้า (ข้อมูลที่ยังไม่เกิดขึ้นจริง) จำนวน 5 คาบเวลาล่วงหน้า โดยพิจารณาค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ที่ต่ำสุดจากช่วง Historical Forecast และ Ex-post Forecast เพื่อเลือกเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ระยะเวลาล่วงหน้าต่อไป

สามารถเขียนแผนภาพประกอบช่วงเวลาในการพยากรณ์ 3 ช่วง คือ ช่วง Historical Forecast ช่วง Ex-post Forecast และ ช่วง Ex-ante Forecast ได้ดังภาพที่ 2.1



ภาพที่ 2.1 ช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์

ที่มา: Pindyck and Rubinfeld (1998)

2.2.5 การวัดความถูกต้องของการพยากรณ์

การวัดความถูกต้องเป็นฟังก์ชันของค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์โดยไม่คำนึงถึงทิศทางนั้น คือพิจารณาค่า $|e_t|$, e_t^2 , $\frac{|e_t|}{y_t}$ แทนการพิจารณาค่าคลาดเคลื่อนธรรมดาโดยฟังก์ชันของค่าคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะช่วยวัดความถูกต้อง ได้แก่ค่า MAD , MSE และ MAPE ตามลำดับการที่ค่าเหล่านี้มีค่าน้อยเป็นผลเนื่องมาจากค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (e_t) ต่ำสุด (สิรินภา จิตรราช และคณะ, 2558) ดังนี้

1) MAD (Mean Absolute Deviation)

เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากขนาดของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ โดยไม่คำนึงถึงทิศทางของความคลาดเคลื่อน และข้อมูลมีหน่วยวัดหน่วยเดียวกับค่าสังเกต จึงจะใช้ค่า MAD เป็นตัววัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์มีสูตรการคำนวณดังนี้

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{n} \quad (2.24)$$

เมื่อ Y_t คือจำนวนข้อมูลจริง \hat{y} คือค่าที่ได้จากการพยากรณ์ ณ ช่วงเวลาที่ t และ n คือจำนวนข้อมูล

2) MSE (Mean Square Error) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากขนาดของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่ได้จากกำลังสองของความคลาดเคลื่อนค่า MSE จะมีหน่วยวัดเป็นกำลังสองของหน่วยวัดของค่าสังเกตโดย

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n} \quad (2.25)$$

เมื่อ (e_t) คือ ความคลาดเคลื่อน และ n คือ จำนวนข้อมูลค่า MSE จะวัดต่อความคลาดเคลื่อนที่มีขนาดใหญ่ แทนการใช้ MSE บางครั้งผู้พยากรณ์ใช้รากกำลังสองของค่า MSE ที่เรียกว่า RMSE (Root Mean Square Error) ซึ่งมีหน่วยเดียวกับค่าสังเกต แทนโดย

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (2.26)$$

3) MAPE (Mean Absolute Percentage Error) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากขนาดของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เทียบกับค่าจริง โดยไม่คิดเครื่องหมายค่า MAPE เป็นค่าวัดความแม่นยำที่ไม่มีหน่วย จึงเหมาะที่จะใช้กับการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์เดียวกันหรือเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์หลายวิธีเมื่อใช้อนุกรมเวลาชุดเดียวกัน ต่างกับการใช้ค่า MAD ตรงที่หากข้อมูลจริงเป็น 0 การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยใช้ MAPE จะไม่มีประสิทธิภาพเท่ากับการใช้ค่า MAD ซึ่งการวัดค่า MAPE มีสูตรดังต่อไปนี้

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{Y_t}}{n} \times 100 \quad (2.27)$$

เมื่อ (e_t) คือ ความคลาดเคลื่อน และ Y_t คือจำนวนข้อมูลจริง และ n คือจำนวนข้อมูล

ค่า MAE และ MSE เป็นค่าที่เหมาะสมกับการนำไปใช้เปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์หลายวิธีกับข้อมูลชุดใดชุดหนึ่ง ส่วนค่า MAPE เป็นค่าที่เหมาะสมกับการนำไปใช้ในการเปรียบเทียบกับอนุกรมเวลาต่างชุดกันเมื่อพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์เดียวกันค่าวัดความถูกต้องที่ใช้กันอยู่มีหลายค่าและยังไม่มีผลการวิจัยใดที่ระบุว่าค่าวัดความถูกต้องใดเหมาะสมที่สุด (สิรินภา จิตราช และคณะ, 2558) ในการวิจัยครั้งนี้จะเลือกใช้ค่า MAPE ในการตัดสินใจเลือกวิธีการพยากรณ์ เช่นเดียวกับงานวิจัยของ สิรินภา จิตราช และคณะ (2558)

2.2 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับธนาคารและธนาคารบนอินเทอร์เน็ต

2.2.1 ความเป็นมาของธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.)

ธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) เป็นองค์กรของรัฐที่มีบทบาทหน้าที่หลักในการบริหารจัดการให้ระบบเศรษฐกิจและการเงินของประเทศดำเนินไปด้วยความเรียบร้อย โดยผ่านการดำเนินนโยบายการเงินเพื่อสนับสนุนให้เศรษฐกิจของประเทศสามารถเติบโตได้อย่างมีประสิทธิภาพในอัตราที่เหมาะสมกับศักยภาพของประเทศ ซึ่งถือเป็นการร่วมสร้างสิ่งแวดล้อมทางเศรษฐกิจที่เอื้ออำนวยให้ประชาชนสามารถยกระดับคุณภาพชีวิตให้ดีขึ้นอย่างยั่งยืนในระยะยาวด้วย ธปท. ได้กำหนดวิสัยทัศน์คือ “เป็นองค์กรที่มองไกล มีหลักการและร่วมมือ เพื่อความเป็นอยู่ที่ดีอย่างยั่งยืนของไทย” และกำหนดค่านิยมร่วมคือ “ยืนตรง มองไกล ยืนมือ ตัดดิน” โดยมีพันธกิจคือ “มุ่งเสริมสร้างสภาพแวดล้อมทางเศรษฐกิจการเงินที่มีเสถียรภาพ และมีการพัฒนาอย่างยั่งยืนและทั่วถึง” สำหรับทิศทางการดำเนินงานของ ธปท. ในภาพรวมนั้น ธปท. จะดำเนินงานภายใต้แผนยุทธศาสตร์ ซึ่งปัจจุบันใช้แผนยุทธศาสตร์ 3 ปี ธนาคารแห่งประเทศไทย (ปี 2560-2562) ซึ่งมุ่งเน้นวางรากฐานการทำหน้าที่ของ ธปท. เพื่อส่งเสริมให้ระบบเศรษฐกิจการเงินไทยมีเสถียรภาพ และระบบการเงินไทยมีพัฒนาการที่สนับสนุนให้เศรษฐกิจขยายตัวอย่างยั่งยืน ทั่วถึง และพร้อมปรับตัวเข้าสู่เศรษฐกิจดิจิทัลโดยมีทั้งหมด 12 หัวข้อ และแบ่งได้เป็น 3 ด้าน ดังนี้

1. ด้านเสถียรภาพ (Stability)

การรักษาเสถียรภาพระบบเศรษฐกิจการเงินถือเป็นพันธกิจหลักของ ธปท. ยุทธศาสตร์ด้านเสถียรภาพประกอบไปด้วย

1. เสถียรภาพการเงิน
2. เสถียรภาพระบบการเงิน
3. เสถียรภาพระบบสถาบันการเงิน
4. เสถียรภาพระบบการชำระเงิน

ซึ่งจะมุ่งเน้นการติดตามเท่าทันป้องกันและพร้อมรับมือกับความเสี่ยงรูปแบบใหม่ที่จะเป็นความท้าทายต่อเสถียรภาพด้านต่าง ๆ โดยดูแลความเสี่ยงอย่างเหมาะสมและไม่เป็นอุปสรรคต่อการพัฒนาและการสร้างนวัตกรรม นอกจากนี้ ยังมุ่งเน้นการเพิ่มบทบาทของ ธปท. ในการสนับสนุนการเปลี่ยนแปลงเชิงโครงสร้างทางเศรษฐกิจ (supply side) ด้วย

2. ด้านการพัฒนา (Development)

มุ่งผลักดันให้ระบบเศรษฐกิจการเงินไทยพัฒนาไปได้อย่างยั่งยืนและเป็นธรรม โดยสนับสนุนการแข่งขัน นวัตกรรม และการใช้เทคโนโลยีอย่างครบวงจรเพื่อลดต้นทุน ของระบบการเงิน และเอื้อให้ระบบเศรษฐกิจการเงินปรับตัวเข้าสู่เศรษฐกิจดิจิทัลรวมทั้งส่งเสริมสภาพแวดล้อมทางการเงินให้มีผู้ให้บริการและผลิตภัณฑ์ทางการเงินที่ตอบโจทย์การพัฒนาของประเทศ ในขณะเดียวกันจะสนับสนุน

การใช้ประโยชน์จากความเชื่อมโยงทางเศรษฐกิจการเงินกับต่างประเทศ ทั้งกรณีไทยขยายไปต่างประเทศ และต่างประเทศมาใช้ไทยเป็นฐาน รวมถึงยกระดับการคุ้มครองผู้ใช้บริการทางการเงิน เพิ่มความเข้มงวดเรื่องการให้บริการอย่างเป็นธรรม (market conduct) และส่งเสริมวินัยทางการเงิน อย่างเป็นระบบ ยุทธศาสตร์ด้านพัฒนาประกอบด้วย 3 หัวข้อ ได้แก่

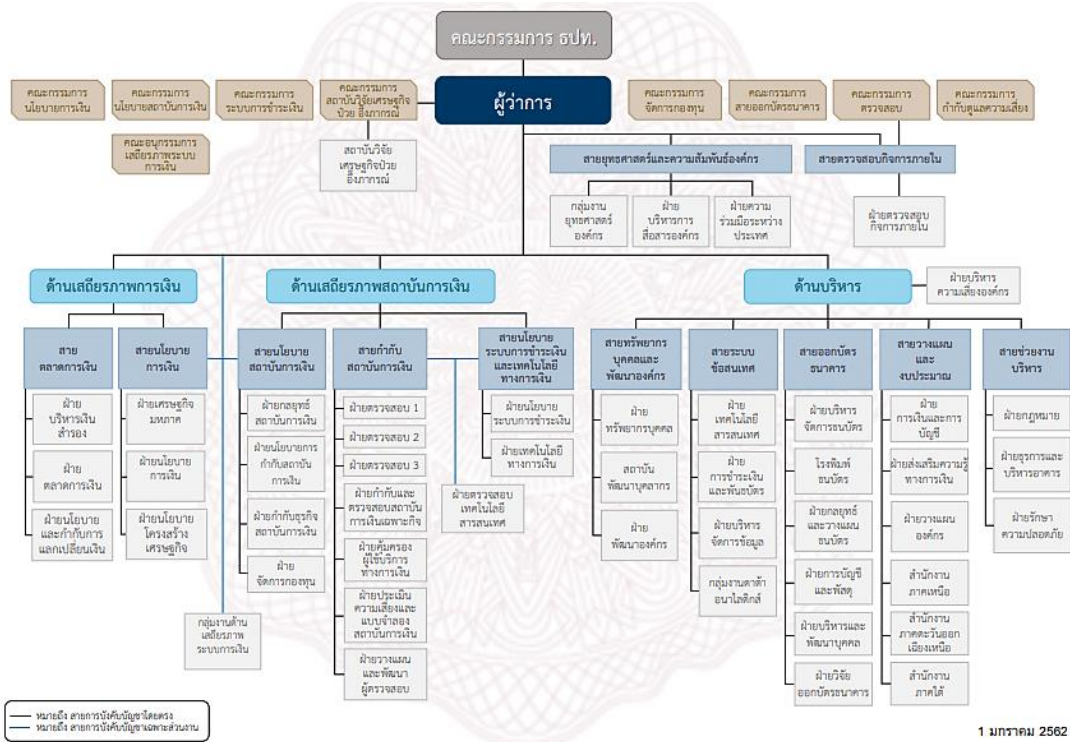
1. การพัฒนาระบบการเงิน
2. การเชื่อมโยงกับต่างประเทศ
3. การส่งเสริมบริการทางการเงินอย่างทั่วถึงเป็นธรรมและการพัฒนาอย่างยั่งยืน
3. ด้านเสริมสร้างความเข้มแข็งภายในองค์กร (Internal Excellence)

เพื่อวางรากฐานให้ ธปท. สามารถ ดำเนินภารกิจที่ยากและท้าทายขึ้นในอนาคตได้อย่างมีประสิทธิภาพ ยุทธศาสตร์ด้านการเสริมสร้างความเข้มแข็งภายในองค์กรประกอบไปด้วย

1. ระบบข้อมูลและการวิเคราะห์
2. ความเป็นเลิศด้านวิจัย
3. การยกระดับศักยภาพบุคลากร
4. การยกระดับศักยภาพองค์กร
5. การเสริมสร้างการมีส่วนร่วมของผู้เกี่ยวข้อง ซึ่งการเสริมสร้าง ความเข้มแข็งองค์กรถือเป็นหัวใจสำคัญที่จะยกระดับการทำหน้าที่ในฐานะธนาคารกลางที่ดีและน่าเชื่อถือของประเทศ สัมกับค่านิยมร่วม “ยืนตรง มองไกล ยืนมือ และติดดิน” โดยปัจจุบันผู้ว่าการธนาคารแห่งประเทศไทย คือ วีรไท สันติประภพ (ออนไลน์)

2.2.2 การให้บริการของธนาคารแห่งประเทศไทย

วิสัยทัศน์ของธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) คือ เป็นองค์กรที่มองไกล มีหลักการและร่วมมือเพื่อความยั่งยืนที่ดียิ่งขึ้นของไทย.



ภาพที่ 2.2 ผังโครงสร้างขององค์กร ธนาคารแห่งประเทศไทย

ที่มา: ข้อมูลของธนาคารแห่งประเทศไทย (2562)

2.2.3 ข้อมูลเกี่ยวกับธนาคารบนอิเล็กทรอนิกส์

การเข้ามาของระบบอิเล็กทรอนิกส์ได้เพิ่มความสามารถให้บริษัทอย่างมหาศาล ในการดำเนินธุรกิจ ให้ธนาคาร แต่ทั้งนี้บริการดังกล่าวยังมีความเสี่ยงที่สำคัญที่ผู้บริโภคเป็นกังวล คือ การโจรกรรม ข้อมูลออนไลน์ หรือที่รู้จักกันว่า Hacker ยกตัวอย่างเช่น ถ้าคุณใช้บริการของธนาคารที่เมือง Birmingham คุณก็จะมีคามวิตกกังวลแค่กลัวว่าใครในเมืองจะมาโจรกรรม ซึ่งอาจจะมาในรูปแบบของลูกค้ำหรือพนักงานธนาคาร แต่ทั้งนี้ถ้าคุณใช้บริการของธนาคารออนไลน์ คุณอาจจะพบว่าไม่มีใครบนโลกนี้ที่พร้อมจะโจรกรรมทรัพย์สินของคุณ (Rachwald, 2008 อ้างถึงใน ภัคจิรา นิลเกษม, 2556) ธนาคารออนไลน์ หรือ Internet Banking มีลักษณะบริการโดยทั่วไป ดังนี้

1. สอบถามยอดคงเหลือในบัญชี (Account Balance Inquiry) เป็นการดูรายละเอียดข้อมูลบัญชีที่สอบถาม ด้านการฝาก/ถอน การโอนเงินในบัญชี

2. สอบถามรายการเคลื่อนไหวในบัญชี (Account Statement Inquiry) หรือการขอบัญชีย้อนหลังเป็นการตรวจสอบรายละเอียดการฝาก/ถอนที่ผ่านมา
3. โอนเงินระหว่างบัญชีตนเองหรือไปยังบุคคลอื่นทั้งในและต่างประเทศ (Inter-account Funds Transfer to owner or other Account)
4. สอบถามสถานะเช็ค (Cheque Status Inquiry)
5. สอบถามการอายัดเช็ค (Stop-payment Cheque Inquiry)
6. อายัดเช็ค (Stop-payment of Cheque) เป็นการแจ้งให้ระงับการจ่ายเงินตามเช็คที่ได้จ่ายออกไป
7. การโอนเงินเพื่อชำระเป็นค่าเงินกู้ธนาคาร เป็นการให้ตัดบัญชีเพื่อชำระหนี้เงินกู้เป็นรายเดือน
8. บริการสินเชื่อบุคคล และบริการขอข้อมูลทางด้านสินเชื่อ เป็นการดูประเภท และอัตราดอกเบี้ยของสินเชื่อก่อนยื่นกู้
9. บริการซื้อขายกองทุนเปิดเป็นการบริการตัดบัญชีเพื่อซื้อ-ขาย กองทุนในกรณีที่ลูกค้าต้องการลงทุน

2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยบ็อก-เจนกินส์ (Box-Jenkins) ซึ่งได้รับความนิยมมากส่งผลให้ตัวแบบอาร์มีมา ARIMA models เป็นที่นิยมนำไปใช้อย่างแพร่หลายและมักจะถูกนำไปใช้เพื่อเป็นการเปรียบเทียบกับตัวแบบการพยากรณ์ชนิดอื่น ๆ เช่น

กชกร ปัญญาโนธรรม (2561) ได้ศึกษาเรื่องข้อมูลการชำระเงิน: Stylized facts และการใช้จับชีพจรการอุปโภคบริโภคภาคเอกชนพบว่า ข้อมูลการชำระเงินเป็นข้อมูลที่มีขนาดใหญ่และมีความละเอียดสูง (Big data) ที่ผ่านมามีข้อมูลนี้ถูกใช้เพื่อการกำกับดูแลเสถียรภาพของระบบการชำระเงินเป็นหลัก แต่ปัจจุบันข้อมูลนี้ได้รับความสนใจเป็นอย่างยิ่งหลาย ๆ ประเทศได้นำข้อมูลการชำระเงินมาใช้วิเคราะห์พฤติกรรมการใช้จ่าย การอุปโภคบริโภค และพยากรณ์การขยายตัวทางในเศรษฐกิจ จึงทำการศึกษาวิเคราะห์ข้อเท็จจริงเกี่ยวกับข้อมูลการชำระเงินของไทย ซึ่งเชื่อมโยงให้เห็น ถึงธุรกรรม การใช้จ่าย กำล้างซื้อ และสภาพคล่องในการจับจ่ายใช้สอย เพื่อประเมินภาวะหรือ ทิศทางการอุปโภคบริโภคของภาคเศรษฐกิจโดยรวม ข้อมูลการชำระเงินที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วย 3 ชุดข้อมูล คือ (1) ชุดข้อมูลการใช้บัตรเครดิต (Credit Card Summary: CCS) (2) ชุดข้อมูลการใช้บัตรอิเล็กทรอนิกส์ (Card Usage Summary: CUS) (3) ชุดข้อมูลการใช้บริการธนาคารอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Banking Services Summary: EBS) จากข้อมูล ทั้ง 3 ชุดให้มุมมองที่สำคัญคือ ประชาชนยังคงใช้เงินสดเป็นส่วนใหญ่ จากการถอนเงินสดผ่านเครื่อง ATM/ADM/CDM และมีการทำธุรกรรมผ่านช่องทางอิเล็กทรอนิกส์

โดยเฉพาะการโอนเงินเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง งานศึกษานี้ได้เลือกตัวแปรการชำระเงินจากทั้ง 3 ชุดข้อมูล โดยใช้ข้อมูลรายไตรมาส ตั้งแต่ ปี 2548 - 2560 มาทดสอบความสัมพันธ์กับตัวแปรการอุปโภคบริโภคของภาคเอกชน (Private Consumption Expenditure: PCE) พบว่า ตัวแปรการชำระเงินที่มีความสัมพันธ์ในเชิงพ้อง (coincident) กับ PCE ได้แก่ (1) ข้อมูลการใช้จ่ายภายในประเทศผ่านบัตรเครดิต (2) ข้อมูลการถอนเงินและการเบิกเงินสดล่วงหน้าด้วยบัตรอิเล็กทรอนิกส์ และ (3) ข้อมูลการชำระค่าสินค้าและบริการผ่าน e-Banking ของบุคคลผู้มีถิ่นที่อยู่ในประเทศโดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ระหว่าง 0.59 - 0.71 ดังนั้น ข้อมูลการชำระเงินจึงเป็นอีกข้อมูลหนึ่งที่สามารถใช้เป็นเครื่องชี้ประกอบการติดตามการอุปโภคบริโภคภาคเอกชนได้

อักรัช บรรจงศิลป์ (2550) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าในเขตอุตสาหกรรมขนาดใหญ่ ซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อหารูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับโรงงานอุตสาหกรรมแต่ละประเภทเพื่อนำไปใช้ในการวางแผนการใช้พลังงานไฟฟ้าในระบบ 115 KV ในเขตพื้นที่รับผิดชอบของการไฟฟ้า ส่วนภูมิภาคเขต 3 ภาคกลาง จังหวัดนครปฐม โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ 1. ข้อมูลค่าโหลดการใช้ไฟฟ้าสูงสุด (KW.) และ 2. ข้อมูลค่าหน่วยการใช้พลังงานไฟฟ้า (KWH.) นำมาวิเคราะห์ด้วยรูปแบบการพยากรณ์ 7 รูปแบบ คือ Trend Analysis, Time Series Decomposition, Moving Average 3 เดือน, Moving Average 4เดือน, Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing, Winter's Method และนำรูปแบบการพยากรณ์ทั้ง 7 รูปแบบที่ได้มาเปรียบเทียบกับรูปแบบการพยากรณ์โดยวิธีการประมาณค่าในช่วง และใช้เกณฑ์ MAPE ในการเลือกตัวแบบการพยากรณ์ ผลการศึกษาพบว่า การพยากรณ์ที่เหมาะสมกับโรงงานอุตสาหกรรมแต่ละประเภทที่ได้จากข้อมูลค่าโหลดการใช้พลังงานไฟฟ้าสูงสุด (KW.) คือรูปแบบการพยากรณ์ Single Exponential Smoothing ส่วนการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับโรงงานอุตสาหกรรมแต่ละประเภทที่ได้จากข้อมูลค่าหน่วย การใช้พลังงานไฟฟ้า (KWH.) คือรูปแบบการพยากรณ์ Time Series Decomposition เมื่อนำรูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมของทั้ง 2 ส่วนมาเปรียบเทียบกับรูปแบบการพยากรณ์โดยวิธีการประมาณ ค่าในช่วงแบบคิวกิสไปลน์พบว่า การพยากรณ์โดยวิธีการประมาณค่าในช่วงแบบคิวกิสไปลน์ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่า

ณรงค์ฤทธิ์ สุคนธสิงห์ (2558) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านธนาคารบนอินเทอร์เน็ตโดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล โดยงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านบริการธนาคารบนอินเทอร์เน็ตของธนาคารพาณิชย์ในประเทศไทย โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วย เทคนิคเหมือนข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ 1) การถดถอยเชิงเส้น 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และ 3) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลปริมาณการชำระเงินผ่านบริการธนาคารบนอินเทอร์เน็ต ตั้งแต่ปี 2553 ถึง 2558 จากผลการ

เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านบริการธนาคารบนอินเทอร์เน็ตกับชุดข้อมูลในปี 2558 พบว่าแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นมีประสิทธิภาพโดยรวมสูงที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 8.70% ลำดับถัดมาได้แก่ แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิควิธีการถดถอยเชิงเส้น โดยมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 16.75%

บุญยภัทร์ ขวรัตน์ธนรังษี (2558) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์มูลค่าการใช้จ่ายเงินอิเล็กทรอนิกส์ (e-Money) สำหรับ Nonbank โดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูลโดย งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์มูลค่าการใช้จ่ายเงินอิเล็กทรอนิกส์ (e-Money) โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล 3 เทคนิคได้แก่ 1) การถดถอยเชิงเส้น 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และ 3) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอย ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลมูลค่าการใช้จ่ายเงินอิเล็กทรอนิกส์ (e-Money) อยู่ในช่วงเดือนมกราคม 2553 ถึง มิถุนายน 2558 จากผลการวิจัยพบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์มูลค่าการใช้จ่ายเงินอิเล็กทรอนิกส์ (e-Money) แบบจำลองการพยากรณ์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลมากที่สุด มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 5.05% แบบจำลองการพยากรณ์ด้วย

ลักขณา เศรษฐะนันท์ และคณะ (2557) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยโดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และวิธีการของวินเทอร์ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทย ซึ่งข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวประเทศไทยรายเดือน ตั้งแต่เดือนกันยายน พ.ศ.2540 ถึงเดือนกันยายน พ.ศ. 2555 จำนวน 189 เดือน ที่นำมาวิเคราะห์รวบรวมมาจาก เว็บไซต์ของธนาคารแห่งประเทศไทย และนำมาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์บ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีการพยากรณ์วินเทอร์ มีเกณฑ์ในการเปรียบเทียบคือค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean absolute Percentage Error: MAPE) ต่ำที่สุด ผลจากการศึกษาพบว่า ตัวแบบจากการพยากรณ์วินเทอร์ให้ค่า RMSE เท่ากับ 82.313 และค่า MAPE เท่ากับร้อยละ 5.54 ซึ่งต่ำกว่าตัวแบบจากวิธีการพยากรณ์บ็อกซ์-เจนกินส์ ที่ให้ค่า RMSE เท่ากับ 89.886 และค่า MAPE เท่ากับร้อยละ 6.41 แต่ทั้งนี้ตัวแบบจากการพยากรณ์วินเทอร์อาจไม่ค่อยเหมาะสมเนื่องจากการตรวจสอบกราฟฟังก์ชัน อัตสหสัมพันธ์ ตัวอย่าง (Sample Autocorrelation Function: SACF) พบว่ามีบาง Lag ที่ไม่ตกอยู่ภายในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95

นิฉา แก้วหาวงษ์ (2558) ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบ ARIMA และตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARIMA เพื่อเปรียบเทียบตัวแบบ

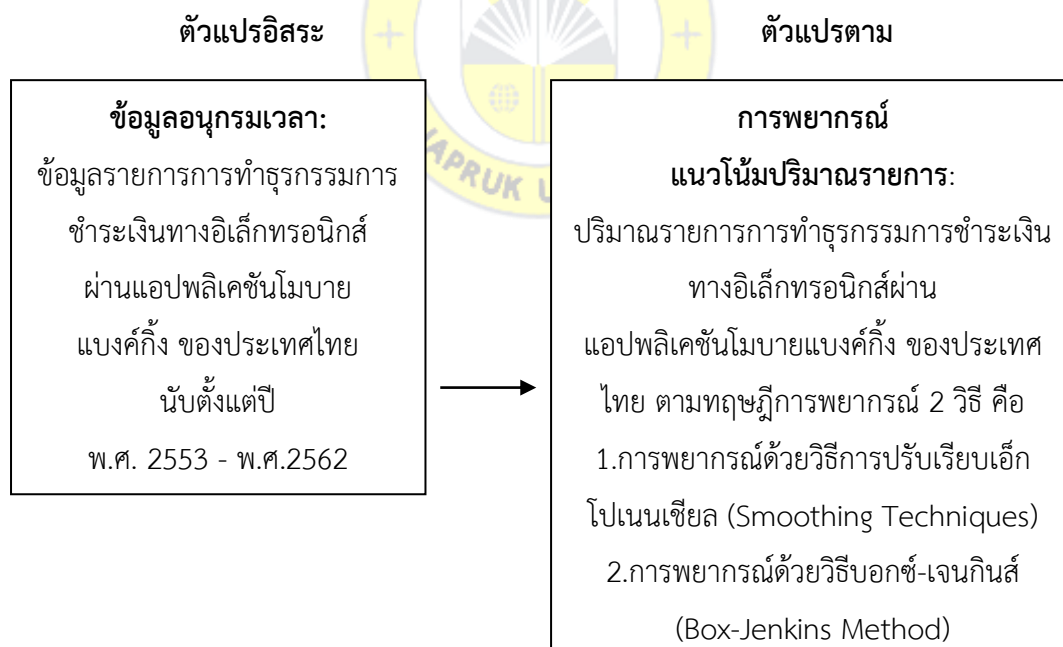
การพยากรณ์อนุกรมเวลาทั้ง 2 ตัวแบบ โดยใช้ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2545 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ.2557 รวม 149 เดือนรวบรวมมาจากเว็บไซต์ของกระทรวงพลังงาน และการวิเคราะห์ข้อมูลจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนคือส่วนแรกตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2545 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2556 รวม 144 เดือน เพื่อใช้หาตัวแบบที่เหมาะสมของแต่ละวิธีการพยากรณ์ และส่วนที่สองตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2557 รวม 5 เดือน เพื่อนำไปใช้ในการเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ล่วงหน้า โดยใช้เกณฑ์ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (MAPE) ในการเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด ผลจากการศึกษาพบว่า ตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARIMA(2,(6,20)) มีค่า MAPE ต่ำสุดเท่ากับร้อยละ 1.79 มีตัวแปรอิสระคือ เวลาดัชนีฤดูกาลและผลกระทบเนื่องจากเหตุการณ์ผิดปกติ

สิรินภา จิตรราช และคณะ (2558) การเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์ กรณีศึกษาหลักทรัพย์กลุ่มเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสารระหว่างแบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง E-GARCH การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์ กรณีศึกษาหลักทรัพย์กลุ่มเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร ด้วยแบบจำลอง ARIMA แบบจำลอง EGARCH โดยใช้ข้อมูลราคาปิดรายวันของหลักทรัพย์ บริษัท ทูรคอร์ปอเรชัน จำกัด (มหาชน) บริษัท อินทัช โฮลดิ้งส์ จำกัด (มหาชน) และบริษัท แอดวานซ์อินโฟร์เซอร์วิส จำกัด (มหาชน) โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม 2554 ถึงวันที่ 30 ธันวาคม 2558 รวมทั้งสิ้น 979 ข้อมูล 1 จากนั้นทดสอบความนิ่งของข้อมูลด้วยวิธี Augmented Dickey –Fuller test (ADF) และพิจารณาแบบจำลองที่ดีที่สุดจากแบบจำลอง ที่มีค่า Akaike Information Criterion (AIC) และ Schwarz Information Criterion (SIC) ที่น้อยที่สุดผลการทดสอบความนิ่งของข้อมูล พบว่าดัชนีราคาของหลักทรัพย์ทั้ง 3 หลักทรัพย์ในกลุ่มเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร มีลักษณะหนึ่งที่ผลต่างระดับที่ 2 โดยแบบจำลอง ARIMA ได้แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดคือ ARIMA(0,2,1) ที่มีค่า Root Mean Square Error (RMSE) ที่ต่ำสุดและแบบจำลอง E-GARCH ได้แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด คือ E-GARCH(1,1) ซึ่งให้ค่า RMSE ที่ต่ำที่สุดเมื่อนำแบบจำลองที่ดีที่สุดของแบบจำลอง 1ARIMA และแบบจำลอง 1E-GARCH มาทำการเปรียบเทียบ ความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยใช้ค่า RMSE พบว่าหลักทรัพย์ บริษัท ทูรคอร์ปอเรชัน จำกัด (มหาชน) แบบจำลองที่ให้ความแม่นยำในการพยากรณ์ คือ แบบจำลอง ARIMA(0,2,1) ส่วนหลักทรัพย์ บริษัท อินทัชโฮลดิ้งส์ จำกัด (มหาชน) และบริษัท แอดวานซ์อินโฟร์ เซอร์วิส จำกัด (มหาชน) แบบจำลองที่ให้ความแม่นยำในการพยากรณ์ คือ แบบจำลอง E-GARCH(1,1)

อนุธิดา อนันต์ทรัพย์สุข (2560) การเปรียบเทียบตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสมสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีปัจจัยเชิงฤดูกาล งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของค่าพยากรณ์ที่ได้จาก 3 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ ARIMA ที่มีฤดูกาล (SARIMA), ตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบ ARIMA ที่มีฤดูกาลกับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (SARIMA-ANN) และตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบ

ARIMA ที่มีฤดูกาลกับตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SARIMA-SVM) โดยทำการศึกษาเปรียบเทียบ ทั้งในส่วนของข้อมูลจริงและข้อมูลจำลอง ในส่วนของข้อมูลจริงนั้นได้มีการนำราคาขายปลีกมะนาวเบอร์ 1-2 (หน่วยเป็นบาท/ผล) จากกรมการค้าภายใน กระทรวงพาณิชย์ ซึ่งเป็นราคาผลผลิตทางการเกษตรซึ่ง อยู่ในรูปแบบอนุกรมเวลาที่มีปัจจัยเชิงฤดูกาลมาทำการเปรียบเทียบ โดยใช้เกณฑ์รากของค่า คลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE) เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบตัวแบบ ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (SARIMA-ANN) และตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบ SARIMA กับตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SARIMA-SVM) ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าตัวแบบ SARIMA ทั้งในชุดข้อมูลจริง และชุดข้อมูลจำลองและสำหรับการ พยากรณ์ด้วยชุดข้อมูลจริงราคาขายปลีกมะนาวที่มีลักษณะอนุกรมเวลาที่มีปัจจัยเชิงฤดูกาล สอดคล้องกับตัวแบบ ARIMA(1,1,2)×(0,1,1)₁₂ ตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA(1,1,2)×(0,1,1)₁₂ กับตัว แบบโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุดรองลงมาคือตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA(1,1,2)×(0,1,1)₁₂ กับตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและตัวแบบ ARIMA(1,1,2)×(0,1,1)₁₂ มีความแม่นยำในการพยากรณ์ต่ำที่สุดซึ่งให้ผลสอดคล้องกับผลการพยากรณ์ด้วยชุดข้อมูลจำลอง

2.4 กรอบแนวคิดในการวิจัย



ภาพที่ 2.3 กรอบแนวคิดในการวิจัย

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

การวิจัยเรื่องการประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นการวิจัยในเชิงปริมาณ (Quantitative Research) เพื่อพยากรณ์แนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย มีวิธีดำเนินการวิจัยดังต่อไปนี้

- 3.1 แบบของการวิจัย
- 3.2 ประชากร
- 3.3 กลุ่มตัวอย่างและการสุ่มตัวอย่าง
- 3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย
- 3.5 การเก็บรวบรวมข้อมูล
- 3.6 ขั้นตอนการวิเคราะห์
- 3.7 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล
- 3.8 การวิเคราะห์ข้อมูล
- 3.9 การประเมินค่าการพยากรณ์



3.1 แบบของการวิจัย

จากการทบทวนวรรณกรรมเกี่ยวกับทฤษฎี แนวคิด การพยากรณ์อนุกรมเวลาสามารถนำมาใช้ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้ โดยมีวัตถุประสงค์หลักคือการพยากรณ์ แนวโน้ม การศึกษาวิจัยครั้งนี้เป็นการวิจัยในเชิงปริมาณ (Quantitative Research)

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ซึ่งเป็นข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนนับตั้งแต่ เดือนมกราคม 2553 ถึง เดือนธันวาคม 2562 คือข้อมูลปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์อย่างหนึ่งอย่างใดหรือผ่านทางเครือข่าย (e-Payment) ซึ่งเก็บรวบรวมข้อมูล โดยธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) โดยมีรายละเอียดการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลา ข้อมูลมีลักษณะเป็นเดือน 12 เดือนจากกลุ่มผู้ให้บริการที่เป็นสถาบันการเงิน (Bank)

3.2 ประชากร

ประชากรที่ใช้ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้ คือ กลุ่มผู้ให้บริการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์อย่างหนึ่งอย่างใดหรือผ่านทางเครือข่าย (e-Payment) ของประเทศไทย สามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่มผู้ให้บริการคือ

1. กลุ่มผู้ให้บริการที่เป็นสถาบันการเงิน (Bank)
2. กลุ่มผู้ให้บริการที่ไม่มีใช้สถาบันการเงิน (Non-Bank) ดังตารางที่ 3.1 ดังนี้

ตารางที่ 3.1 ช่องทางการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์อย่างหนึ่งอย่างใดหรือผ่านทางเครือข่าย (e-Payment)

ลำดับ	ธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์/ผ่านทางเครือข่าย (e-Payment)
กลุ่มที่ 1. กลุ่มผู้ให้บริการที่เป็นสถาบันการเงิน (Bank)	
1	เคาน์เตอร์สาขา
2	เครื่องเอทีเอ็ม
3	เครื่องรับบัตร (EDC/EFTPOS)
4	อินเทอร์เน็ต
5	โทรศัพท์เคลื่อนที่
6	Leased Line
7	โทรศัพท์
8	อื่น ๆ
กลุ่มที่ 2. กลุ่มผู้ให้บริการที่ไม่มีใช้สถาบันการเงิน (Non-Bank)	
1	เคาน์เตอร์สาขา
2	เครื่องรับบัตร (EDC/EFTPOS)
3	อินเทอร์เน็ต
4	โทรศัพท์เคลื่อนที่
5	อื่น ๆ

ที่มา: ข้อมูลของธนาคารแห่งประเทศไทย (2562)

3.3 กลุ่มตัวอย่างและการสุ่มตัวอย่าง

กลุ่มตัวอย่างในงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยทำการสุ่มแบบไม่ใช้ความน่าจะเป็น: โดยทำการเลือก สุ่มกลุ่มตัวอย่างแบบเฉพาะเจาะจง (Purposive sampling) คือกลุ่มผู้ให้บริการที่เป็นสถาบันการเงิน

(Bank) เป็นผู้ให้บริการธุรกรรมการชำระเงินทาง ระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย เนื่องจากเป็นกลุ่มที่ประชาชนมีการรับทราบข้อมูลข่าวสารด้านการเปลี่ยนแปลงของระบบการให้บริการ ของธนาคารเพื่อเตรียมรับมือไปสู่ ยุคสังคมไร้เงินสด และ ประชาชนมีความเชื่อมั่นอยู่ในระบบการทำธุรกรรมว่ามีความปลอดภัยสูง ผู้วิจัยจึงเลือกกลุ่มนี้ขึ้นมาทำการวิจัยนี้

ขนาดกลุ่มตัวอย่าง: ลักษณะข้อมูลเป็นแบบข้อมูลอนุกรมเวลา ข้อมูลปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2553 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยมีจำนวนทั้งสิ้น 120 ข้อมูล มาใช้ในการสร้างตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ สามารถแสดงข้อมูลดัง ตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทยนับตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2553 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยมีรายละเอียดการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลา โดยข้อมูลมีลักษณะเป็นเดือน 12 เดือน

ปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง ของประเทศไทย										
(ปริมาณรายการ (พันรายการ))										
เดือน	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.
	2553	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560	2561	2562
ม.ค.	1,206	1,460	2,320	3,705	6,168	14,858	31,552	66,484	158,498	316,909
ก.พ.	1,193	1,458	2,438	3,683	6,457	15,374	33,697	68,009	160,198	314,145
มี.ค.	1,298	1,638	2,706	4,276	7,573	18,141	39,208	79,459	184,421	355,862
เม.ย.	1,199	1,515	2,553	4,021	7,238	17,383	38,177	76,672	181,560	337,222
พ.ค.	1,246	1,590	2,841	4,476	8,184	19,680	43,337	87,956	208,210	374,606
มิ.ย.	1,310	1,614	2,934	4,561	8,640	20,413	47,049	91,174	214,431	335,056
ก.ค.	1,331	1,667	3,130	4,874	8,859	21,538	51,263	99,380	231,427	359,700
ส.ค.	1,374	1,750	3,254	5,172	9,949	23,656	54,841	107,480	243,877	435,884
ก.ย.	1,403	1,820	3,339	5,204	10,570	24,631	55,909	126,881	254,502	446,740
ต.ค.	1,453	1,825	3,546	5,674	11,460	27,730	60,316	133,481	282,753	454,550
พ.ย.	1,421	1,721	3,543	5,633	11,631	28,817	62,820	140,063	285,713	437,691
ธ.ค.	1,451	1,883	3,681	5,919	12,619	31,703	66,854	152,893	306,302	467,417

ที่มา: กลุ่มงานสถิติข้อมูลระบบการชำระเงินของธนาคารแห่งประเทศไทย (2562)

3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้ดำเนินการสร้างตัวแบบพยากรณ์แนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง ของประเทศไทย

เครื่องมือในการศึกษาวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติและอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ ในการช่วยวิเคราะห์การพยากรณ์

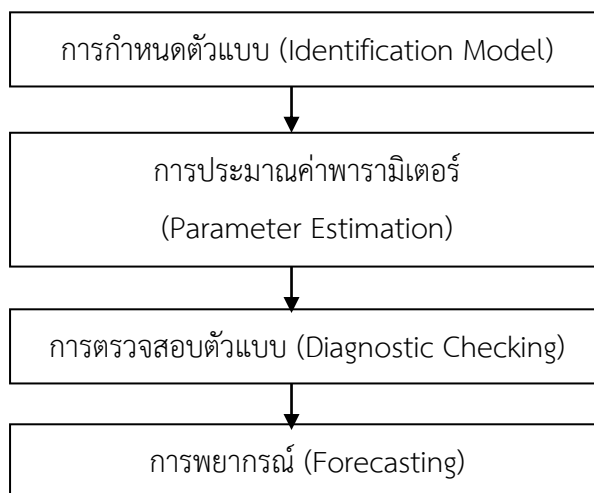
3.5 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ซึ่งเป็นข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน นับตั้งแต่ เดือนมกราคม 2553 ถึง เดือนธันวาคม 2562 คือข้อมูลปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านอุปกรณ์อย่างหนึ่งอย่างใดหรือผ่านทางเครือข่าย (e-Payment) ซึ่งเก็บรวบรวมข้อมูล โดยธนาคารแห่งประเทศไทย (ธปท.) โดยมีรายละเอียดการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลา ข้อมูลมีลักษณะเป็นเดือน 12 เดือน จากกลุ่มผู้ให้บริการที่เป็นสถาบันการเงิน (Bank)

ผู้วิจัยทำการรวบรวมข้อมูลเฉพาะข้อมูลปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง (Mobile-Bank) ของกลุ่มผู้ให้บริการที่เป็นสถาบันการเงิน (Bank) ของประเทศไทยเท่านั้น แล้วนำข้อมูลดิบที่ได้มาแปลงเป็นข้อมูลทางสถิติและนำมาทำการวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ

3.6 ขั้นตอนการวิเคราะห์

รายละเอียดของขั้นตอนดังต่อไปนี้



ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนการสร้างตัวแบบ

3.7 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล

สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างตัวแบบได้แก่

3.7.1 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF)

3.7.2 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF)

3.7.3 การทดสอบสมมติฐาน

3.7.4 การพล็อตกราฟของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองและสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของข้อมูลอนุกรมเวลา

3.7.5 วิเคราะห์ข้อมูลดังกล่าวโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ

3.8 การวิเคราะห์ข้อมูล

ผู้วิจัยได้นำข้อมูลที่ได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ มีขั้นตอนในการวิเคราะห์ข้อมูลดังต่อไปนี้

3.8.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis Method) อนุกรมเวลาคือ เซตของข้อมูลเชิงปริมาณที่มีการจัดเก็บในช่วงเวลาที่ติดต่อกัน ส่วนข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data) คือ ชุดของข้อมูลที่มีการเก็บรวบรวมตามระยะเวลาที่ติดต่อกันอย่างเป็นระบบโดยทั่วไปข้อมูลอนุกรมเวลาประกอบด้วยองค์ประกอบ 4 ส่วน คือ แนวโน้ม (Trend:T), ฤดูกาล (Seasonal: S), วัฏจักร (Cycle: C) และเหตุการณ์ที่ผิดปกติหรือเหตุการณ์ความไม่แน่นอน (Irregular: I) สำหรับรูปแบบของอนุกรมเวลาโดยทั่วไปนั้นมีอยู่ 2 รูปแบบคือ

$$\text{ก) รูปแบบบวก} \quad Y = T + S + C + I \quad (3.1)$$

$$\text{ข) รูปแบบคูณ} \quad Y = T \times S \times C \times I \quad (3.2)$$

โดยที่

- Y คือ อนุกรมเวลา
- T คือ อิทธิพลของแนวโน้ม
- S คือ อิทธิพลของฤดูกาล
- C คือ อิทธิพลของวัฏจักร
- I คือ อิทธิพลของความไม่แน่นอน

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นวิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลหรือค่าสังเกตที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้นหรือการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรในช่วงเวลาที่ผ่านไปลักษณะของการเปลี่ยน

แปลงอาจมีหรือไม่มีรูปแบบก็ได้แต่ถ้าอนุกรมเวลาแสดงให้เห็นรูปแบบการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลาที่ผ่านมามีแนวโน้มที่จะทำให้สามารถคาดการณ์ได้ว่าในอนาคตลักษณะการเปลี่ยนแปลงควรอยู่ในรูปแบบใด และสามารถพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงข้อมูลในอนาคตได้ การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลานี้จะขึ้นอยู่กับ การเปลี่ยนแปลงของเวลาในอดีตเป็นพื้นฐาน (ศิริลักษณ์ เล็กสมบูรณ์, 2531)

นำข้อมูลปริมาณรายการการทำธุรกรรมผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง (Mobile Banking: iMB) ซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary data) มาวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (time series data) ได้สมการในการทดสอบดังนี้

$$iMB_t = \rho iMB_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.3)$$

กำหนดให้ :

iMB_t คือ ตัวแปรที่เราทำการศึกษาค้นคว้าได้แก่ ข้อมูลปริมาณรายการการทำธุรกรรมผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง

t คือ แนวโน้มเวลา

ε_t คือ ตัวแปรสุ่มโดยมีการแจกแจงแบบปกติที่เป็นอิสระต่อกันและเหมือนกัน

ในการทดสอบข้อมูลว่าข้อมูลที่นำมาใช้มีลักษณะนิ่งหรือไม่ซึ่งจะใช้การทดสอบ Unit Root โดยในการศึกษานี้จะพิจารณาเฉพาะวิธีของ Dickey-Fuller โดยวิธี DF (Dickey-Fuller Test) และ ADF (Augmented Dickey-Fuller Test)

การนำข้อมูลอนุกรมเวลามาทดสอบ Stationary สามารถแบ่งได้เป็น 3 วิธีหลัก ๆ คือ

- 1) การทดสอบโดยใช้กราฟ
- 2) การทดสอบโดยใช้ Correlogram test
- 3) การทดสอบโดยใช้ Unit Root test

ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยเลือกการทดสอบโดยใช้ Unit Root test

3.8.2 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Stationary) และการทดสอบ Unit Root

การทดสอบอนุกรมเวลาเป็นสิ่งที่ควรกระทำก่อนที่จะนำข้อมูลข้อมูลอนุกรมเวลามาใช้ในการวิเคราะห์ โดยเฉพาะเงื่อนไขความนิ่งของอนุกรมเวลา (Stationary) ซึ่งเป็นเงื่อนไขที่สำคัญในการนำข้อมูลอนุกรมเวลามาใช้ ดังนั้นถ้าหากอนุกรมเวลาที่นำมาใช้ไม่คงที่ที่จะต้องทำให้อนุกรมเวลาดังกล่าวคงที่ก่อน โดยการหาผลต่างของอนุกรมเวลา การคงที่ของอนุกรมเวลา หมายถึง อนุกรมเวลาที่อยู่ในสภาวะสมดุลเชิงสถิติ (Statistical equilibrium) ซึ่งก็คือการที่คุณสมบัติทางสถิติของอนุกรมเวลาไม่เปลี่ยนแปลงตามกาลเวลา (อัศวพงศ์ อันทอง, 2550)

การทดสอบ Unit Root เป็นการทดสอบว่าข้อมูลที่นำมาศึกษานั้นนิ่งหรือไม่สามารถทำได้ โดยการทดสอบ DF (Dickey – Fuller Test) ซึ่งเสนอโดย Dickey และ Fuller ในปี 1981 และวิธีการ ทดสอบ ADF (Augmented Dickey – Fuller Test) ซึ่งเสนอโดย Said และ Dickey ในปี 1984

ข้อมูลที่มีลักษณะนิ่ง (Stationary) หมายถึง ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) เท่ากันตลอดระยะเวลาที่ศึกษา เมื่อสมมติให้ตัวแปร X_t เป็นอนุกรมเวลา ที่คงที่ (Stationary) ดังนั้น ตัวแปร X_t จะมีคุณสมบัติดังนี้

$$\text{Mean: } E(X_t) = \mu \quad (3.4)$$

$$\text{Variance: } \text{Var}(X_t) = E(X_t - \mu)^2 = \sigma^2 \quad (3.5)$$

$$\text{Covariance: } E[(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu)] = \gamma_k \quad (3.6)$$

ส่วนข้อมูลที่มีลักษณะไม่นิ่ง (Non-Stationary) หมายถึงข้อมูลอนุกรมที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) ไม่เท่ากันตลอดระยะเวลาที่ศึกษา

เมื่อสมมติให้ตัวแปร X_t เป็นอนุกรมเวลาที่ไม่คงที่ (Nonstationary) ดังนั้น ตัวแปร X_t จะมีคุณสมบัติดังนี้

$$\text{Mean: } E(X_t) = t\mu \quad (3.7)$$

$$\text{Variance: } \text{Var}(X_t) = E(X_t - \mu)^2 = t\sigma^2 \quad (3.8)$$

$$\text{Covariance: } E[(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu)] = t\gamma_k \quad (3.9)$$

3.8.2.1 วิธีการทดสอบ DF (Dickey – Fuller Test) มีสมการที่ต้องทดสอบอยู่ 3 สมการ (At Level) (อัครพงศ์ อ้นทอง, 2550) คือ

$$\Delta x_t = \gamma x_{t-1} + \varepsilon_1 \quad (\text{random walk process}) \quad (3.10)$$

$$\Delta x_t = \alpha + \gamma x_{t-1} + \varepsilon_1 \quad (\text{random walk with drift}) \quad (3.11)$$

$$\Delta x_t = \alpha + \beta_t + \gamma x_{t-1} + \varepsilon_1 \quad (\text{random walk with drift และ} \quad (3.12)$$

มี linear Time and trend)

สมมติฐานที่ทดสอบ :

$$H_0 : \gamma = 0$$

$$H_1 : \gamma \neq 0$$

ถ้าเรายอมรับ H_0 แสดงว่า x_t มีลักษณะไม่นิ่ง (nonstationary) เนื่องจาก : $\gamma = (1 - \rho)$
 ในสมการ $iMB_t = \rho iMB_{t-1} + \varepsilon_t$ แสดงว่าค่า x_t มีการเปลี่ยนแปลงเมื่อเวลาเปลี่ยนแปลง

สมการที่ใช้ทดสอบ DF (Dickey – Fuller Test) :

$$\Delta iMB_t = \theta \Delta iMB_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.13)$$

$$\Delta iMB_t = \alpha + \theta \Delta iMB_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.14)$$

$$\Delta iMB_t = \alpha + \beta_t + \theta \Delta iMB_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.15)$$

3.8.2.2 วิธีการทดสอบ ADF (Augmented Dickey-Fuller Test) การทดสอบ ADF (Augmented Dickey-Fuller Test) พัฒนามาจากวิธี Dickey – Fuller Test เพื่อแก้ปัญหา Serial Correlation หรือแก้ปัญหา Autocorrelation ซึ่งค่าสถิติที่ได้จะขาดความถูกต้อง ดังนั้นจึงได้มีการแนะนำเสนอให้ปรับสมการของวิธีการ Dickey-Fuller ใหม่โดยใส่ตัวแปรล่า (Lag) ของ X ในลำดับที่สูงขึ้นแล้วเรียกวิธีการนี้ว่า Augmented Dickey-Fuller Test ในการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งหรือไม่โดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ t ที่คำนวณได้กับค่าวิกฤตในตาราง ADF (อัครพงศ์ อันทอง, 2550)

มีสมการที่ต้องทดสอบอยู่ 3 สมการ (At Level) คือ

$$\Delta x_t = \gamma x_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (\text{random walk process}) \quad (3.16)$$

$$\Delta x_t = \alpha + \gamma x_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (\text{random walk with drift}) \quad (3.17)$$

$$\Delta x_t = \alpha + \beta_t + \gamma x_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (\text{Random walk with drift}) \quad (3.18)$$

และมี linear Time and trend)

สมมติฐานที่ทดสอบ :

$$H_0 : \gamma = 0$$

$$H_1 : \gamma \neq 0$$

ถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่า X_t ข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง (Nonstationary) และถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง (Stationary) ข้อมูลที่มีลักษณะนิ่ง (Stationary) หมายถึง ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) เท่ากันตลอดระยะเวลาที่ศึกษา ส่วนข้อมูลที่มีลักษณะไม่นิ่ง (Non-Stationary) หมายถึงข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) และความแปรปรวน (Variance) ไม่เท่ากันตลอดระยะเวลาที่ศึกษา

สมการที่ใช้ทดสอบ ADF (Augmented Dickey-Fuller Test) :

$$\Delta x_t = \theta iBM_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_j \Delta iMB_{t-1} + \varepsilon_1 \quad (3.19)$$

$$\Delta x_t = \alpha + \theta iBM_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_j \Delta iMB_{t-1} + \varepsilon_1 \quad (3.20)$$

$$\Delta x_t = \alpha + \beta_t + \theta iBM_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_j \Delta iMB_{t-1} + \varepsilon_1 \quad (3.21)$$

3.8.2.3 การเลือกแบบจำลองจากการทดสอบ Unit Root

โดยการทดสอบสัมประสิทธิ์ของการถดถอย (Deterministic Regressors) เป็นการทดสอบว่า แบบจำลองใดเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดระหว่างกรณีของ แบบจำลองที่ไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา (None) แบบจำลองที่มีค่าคงที่ (Intercept) และ แบบจำลองที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา (Trend and Intercept) โดยการทดสอบการมีนัยสำคัญทางสถิติของสัมประสิทธิ์ของตัวถดถอย (ค่าคงที่หรือค่าแนวโน้มเวลา) โดยขั้นตอนการทดสอบ ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 เริ่มการทดสอบจากแบบจำลองกรณีที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลาตาม สมการ

$$\Delta x_t = a_0 + \beta + \gamma x_{t-1} + a_{2t} \sum \beta i \Delta x_{t-1} + \varepsilon_1 \quad (3.22)$$

ทำการทดสอบสมมติฐานว่าง $H_0 : \gamma = 0$ โดยใช้ t statistic ถ้าเกิดการปฏิเสธสมมติฐานว่าง แสดงว่า ข้อมูล X_t ลักษณะนิ่งแล้ว และเลือกใช้แบบจำลองที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา

ขั้นตอนที่ 2 ถ้าเกิดการยอมรับสมมติฐานว่างในขั้นตอนที่ 1 แสดงว่าในแบบจำลอง ดังกล่าว มีตัวถดถอยที่ไม่จำเป็นอยู่ในสมการ ซึ่งอาจทำให้อำนาจการทดสอบของสมการลดลง ดังนั้น จึงต้องมีการทดสอบนัยสำคัญทางสถิติของค่าแนวโน้ม (a_{2t}) ที่อยู่ในสมการ โดยการทดสอบสมมติฐานว่า

$H_0 : a_2 = \gamma = 0$ โดยใช้ ϕ statistic ถ้าค่าสัมประสิทธิ์ของค่าแนวโน้มไม่มีนัยสำคัญทางสถิติให้ข้ามไปขั้นตอนที่ 3 อย่างไรก็ตามถ้าค่าสัมประสิทธิ์ของค่าแนวโน้มมีนัยสำคัญทางสถิติให้ทำการทดสอบความไม่นิ่งของข้อมูลอีกครั้ง โดยใช้การแจกแจงแบบปกติมาตรฐาน (standardized normal distribution) ถ้าเกิดการปฏิเสธสมมติฐานว่างแสดงว่า ข้อมูล X_t มีลักษณะนิ่งแล้วจะเลือกใช้

แบบจำลองที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา แต่ถ้าเกิดการยอมรับสมมติฐานว่าง แสดงว่าข้อมูล X_t มีลักษณะไม่นิ่ง

ขั้นตอนที่ 3 ทำการประเมินค่าแบบจำลองที่ปราศจากค่าแนวโน้มเวลาและทดสอบ Unit Root โดยใช้ t_μ statistic ถ้าเกิดการปฏิเสธสมมติฐานว่างแสดงว่าข้อมูล X_t มีลักษณะนิ่งแล้วและเลือกใช้แบบจำลองที่ปราศจากค่าแนวโน้มเวลา แต่ถ้าเกิดการยอมรับสมมติฐานว่างให้ทำการทดสอบความไม่นิ่งของข้อมูลอีกครั้งโดยใช้การแจกแจงแบบปกติมาตรฐาน (standardized normal distribution) ถ้าเกิดการปฏิเสธสมมติฐานว่างแสดงว่าข้อมูล X_t มีลักษณะนิ่งแล้วและเลือกใช้แบบจำลองที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา แต่ถ้าเกิดการยอมรับสมมติฐานว่างแสดงว่า ข้อมูล X_t มีลักษณะไม่นิ่ง

ขั้นตอนที่ 4 ทำการประมาณค่าแบบจำลองที่ปราศจากค่าแนวโน้มเวลา และค่าคงที่ และทดสอบ Unit root โดยใช้ t - statistic ถ้าเกิดการปฏิเสธสมมติฐานว่างแสดงว่าข้อมูล X_t มีลักษณะนิ่งแล้วและเลือกใช้แบบจำลองที่ปราศจากค่าแนวโน้มเวลาและค่าคงที่ แต่ถ้าเกิดการยอมรับสมมติฐานว่างแสดงว่าข้อมูล X_t มีลักษณะไม่นิ่ง

ทั้งนี้การวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลาส่วนมากจะพบปัญหาความไม่นิ่งของข้อมูล เนื่องจากข้อมูลนั้นมาจากกระบวนการเชิงสุ่ม (random process) เมื่อนำข้อมูลอนุกรมเวลาไปใช้โดยไม่ได้ทำการตรวจสอบว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่งนั้น ค่าสถิติที่เกิดขึ้นจะมีการแจกแจงไม่มาตรฐาน (standard distributions) ทำให้นำไปสู่การลงความเห็นที่ผิดพลาดและความสัมพันธ์ที่ไม่แท้จริง (spurious regression) กล่าวคือ R มีค่าสูงมากและได้ค่าสถิติ t-test มีนัยสำคัญหรือสูงเกินกว่าความเป็นจริง ซึ่งสามารถแก้ไขได้ด้วยการทำให้ข้อมูลมีความนิ่งเสียก่อน โดยอาจใช้วิธีการหาผลต่าง (Difference) ของข้อมูลการแปลงให้อยู่ในรูป Logarithm หรือการทดสอบหาความสัมพันธ์ของตัวแปรในระยะยาว (Cointegration) เป็นต้น

3.8.3. การพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับเรียบเอ็กโปเนนเชียล (Smoothing Techniques)

ผู้วิจัยจะทำการเลือกตัวแบบโดยใช้เทคนิคการปรับเรียบ (Smoothing Techniques) โดยอ้างอิงเกณฑ์การพิจารณาเลือกตัวแบบมาดำเนินการสร้างตัวแบบด้วยโปรแกรมทางสถิติ แสดงดังตารางที่ 3.3 ดังนี้

ตารางที่ 3.3 เทคนิคการปรับเรียบเอ็กโปเนนเชียล (Smoothing Techniques) รูปแบบต่าง ๆ

Seasonal influence.		
	No-Have	Have
Trend	No - have	-Simple Moving Average -Holt-Winters (Seasonal) without trend component
		-Weighted Moving Average (or Simple seasonal Model)
		-Simple (Single) Exponential Smoothing
	Have	-Double Exponential -Holt-Winters (Seasonal) Smoothing -Holt-Winters (Non-Seasonal)

ที่มา: ปณิธี ฉิมมวิจยะ (2560)

จากตารางที่ 3.3 สามารถอธิบายได้ว่าถ้าหากชุดข้อมูลมีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามามีผลกระทบแต่ไม่มีแนวโน้ม ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการนำไปวิเคราะห์ คือ -Holt-Winters (Seasonal) without trend component (or Simple seasonal Model) เป็นต้น

3.8.4. การพยากรณ์ด้วยวิธีการบอก-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

ขั้นตอนของวิธีการ Box and Jenkins มีดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดรูปแบบ (Identification) เพื่อหารูปแบบที่คาดว่าเหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีพิจารณาเปรียบเทียบจาก Correlogram ของค่า r_k และ r_{kk} ของอนุกรมเวลา

ขั้นตอนที่ 2 การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ (Estimation) ในรูปแบบ โดยทั่วไปใช้วิธีการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบธรรมดา (Ordinary Least Square Method: OLS)

ขั้นตอนที่ 3 การตรวจสอบรูปแบบ (Diagnostic checking) เมื่อกำหนดรูปแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ในรูปแบบแล้ว ต้องตรวจสอบอีกครั้งว่ารูปแบบที่กำหนดมีความเหมาะสมจริงหรือไม่ โดยการพิจารณาค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อน (ดูจากกราฟ Correlogram) การทดสอบค่าพารามิเตอร์ในรูปแบบ โดยการพิจารณาจากค่าสถิติ t (t -statistic) และการทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบโดยการทดสอบของ Box and Pierce หรือการทดสอบของ Box and Ljung (Q -statistic)

ขั้นตอนที่ 4 การพยากรณ์ (Forecasting) นำสมการพยากรณ์ที่สร้างจากรูปแบบการพยากรณ์ที่กำหนดและผ่านการตรวจสอบรูปแบบ มาพยากรณ์ค่าในอนาคต โดยสามารถทำได้ทั้ง การพยากรณ์แบบจุด (Point forecast) และการพยากรณ์แบบช่วง (Interval Forecast) การพยากรณ์โดยวิธี Box and Jenkins จะให้ค่าพยากรณ์ไปข้างหน้าที่ดีในช่วงสั้นๆ และต้องมีอนุกรมเวลาที่ยาวพอสมควร (อัศรพงศ์ อินทอง, 2550)

3.9 การประเมินค่าการพยากรณ์

การศึกษาครั้งนี้ใช้ค่าสถิติ RMSE (Root Mean Squared Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error) และ MAE (Mean Absolute Error) ในการประเมินค่าการพยากรณ์เพื่อทดสอบความแม่นยำของผลการพยากรณ์



บทที่ 4

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

การวิจัยเรื่อง การประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์แนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ผู้วิจัยได้นำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูล เก็บรวบรวมข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างจากประชากรในการศึกษาครั้งนี้คือ กลุ่มตัวอย่างแบบเฉพาะเจาะจง (Purposive sampling) คือกลุ่มผู้ให้บริการที่เป็นสถาบันการเงิน (Bank) เป็นผู้ให้บริการธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง) ผลการวิเคราะห์ โดยแบ่งออกเป็น 5 ตอน ดังนี้

ตอนที่ 4.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

ตอนที่ 4.2 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Stationary)

ตอนที่ 4.3 การวิเคราะห์รูปแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับเรียบเอ็กโปเนนเชียล (Smoothing Techniques)

ตอนที่ 4.4 การวิเคราะห์รูปแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

ตอนที่ 4.5 การเปรียบเทียบโมเดลและการสรุปผลแนวโน้มของการพยากรณ์จากตัวแบบ

ตอนที่ 4.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

4.1.1 การศึกษาลักษณะข้อมูลเบื้องต้น ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ตั้งแต่ช่วงเดือน มกราคม พ.ศ. 2553 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2562 การพิจารณาค่าสถิติต่าง ๆ ที่สำคัญ สามารถแสดงดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ค่าสถิติต่าง ๆ ที่สำคัญ ตั้งแต่ช่วงเดือน มกราคม พ.ศ. 2553 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2562

พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.
พ.ศ.	2553	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560	2561	2562
ค่าเฉลี่ย	1,324	1,662	3,024	4,767	9,112	1,994	8,752	102,494	225,991	386,315
ค่า มัธยฐาน	1,321	1,653	3,032	4,718	8,750	20,976	49,156	95,277	222,929	367,153
ค่าสูงสุด	1,453	1,883	3,681	5,919	12,619	31,703	66,854	152,893	306,302	467,417

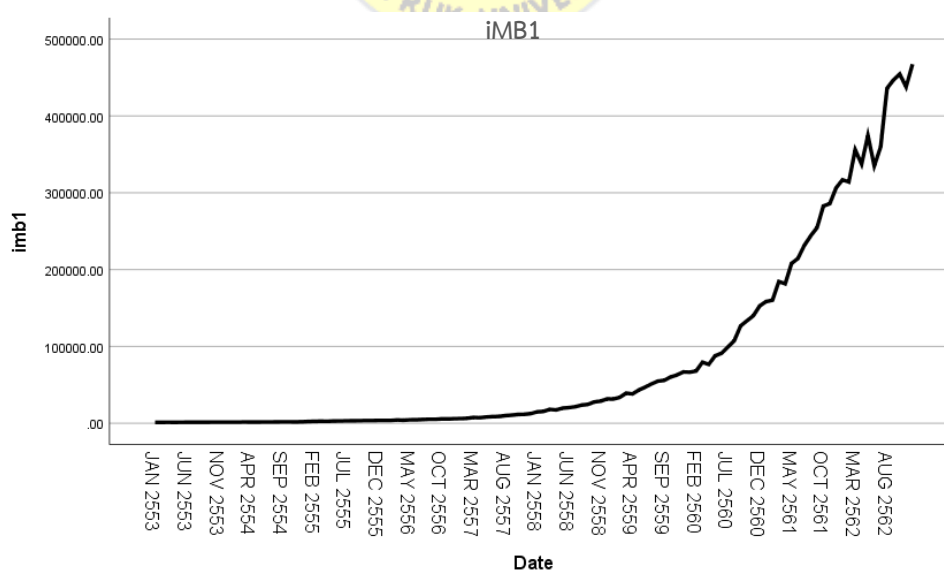
ตารางที่ 4.1 ค่าสถิติต่าง ๆ ที่สำคัญ ตั้งแต่ช่วงเดือน มกราคม พ.ศ. 2553 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2562 (ต่อ)

พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.	พ.ศ.
พ.ศ.	2553	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560	2561	2562
ค่าต่ำสุด	1,193	1,458	2,320	3,683	6,168	4,858	1,552	6,484	58,498	14,145
ค่าส่วน										
เบี่ยงเบน	97.53	42.61	61.27	68.34	2126.21	5413.38	11,722.38	29,486.14	942.5	57,853.6

มาตรฐาน.

จากตารางที่ 4.1 ในภาพรวมพบว่า ปีพ.ศ.2553 มีค่ามัธยฐาน (Median) ค่าต่ำสุดของข้อมูล (Minimum) ต่ำที่สุด คือ จำนวน 1,321 (ปริมาณรายการ (พันรายการ)) และจำนวน 1,193 (ปริมาณรายการ (พันรายการ)) ตามลำดับ แต่ในปีพ.ศ. 2562 กลับพบว่ามีค่าสูงสุดของข้อมูล (Maximum) สูงสุด และค่าเฉลี่ย (Mean) มากที่สุดคือ จำนวน 467,417 (ปริมาณรายการ (พันรายการ)) และจำนวน 386,315 (ปริมาณรายการ (พันรายการ)) ตามลำดับ

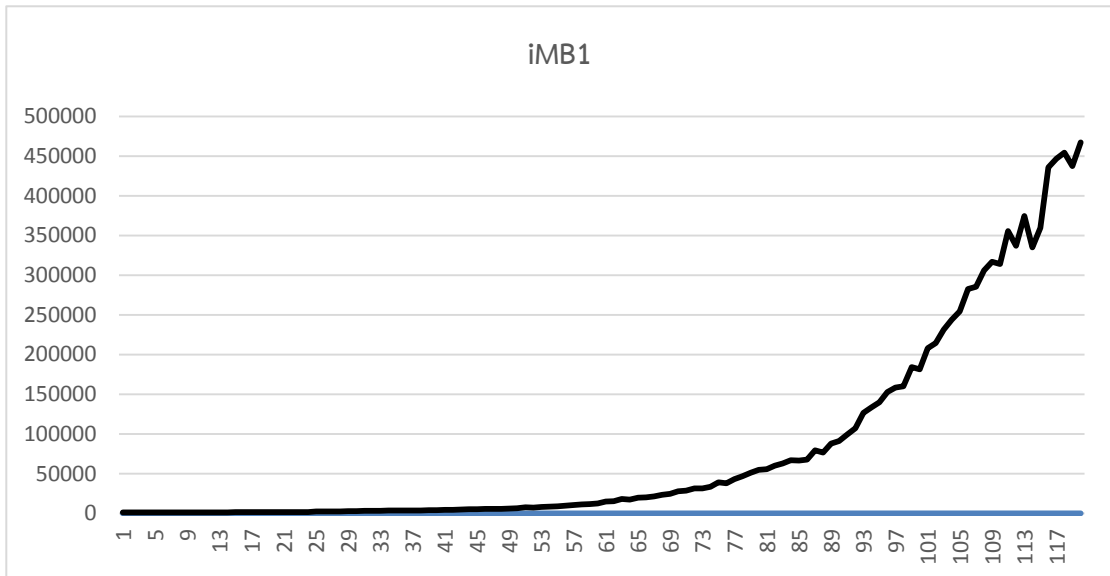
หลังจากได้ทำการวิเคราะห์ค่าสถิติต่าง ๆ ที่สำคัญ เรียบร้อยแล้ว ผู้วิจัยทำการตรวจสอบแหล่งข้อมูลและลักษณะข้อมูล โดยนำข้อมูลที่ได้มาพล็อตกราฟเพื่อดูความสัมพันธ์จำนวนปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง ของประเทศไทย(ปริมาณรายการ (พันรายการ)) กับเวลา (ปี) ดังภาพที่ 4.1



ภาพที่ 4.1 ความสัมพันธ์จำนวนปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง ของประเทศไทย(ปริมาณรายการ (พันรายการ)) กับเวลา (ปี)

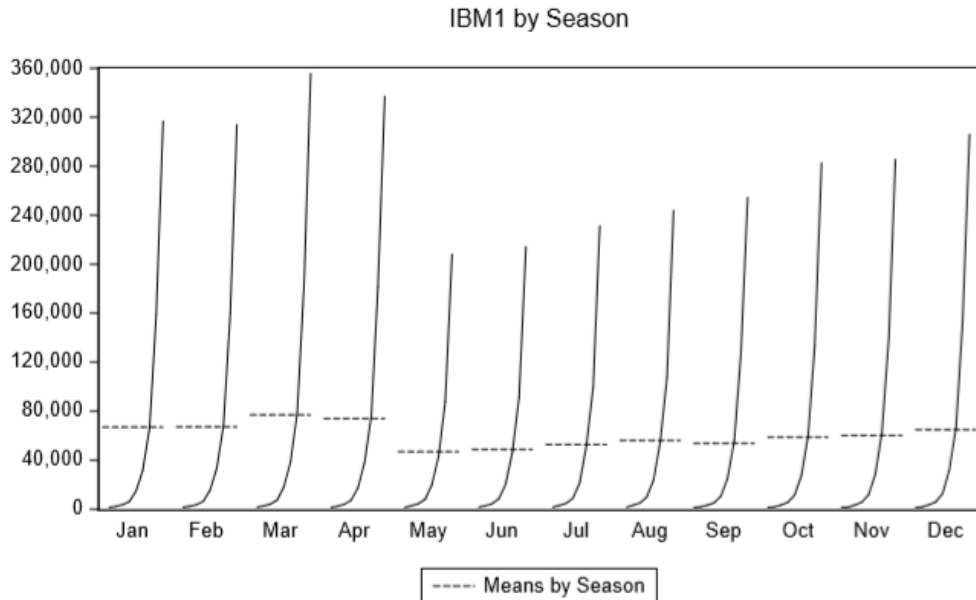
จากภาพที่ 4.1 สังเกตได้ว่าลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลมีแนวโน้มสูงขึ้นตามปี พ.ศ. ต่าง ๆ ซึ่งเป็นรูปแบบมีแนวโน้ม (Trend):ความต้องการเปลี่ยนไปอย่างมีทิศทาง

เมื่อผู้วิจัยทำการพลอตกราฟเพื่อพิจารณาความสัมพันธ์จำนวนปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง ของประเทศไทย(ปริมาณรายการ (พันรายการ)) กับเวลา (เดือน) สามารถแสดงดังภาพที่ 4.2



ภาพที่ 4.2 ความสัมพันธ์จำนวนปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง ของประเทศไทย(ปริมาณรายการ (พันรายการ)) กับเวลา (รายเดือน)

จากภาพที่ 4.2 ถ้าพิจารณาจากภาพจะพบว่าลักษณะของข้อมูลไม่มีลักษณะของการมี Cyclic (วัฏจักร) ดังนั้นถ้าพิจารณาโดยภาพรวมจากภาพทั้งหมดจะสังเกตเห็นว่าการเคลื่อนไหวของข้อมูลมีลักษณะมีแนวโน้ม (Trend) และมีอิทธิพลของ Season (ฤดูกาล) แสดงดังภาพที่ 4.3



ภาพที่ 4.3 ความสัมพันธ์จำนวนปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชัน โอมบายแบงก์กิ้ง ของประเทศไทย (ปริมาณรายการ (พันรายการ)) กับ ฤดูกาล

จากภาพที่ 4.3 พบว่าผลจากการศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาการศึกษา ความเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาเป็นการพิจารณาในเบื้องต้นก่อน ว่าอนุกรมเวลามีการเปลี่ยนแปลง ในลักษณะใด มีส่วนประกอบของอนุกรมเวลาใดบ้าง แนวโน้ม (trend component: T) ฤดูกาล (cyclical component: C) วัฏจักร (seasonal component: S) หรือเหตุการณ์ที่ผิดปกติ (irregular component: I) (ทั้งนี้ผู้วิจัยจะไม่นำส่วนประกอบด้านเหตุการณ์ที่ผิดปกติ มาพิจารณาในการสร้างตัวแบบในการวิจัยครั้งนี้) โดยพิจารณาจากกราฟของอนุกรมเวลาเทียบกับเวลา (Bowerman & O'Connell, 1993) เป็นที่เรียบร้อยแล้วนั้น ผู้วิจัยจะทำการวิเคราะห์ข้อมูลในขั้นตอนถัดไป

ตอนที่ 4.2 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Stationary)

ขั้นตอนนี้ผู้วิจัยทำการทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Stationary) ก่อนทำการวิเคราะห์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ซึ่งเป็นการทดสอบว่าแบบจำลองใดเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดระหว่างกรณีของ แบบจำลองที่ไม่มีค่าคงที่ และแนวโน้มเวลา (None) แบบจำลองที่มีค่าคงที่ (Intercept) และแบบจำลองที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา (Trend and Intercept) โดยการทดสอบการมีนัยสำคัญทางสถิติของสัมประสิทธิ์ของตัวถดถอย (ค่าคงที่หรือค่า แนวโน้มเวลา) โดยขั้นตอนการทดสอบดังนี้

ทั้งนี้การวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลา ส่วนมากจะพบปัญหาความไม่นิ่งของข้อมูล เนื่องจากข้อมูลนั้นมาจากกระบวนการเชิงสุ่ม (random process) เมื่อนำข้อมูลอนุกรมเวลาไป ใช้ได้ โดยไม่ได้ทำการตรวจสอบว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่งนั้นค่าสถิติที่เกิดขึ้นจะมีการแจกแจงไม่มาตรฐาน

(standard distributions) ทำให้นำไปสู่การลงความเห็นที่ผิดพลาดและความสัมพันธ์ที่ไม่แท้จริง (spurious regression) กล่าวคือ R มีค่าสูงมากและได้ค่าสถิติ t-test มีนัยสำคัญหรือสูงเกินกว่าความเป็นจริง ซึ่งสามารถแก้ไขได้ด้วยการทำให้ข้อมูลมีความนิ่งเสียก่อน โดยอาจใช้วิธีการหาผลต่าง (Difference) ของข้อมูลการแปลงให้อยู่ในรูป Logarithm หรือการ ทดสอบหาความสัมพันธ์ของตัวแปรในระยะยาว (Cointegration) เป็นต้น (จิตตฤณ ชลุดตง และ สมพร ปันโกษา, 2561) การพยากรณ์ความผันผวนดัชนีค่าเงินที่แท้จริงของประเทศคู่ค้าที่สำคัญของไทย

โดยการทดสอบหา Unit root ของข้อมูลนั้นเพื่อเช็คว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะความนิ่ง (stationary) $I(0)$; integrated of order 0] หรือมีลักษณะไม่นิ่ง (non-stationary) $I(d)$; $d > 0$, integrated of order d] เพื่อที่จะหลีกเลี่ยงข้อมูลที่มีค่าเฉลี่ย (mean) และความแปรปรวน (variances) ที่ไม่คงที่ในแต่ละช่วงเวลาที่แตกต่างกัน โดยใช้วิธีการทดสอบ คือ Augmented Dickey-Fuller test โดยวิธีการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller test จะทำการทดสอบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมนั้น มีจุดตัดแกนและแนวโน้มเวลาหรือไม่ โดยใช้ แบบจำลองคือ ปราศจากจุดตัดแกนและแนวโน้ม (without trend and intercept), มีจุดตัดแกนและแนวโน้ม (with trend and intercept) และมีจุดตัดแต่ปราศจากแนวโน้ม (with intercept but without trend) โดยใช้โปรแกรมทางสถิติ ซึ่งการทดสอบการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller test ดังกล่าวจะทำการเลือก lag length หรือตัวล่า ซึ่งในวิธีการนี้เราจะทำการกำหนดค่าความล่าสูงสุดที่ 12 เนื่องจากในการศึกษาครั้งนี้ข้อมูลที่นำมาศึกษานั้นเป็นข้อมูลรายเดือน จึงกำหนดให้มีความล่า ของข้อมูลในรอบระยะเวลา 1 ปี โดยทำการพิจารณาค่าตัวล่า (Lag Length) อัตโนมัติ (Automatic based on SIC , MAXLAG=12)

ส่วนการพิจารณาความนิ่งของข้อมูลนั้น วิเคราะห์ได้จากการ พิจารณาเปรียบเทียบค่าสถิติ Augmented Dickey-Fuller test statistic กับค่าสถิติ MacKinnon critical ณ ระดับนัยสำคัญร้อยละ 1, ร้อยละ 5 และร้อยละ 10 ของแบบจำลอง ถ้าค่าสถิติ Augmented Dickey-Fuller test statistic มีค่ามากกว่าค่า MacKinnon critical แสดงว่ายอมรับสมมติฐานหลัก (H_0) และ ปฏิเสธสมมติฐานรอง (H_1) ดังนั้นข้อมูลอนุกรมเวลา (time series) นั้นมีลักษณะไม่นิ่ง (non-stationary) ซึ่งเราจะทำการแก้ไขได้โดยการทำ differencing ลำดับที่ 1 หรือลำดับถัดไปจนกว่า ค่าสถิติ Augmented Dickey-Fuller test statistic จะมีค่าน้อยกว่าค่า MacKinnon critical ซึ่งจะ ปฏิเสธสมมติฐานหลัก (H_0) และ ยอมรับสมมติฐานรอง (H_1) แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลานั้นจะมีลักษณะนิ่ง (วรเดช เลิศชนะและสุรชัย จันทร์จรัส, 2553)

ทั้งนี้เพื่อตรวจสอบความเป็น Non-Stationary ของข้อมูลคณะผู้วิจัยได้ใช้โปรแกรมทางสถิติช่วยในการประมวลผล ผลการทดสอบสามารถแสดงดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 การทดสอบความนิ่งยูนิทรูท (unit root test) โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Payment	Test for Unit root in	Lag	ADF test	% Critical Value			*P-Value	Result
				1.00%	5.00%	10.00%		
None								
iMB1	level	12.00	2.495	-2.586	1.944	1.615	0.997	Non-Stationary
iMB1	1 st different	12.00	2.383	-2.587	1.944	1.615	0.996	Non-Stationary
Intercept								
iMB1	level	12.00	2.575	-3.491	2.888	2.581	1.000	Stationary
iMB1	1 st different	12.00	1.668	-3.493	2.889	2.581	1.000	Stationary
Trend and Intercept								
iMB1	level	12.00	2.748	-4.044	3.452	3.151	1.000	Stationary
iMB1	1 st different	12.00	-0.473	-4.047	3.453	3.152	0.983	Stationary

หมายเหตุ 1) Lag Length หมายถึงจำนวน lag order ที่เหมาะสมของข้อมูล ที่ถูกเลือกโดยอัตโนมัติในแบบจำลอง (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)

2) ระดับนัยสำคัญที่ .05

จากตารางที่ 4.2 ซึ่งผลการทดสอบความนิ่ง (Unit root) พบว่าข้อมูลตัวแปรเมื่อนำมาทดสอบยูนิทรูท (unit root test) โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller (ADF) ซึ่งสามารถวิเคราะห์ได้ว่าข้อมูลดังกล่าวมีลักษณะนิ่ง (Stationary) มีลักษณะข้อมูลที่ $I(0)$ เนื่องจากที่ระดับ level นั้นพบว่าเมื่อพิจารณาค่าสถิติในแบบจำลองมีจุดตัดแต่ปราศจากแนวโน้ม (with intercept but without trend) และมีจุดตัดแกนและแนวโน้ม (with trend and intercept) ณ ช่วง เวลา (Lag) เท่ากับ 12 โดยมีค่าสถิติ ADF Test เท่ากับ 2.575 และ 1.668 ตามลำดับ ซึ่งมีค่าน้อยกว่าค่า MacKinnon (1996) Critical ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก ยอมรับสมมติฐานรอง แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่ง (Stationary) แต่เนื่องจากยังมีข้อมูลในแบบจำลองยังมีลักษณะไม่นิ่ง (Non-Stationary) ในบางแบบจำลอง ผู้วิจัยจึงทำการ Order of Integration ในระดับที่สูงขึ้น โดยการหาผลต่างที่ 1

(1st Difference) หรือ I(1) ซึ่งพบว่าเมื่อพิจารณาค่าสถิติในแบบจำลองมีจุดตัดแต่ปราศจากแนวโน้ม (with intercept but without trend) และมีจุดตัดแกนและแนวโน้ม (with trend and intercept) ณ ช่วง เวลา (Lag) เท่ากับ 12 โดยมีค่าสถิติ ADF Test เท่ากับ 2.748 และ -0.473 ตามลำดับ ซึ่งมีค่าน้อยกว่าค่า MacKinnon (1996) Critical ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก ยอมรับสมมติฐานรองแสดงว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่ง (Stationary)

ดังนั้นสามารถอธิบายได้ว่าตัวแปรอิสระทุกตัวกับตัวแปรตามทั้งสองตัวมีความสัมพันธ์ในเชิงดุลยภาพในระยะยาวหรือมีลักษณะ Co-integration

ตอนที่ 4.3 การวิเคราะห์รูปแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับเรียบเอ็กโปเนนเชียล (Smoothing Techniques)

4.3.1 การคัดเลือกตัวแบบ

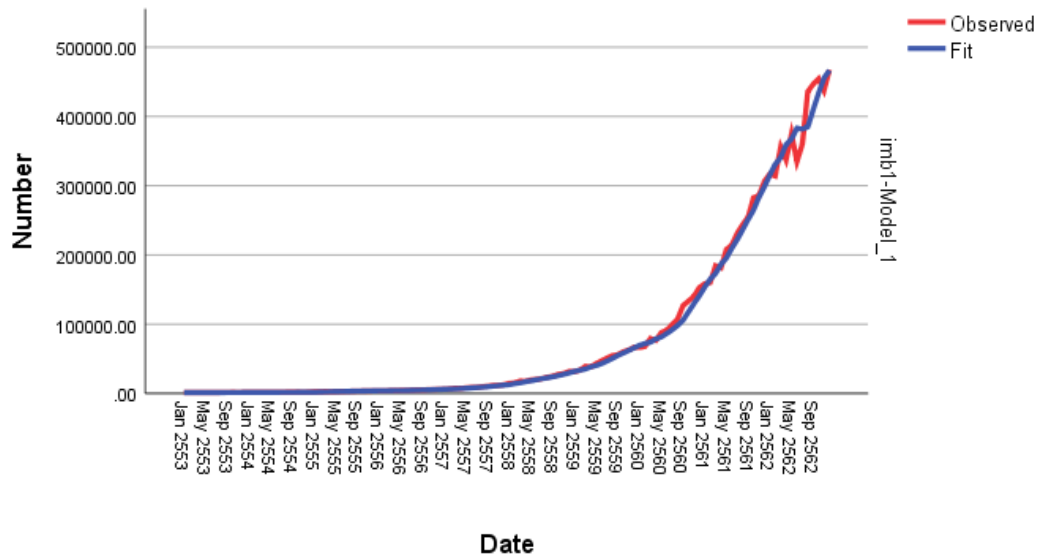
จากการพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวอนุกรมเวลาของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย เมื่อพิจารณาจากกราฟที่ได้ทำการพล็อตเรียบร้อยแล้วพบว่า อนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น และมีอิทธิพลของฤดูกาล ดังนั้นผู้วิจัยทำการเลือกตัวแบบโดยใช้เทคนิคการปรับเรียบ (Smoothing Techniques) ทั้งหมด 3 รูปแบบในการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบในครั้งนี้ โดยอ้างอิงเกณฑ์การพิจารณาเลือกตัวแบบตามตารางที่ 3.3 เทคนิคการปรับเรียบเอ็กโปเนนเชียล (Smoothing Techniques)

ดังนั้นผู้วิจัยทำการเลือกวิธีการปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียล คือ ตัวแบบ Holt และ Winters (Holt –Winters exponential smoothing method: HWS) แต่เพื่อให้ได้ตัวแบบที่ดีที่สุด ดังนั้นผู้วิจัยจะทำการเลือกตัวแบบ 3 เทคนิค โดยใช้โปรแกรมทางสถิติทำการประมวลผล เพื่อทำการเปรียบเทียบ สามารถแสดงดังต่อไปนี้

1. ตัวแบบ Holt's linear trend. แบบไม่มีผลกระทบของฤดูกาล (non- seasonal)
2. ตัวแบบ Simple Seasonal แบบมีผลกระทบของฤดูกาล (Seasonal)
3. ตัวแบบ Winters' Additive แบบมีผลกระทบของฤดูกาล (Seasonal)

สามารถแสดงผลการคำนวณดังต่อไปนี้

1. วิธีการปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบ Holt's linear trend. แสดงผลการคำนวณดัง
ภาพที่ 4.4

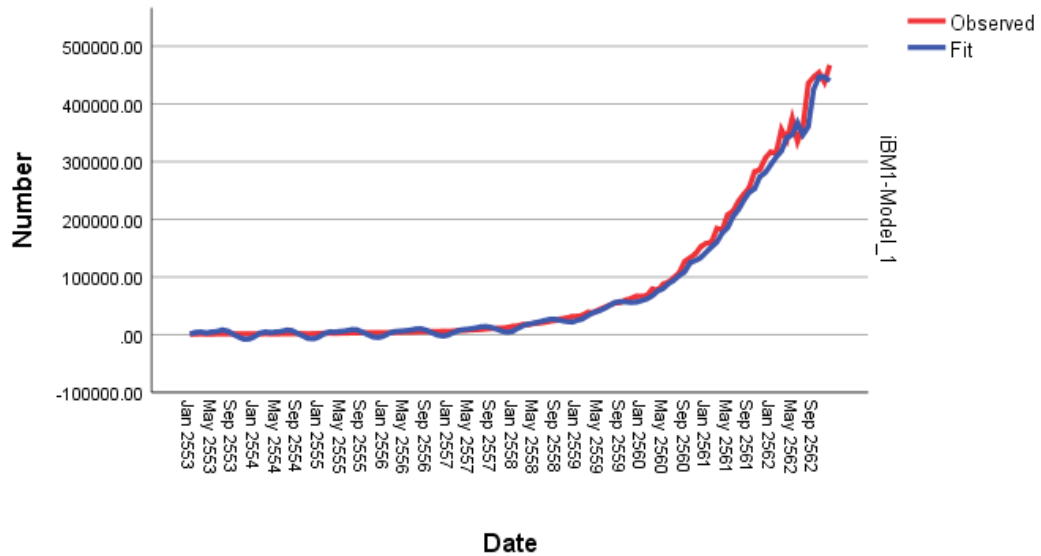


ภาพที่ 4.4 กราฟตัวแบบ Holt's linear trend.

จากภาพที่ 4.4 ผลจากการสร้างตัวแบบพยากรณ์ ด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบ Holt และ Winters (Holt –Winters exponential smoothing method: HWS) แบบไม่มีผลกระทบของฤดูกาล (Non-Seasonal) ตัวแบบ Holt's linear trend. พบว่า Schwarz's Bayesian Information Criterion (BIC) มีค่าเท่ากับ 18.408 และมีค่าสถิติการทดสอบ Ljung-Box อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ .05 (Ljung-Box (Q-statistic) ณ lag 18 = 16.00 ,p-value=0.020)

2. วิธีการปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบ Holt และ Winters (Holt –Winters exponential smoothing method: HWS) แบบมีผลกระทบของฤดูกาล (seasonal)

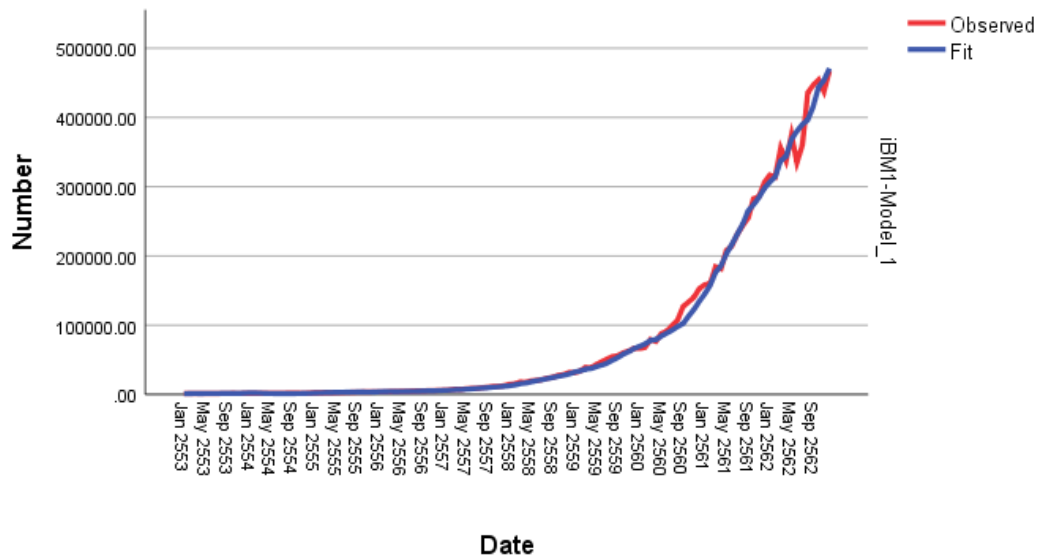
2.1 ตัวแบบ Simple Seasonal แสดงผลการคำนวณดังภาพที่ 4.5



ภาพที่ 4.5 กราฟตัวแบบ Simple Seasonal

จากภาพที่ 4.5 ผลจากการสร้างตัวแบบพยากรณ์ ด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt และ Winters (Holt –Winters exponential smoothing method: HWS) แบบมีผลกระทบของฤดูกาล (no seasonal) ตัวแบบ Simple Seasonal พบว่า Schwarz's Bayesian Information Criterion (BIC) มีค่าเท่ากับ 18.913 และมีค่าสถิติการทดสอบ Ljung-Box อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 (Ljung-Box Q ณ lag 18 = 16.00 ,p-value=0.000)

2.2 ตัวแบบ Winters' Additive แสดงผลการคำนวณดังภาพที่ 4.6



ภาพที่ 4.6 กราฟตัวแบบ Winters' Additive

จากภาพที่ 4.6 ผลจากการสร้างตัวแบบพยากรณ์ ด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt และ Winters (Holt –Winters exponential smoothing method: HWS) แบบมีผลกระทบของฤดูกาล (no seasonal) ตัวแบบ Winters' Additive พบว่า Schwarz's Bayesian Information Criterion (BIC) มีค่าเท่ากับ 18.271 และมีค่าสถิติการทดสอบ Ljung-Box อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 (Ljung-Box Q ณ lag 18 = 15.00 ,p-value=0.015)

เมื่อได้ผลการคำนวณมาทั้ง 3 รูปแบบเป็นที่เรียบร้อยแล้วผู้วิจัยทำการเปรียบเทียบลักษณะของตัวแบบ โดยพิจารณาจากค่า MAPE (ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) และค่า Schwarz's Bayesian Information Criterion (BIC) (สมเกียรติ เกตุเอี่ยม, 2548) โดยวิธีการพยากรณ์ใดมีค่า MAPE และ BIC ยิ่งน้อยมากเท่าใดแล้ว แสดงว่าแบบจำลองนั้นสามารถใช้เป็นตัวแทนของข้อมูลจริงได้อย่างเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด

ผลจากการคำนวณสามารถแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างตัววิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt และ Winters (Holt –Winters exponential smoothing method: HWS) ระหว่างแบบไม่มีผลกระทบของฤดูกาล (Non- seasonal) กับ แบบมีผลกระทบของฤดูกาล (Seasonal) ดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 การเปรียบเทียบตัวแบบวิธีการปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบ Holt และ Winters (Holt –Winters exponential smoothing method: HWS) แบบไม่มีผลกระทบของฤดูกาล (non- seasonal) กับแบบมีผลกระทบของฤดูกาล (Seasonal)

Model Statistics							
NO.	Model Type.	Model Fit statistics			Ljung-Box Q(18)		
		Stationary R-squared	MAPE	MAE	statistic	DF	*p-value
1.	Holt's linear trend.	0.994	4.930	4,188.977	29.694	16	0.020
2.	Simple season	0.990	89.233	7,622.754	124.807	16	0.000
3.	Winters' Additive	0.046	7.501	3,827.004	29.337	15	0.015

จากตารางที่ 4.3 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบวิธีการปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบ Holt และ Winters (Holt –Winters exponential smoothing method: HWS) ระหว่างแบบไม่มีผลกระทบของฤดูกาล (non- seasonal) กับแบบมีผลกระทบของฤดูกาล (Seasonal) ทั้ง 3 รูปแบบ โมเดล จากผลการคำนวณพบว่า ตัวแบบที่หนึ่งคือ ตัวแบบ Holt's linear trend มีค่า Stationary R-squared คือ 0.994 MAPE คือ 4.930 เปอร์เซ็น ค่า MAE คือ 4,188.977 ปริมาณรายการ และโดยมีค่า p-value คือ 0.20 และค่า สถิติ Ljung-Box Q(18) คือ 29.694 ตัวแบบที่สองคือ ตัวแบบ Simple season trend มีค่า Stationary R-squared คือ 0.990 MAPE คือ 89.233 เปอร์เซ็น ค่า MAE คือ 7,622.754 ปริมาณรายการ โดยมีค่า p-value คือ 0.000 และค่าสถิติ Ljung-Box Q(18) คือ 124.807 และตัวแบบที่สามคือ ตัวแบบ Winters' Additive มีค่า Stationary R-squared คือ 0.046 MAPE คือ 7.5 เปอร์เซ็น ค่า MAE คือ 3,827.004 ปริมาณรายการ โดยมีค่า p-value คือ 0.015

พิจารณาเกณฑ์ในการวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากเทคนิคที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดจะเป็นเทคนิคที่มีความแม่นยำที่สุดสามารถ คือค่า MAPE (mean absolute percentage error, MAPE) ซึ่งพบตัวแบบ Holt's linear trend ให้ค่า MAPE หรือค่าสัมบูรณ์ของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อน (mean absolute percentage error, MAPE) น้อยที่สุด 4.930 และมีค่าไม่เกิน 30% ตามที่ทีมผู้วิจัยรับได้ เมื่อพิจารณาที่ค่า p-value พบว่า ค่า p-value คือ 0.020

ซึ่งยอมรับสมมติฐานรอง มีนัยสำคัญทางสถิติ 0.05 ($p\text{-value} < 0.05$) จึงพิจารณาเลือกตัวแบบดังกล่าว มาดำเนินการพยากรณ์ทดสอบในขั้นตอนถัดไป

4.3.2 การพยากรณ์(Forecasting) แนวโน้ม และ การประเมินความแม่นยำ จากตัวแบบ Holt's linear trend.

4.3.2.1 พิจารณาเกณฑ์ในการวัดความแม่นยำของการพยากรณ์จากตัวแบบ Holt's linear trend.

โดยในขั้นตอนนี้ ผู้วิจัยทำการนำสมการพยากรณ์ที่สร้างจากรูปแบบการพยากรณ์ที่กำหนด และผ่านการตรวจสอบรูปแบบมาพยากรณ์ ดำเนินการพยากรณ์ย้อนหลังไป (Backcast) จำนวน 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) ปี พ.ศ. 2562 และทำการพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) จำนวน 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) เทียบกับข้อมูลจริง (Observe/Actual) ของปริมาณรายการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ในการพยากรณ์ค่าในอนาคต ปี พ.ศ. 2563 โดยสามารถทำการพยากรณ์แบบจุด (Point forecast) และ การพยากรณ์แบบช่วง (Interval forecast) ทั้งนี้ในการพยากรณ์ ตัวแบบ Holt's linear trend จะให้ค่าพยากรณ์ไปข้างหน้าที่ดีในช่วงเวลาสั้น ๆ

การประเมินความแม่นยำใช้เกณฑ์ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบ พิจารณาจากเกณฑ์ดังต่อไปนี้

1. ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error, RMSE)
2. ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (mean absolute error, MAE)
3. ค่าสัมบูรณ์ของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อน (mean absolute percentage error, MAPE)

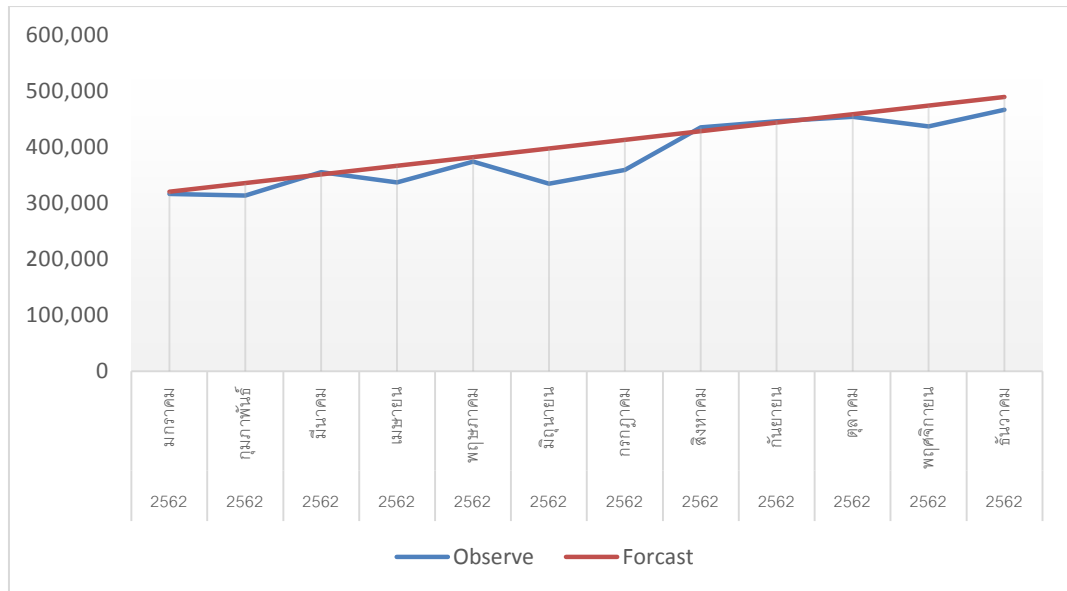
ทั้งนี้ในการวิจัยครั้งนี้จะใช้ค่า MAPE เป็นเกณฑ์ในการวัดความแม่นยำของการพยากรณ์โดยพิจารณาจากเทคนิคที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดจะเป็นเทคนิคที่มีความแม่นยำที่สุด ซึ่งสามารถแสดงผลดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 การเปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากตัวแบบ Holt's linear trend. ย้อนหลัง (Backcast) ไป 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) กับข้อมูลจริงของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย

Holt's linear trend.						
Years	Months.	Actual	Backcast	MAE	MAPE	RMSE
2562	January	316,909	321,064.70	4,155.70	1.31	17,269,842.49
2562	February	314,145	336,437.41	22,292.41	7.10	496,951,543.61
2562	March	355,862	351,810.12	4,051.88	1.14	16,417,731.53
2562	April	337,222	367,182.83	29,960.83	8.88	897,651,334.29
2562	May	374,606	382,555.55	7,949.55	2.12	63,195,345.20
2562	June	335,056	397,928.26	62,872.26	18.76	3,952,921,077.51
2562	July	359,700	413,300.97	53,600.97	14.90	2,873,063,984.94
2562	August	435,884	428,673.68	7,210.32	1.65	51,988,714.50
2562	September	446,740	444,046.39	2,693.61	0.60	7,255,534.83
2562	October	454,550	459,419.10	4,869.10	1.07	23,708,134.81
2562	November	437,691	474,791.81	37,100.81	8.48	1,376,470,102.66
2562	December	467,417	490,164.52	22,747.52	4.87	517,449,666.15
Total Averages				21,625.41	5.91	29,289.28

จากตารางที่ 4.4 พบว่าค่าพยากรณ์จากตัวแบบ Holt's linear trend มีเปอร์เซ็นต์ค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) หรือ ความถูกต้องของการพยากรณ์คิดเป็น 5.91 เปอร์เซ็นต์ โดยที่ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) หรือคือ ค่าเฉลี่ยที่เกิดจากความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ที่เกิดการคลาดเคลื่อนจำนวน 21,625.41 ปริมาณรายการ โดยพบว่ามีค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) หรือค่าที่คลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ยจากค่าจริงจำนวน 29,289.28 (ปริมาณรายการ)

ผู้วิจัยสามารถจะนำผลจากการประมวลผลการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Holt's linear trend. ย้อนหลังไป 1 ช่วงเวลา (Backcast) (จำนวน 12 เดือน) เทียบกับข้อมูลจริง (Observed /Actual) ของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562 ในรูปแบบกราฟ ซึ่งแสดงดังภาพที่ 4.7



ภาพที่ 4.7 การเปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากตัวแบบ Holt's linear trend. ย้อนหลัง (Backcast) ไป 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) กับข้อมูลจริง (Observed /Actual) ของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562

จากภาพที่ 4.7 พบว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Holt's linear trend. เมื่อนำมาเทียบกับข้อมูลจริง (Observed /Actual) ของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562 ยังมีความแตกต่างจากค่าจริงซึ่งมีบางเดือน เท่านั้นที่ค่าพยากรณ์ได้เกือบเทียบเท่าค่าข้อมูลจริง

4.3.2.2 การพยากรณ์(Forecasting)แนวโน้มจากตัวแบบ Holt's linear trend.

ในขั้นตอนนี้ผู้วิจัยทำการพยากรณ์หาค่าแนวโน้มและพยากรณ์ปริมาณรายการการชำระธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทยด้วยตัวแบบ Holt's linear trend

ผู้วิจัยทำการพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) ด้วยตัวแบบ Holt's linear trend เพื่อทำการพยากรณ์ปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2563 สามารถแสดงผลดัง ตารางที่ 4.5 และ ตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.5 ค่าสถิติที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Holt's linear trend จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (12 เดือน)

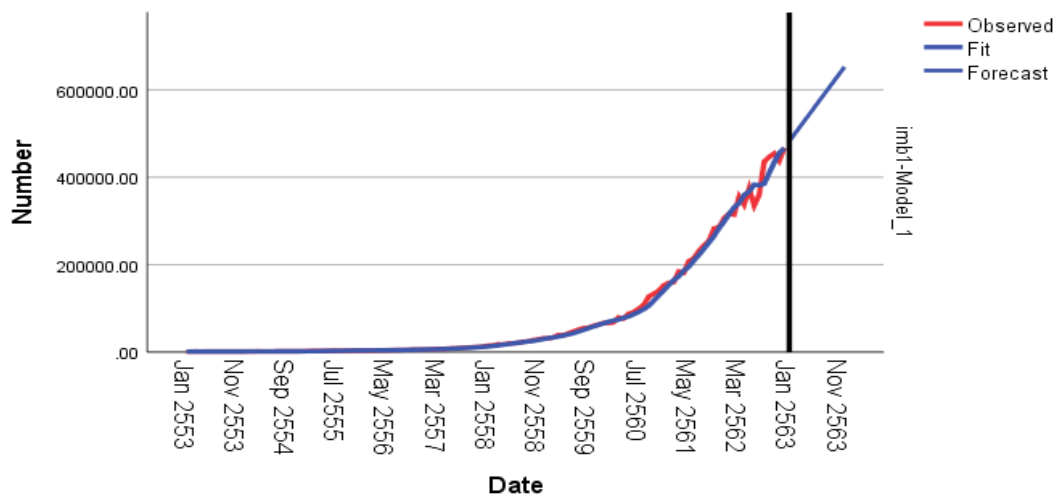
Model Statistics						
Model	Model Fit statistics			Ljung-Box Q(18)		
	R-squared	MAPE	MAE	Statistics	DF	*P-Value
iMb1- Model_1	0.994	4.930	4188.977	29.694	16	0.020

จากตารางที่ 4.5 จากการตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบสมการที่เหมาะสมสำหรับใช้พยากรณ์คือ แบบจำลอง Holt's linear trend เป็นแบบจำลองพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพและมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ เนื่องจากค่า MAPE มีค่าอยู่ในระดับที่สามารถยอมรับได้คือไม่เกิน 30%

ตารางที่ 4.6 การพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) ด้วยตัวแบบ Holt's linear trend เพื่อทำการพยากรณ์ปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2563

ตัวแบบ Holt's linear trend	
Predict in 2563	Forecast values.
January	482,370.93
February	497,836.27
March	513,301.60
April	528,766.94
May	544,232.28
June	559,697.62
July	575,162.96
August	590,628.30
September	606,093.64
October	621,558.98
November	637,024.32
December	652,489.66

ทั้งนี้สามารถนำมาค่าจริงปี 2553-2562 มาแสดงการเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบในปี 2553-2563 ค่าที่ได้จากการพยากรณ์จาก ตารางที่ 4.6 มาทำการพล็อตกราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1 ช่วงเวลาจากตัวแบบดังภาพที่ 4.8



ภาพที่ 4.8 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1

ช่วงเวลา (12 เดือน) ปี พ.ศ. 2563 จากตัวแบบตัวแบบ Holt's linear trend

จากตารางที่ 4.6 และภาพที่ 4.8 ผลจากการประมวลผลสามารถอธิบายได้ว่าจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ Holt's linear trend. ค่าที่ได้การพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา พบว่าค่าพยากรณ์ เดือนมกราคม ถึง เดือน มีนาคม พ.ศ. 2563 มีค่าพยากรณ์ที่ได้คือ 482,370.93, 497,836.27 และ 513,301.60 (ปริมาณรายการ (พันรายการ)) ตามลำดับซึ่งเมื่อพิจารณาจากกราฟในปี พ.ศ. 2563 นั้นยังคงมีแนวโน้มที่สูงขึ้น

เมื่อเสร็จขั้นตอนการประมวลผลด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียล สามารถสรุปได้ว่าด้วยวิธีการปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียล (Smoothing Techniques) ตัวแบบที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลคือ ตัวแบบ Holt's linear trend .

ในขั้นตอนถัดไปผู้วิจัยดำเนินการสร้างตัวแบบโดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

ตอนที่ 4.4 การวิเคราะห์รูปแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

ขั้นตอนของรูปแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins) มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

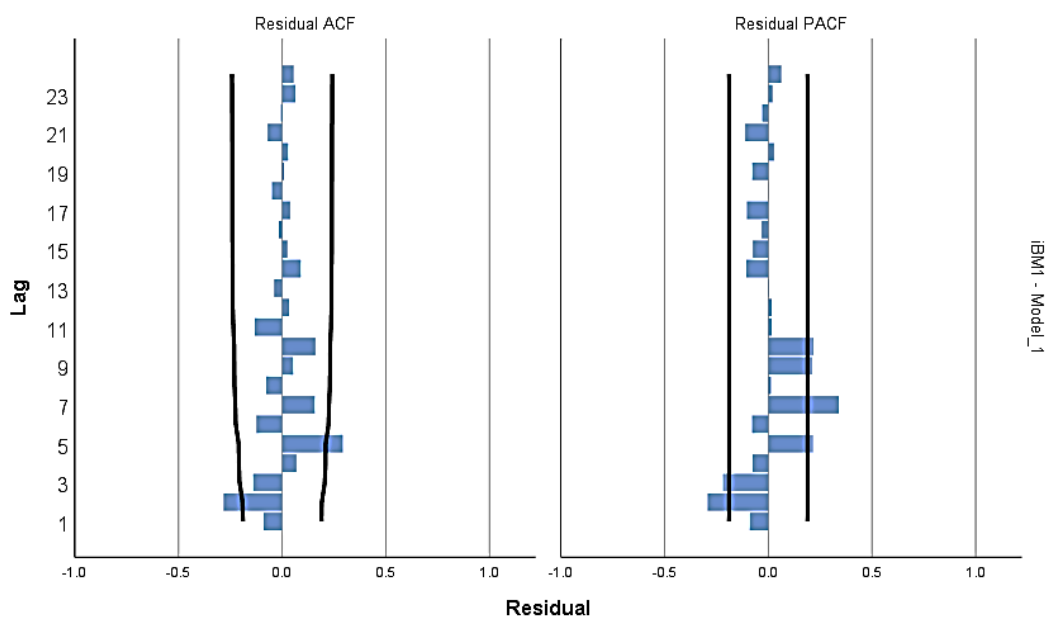
4.4.1 การกำหนดรูปแบบ (Identification)

เนื่องจากอนุกรมเวลาที่จะนำไปใช้กับแบบจำลองของบ็อก-เจนกินส์ (Box-Jenkins) ได้นั้น นอกจากต้องมีคุณสมบัติคงที่ (Stationary) ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการทดสอบในขั้นตอนที่ 4.2 การทดสอบ

ความนิ่งของข้อมูล (Stationary ด้วยวิธีการทดสอบความนิ่งยูนิทรูท (unit root test) โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller (ADF) เป็นที่เรียบร้อยแล้ว สามารถสรุปได้ว่า ข้อมูลที่นำมาใช้มีลักษณะไม่คงที่ และ ต้องทำ 1st difference จึงจะทำให้ข้อมูลมีลักษณะคงที่ ดังนั้นแบบจำลอง ARIMA ของข้อมูลชุดนี้จะมี Integrated (I) = 1 หรือ d= 1

4.4.2 การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ (Estimation)

เพื่อหารูปแบบที่คิดว่าเหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาโดยใช้วิธีพิจารณาเปรียบเทียบจาก Residual ที่ระดับ 1st difference เพื่อหาพารามิเตอร์ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเอง [Autocorrelation (ACF) = AR: (p)] และสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน [Patial Autocorrelation Function (PACF)= MA: (q)] แสดงผลดังภาพที่ 4.9



ภาพที่ 4.9 ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเอง [Autocorrelation (ACF)] และสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน [Partial Correlation (PACF)]

จากภาพที่ 4.6 เมื่อพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF จะพบว่า กราฟแห่ง Residual ACF นั้นที่ลำดับ lag ที่ 1-11 แห่งกราฟ ในลำดับ Lag ที่ 2 เป็นแห่งกราฟแรกที่ยื่นเกินเส้น fit value ที่ได้จากการคำนวณ ดังนั้น AR (2) หรือ p=2 หลังจากลำดับ lag ที่ 12-24 เป็นต้นไป ไม่มีแห่งไหนเกินเส้น fit value ที่ได้จากการคำนวณ ที่เกินมาดังนั้น MA (0) หรือ q= 0

กราฟแท่ง Residual PACF นั้นที่ลำดับ lag ที่ 1-11 แท่งกราฟ ในลำดับ Lag ที่ 2 เป็นแท่งกราฟแรกที่ยื่นเกินเส้น Fit value ที่ได้จากการคำนวณ ดังนั้นจะได้ค่า AR(2) หรือ P=2 หลังจากลำดับ lag ที่ 12-24 เป็นต้นไป ไม่มีแท่งไหนเกินเส้น Fit value ที่ได้จากการคำนวณ ที่เกินมาดังนั้น MA (0) หรือ Q= 0

ดังนั้นรูปแบบของตัวแบบคือ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂

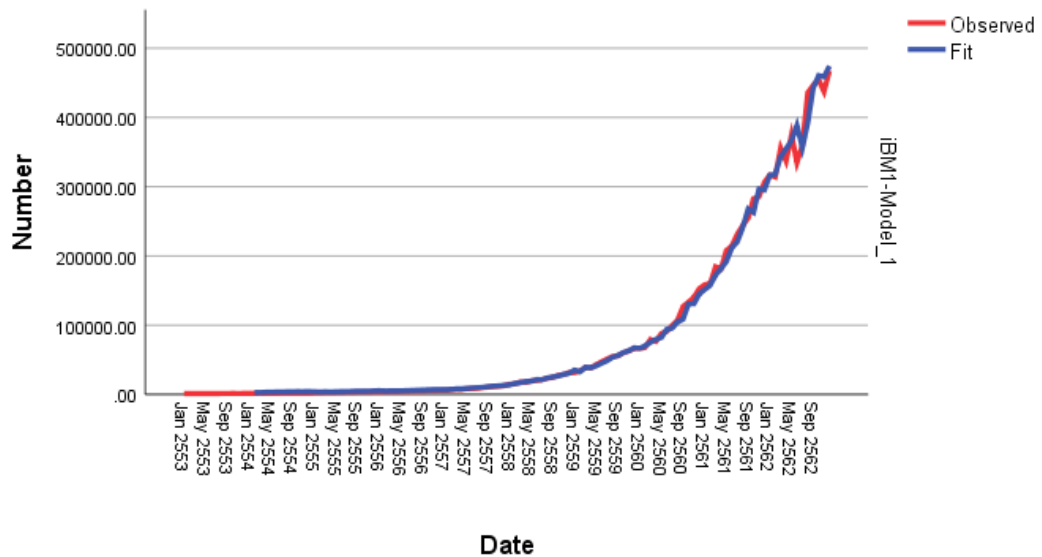
ขั้นตอนที่ 4.4.3 การตรวจสอบรูปแบบ (Diagnostic checking)

เมื่อกำหนดรูปแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ในรูปแบบแล้ว ต้องตรวจสอบอีกครั้งว่ารูปแบบที่กำหนดมีความเหมาะสมจริงหรือไม่ โดยการทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบโดยทดสอบของ Box-Pierce (Ljung-Box) สามารถแสดงผลดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.7 ค่าสถิติของตัวแบบพยากรณ์ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂

ARIMA(2,1,0)(2,1,0) ₁₂					
Model Fit statistics			Ljung-Box Q(18)		
R-squared	MAPE	MAE	Statistics	DF	*P-Value
0.996	22.664	4,036.749	33.686	14	0.002

จากตารางที่ 4.7 พบว่า ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ มีค่า MAPE คือ 22.664 ซึ่งไม่เกิน 30% ค่า MAE คือ 4,036.749 ค่า R-squared ที่ 0.996 ค่าสถิติ Ljung-Box Q(18) คือ 33.686 โดยมีค่า p-value คือ 0.002 ซึ่งยอมรับสมมติฐานรอง มีนัยสำคัญทางสถิติ 0.05 (p-value <0.05) จึงถือว่าตัวแบบนี้ใช้ได้ สามารถอธิบายแสดงผลการคำนวณดังภาพที่ 4.10



ภาพที่ 4.10 การเปรียบเทียบลักษณะของค่าพยากรณ์จากตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ กับ ข้อมูลจริง (Observed /Actual)

จากภาพที่ 4.10 เมื่อนำข้อมูลพล็อตกราฟจะเห็นว่าลักษณะเส้นกราฟของค่าข้อมูลพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ กับ ข้อมูลจริง (Observed /Actual) นั้นลักษณะเส้นกราฟมีรูปร่างที่ใกล้เคียงกัน แต่ยังคงมีความต่างกันเล็กน้อยของลักษณะเส้นกราฟ

ขั้นตอนที่ 4.4. การพยากรณ์ (Forecasting) และการประเมินความแม่นยำ

4.4.1 การประเมินความแม่นยำ จากตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂

ผู้วิจัยนำสมการพยากรณ์ที่สร้างจากรูปแบบการพยากรณ์ที่กำหนดและผ่านการตรวจสอบรูปแบบมาพยากรณ์ ทีมผู้วิจัยทำการพยากรณ์ย้อนหลังไป (Backcast) จำนวน 1 ช่วงเวลา และทำการพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forecast) จำนวน 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) เทียบกับข้อมูลจริงของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ในการพยากรณ์ค่าในอนาคต (ปี พ.ศ. 2563) โดยสามารถทำการพยากรณ์แบบจุด (Point forecast) และ การพยากรณ์แบบช่วง (Interval forecast) ทั้งนี้ในการพยากรณ์แบบบอก-เงินกินส์ (Box and Jenkins) จะให้ค่าพยากรณ์ไปข้างหน้าที่ดีในช่วงเวลาสั้น ๆ

การประเมินความแม่นยำใช้เกณฑ์ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบ 3 เกณฑ์ ได้แก่

1. ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error, RMSE)
2. ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (mean absolute error, MAE)
3. ค่าสัมบูรณ์ของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อน (mean absolute percentage error, MAPE)

ทั้งนี้ในการวิจัยครั้งนี้จะใช้ค่า MAPE เป็นเกณฑ์ในการวัดความแม่นยำของการพยากรณ์โดยพิจารณาจากเทคนิคที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดจะเป็นเทคนิคที่มีความแม่นยำที่สุด สามารถแสดงผลดังตารางที่ 4.8

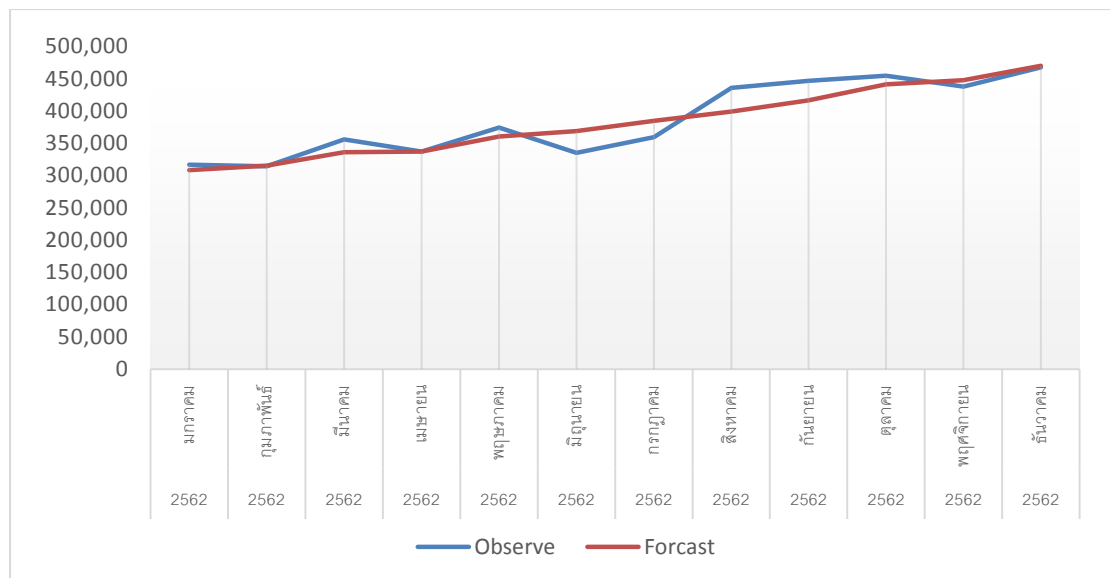
ตารางที่ 4.8 การเปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากตัวแบบสมการพยากรณ์ย้อนหลัง (Backcast) ไป 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) กับข้อมูลจริงของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย

ARIMA (2,1,0)(2,1,0) ₁₂						
Years.	Months.	Observe	Forecast	MAE	MAPE	RMSE
2562	January	316,909	308,183.52	8,725.48	2.75	76,134,001.23
2562	February	314,145	315,524.57	1,379.57	0.44	1,903,213.38
2562	March	355,862	336,080.51	19,781.49	5.56	391,307,346.62
2562	April	337,222	337,129.07	92.93	0.03	8,635.98
2562	May	374,606	360,313.59	14,292.41	3.82	204,272,983.61
2562	June	335,056	368,803.00	33,747.00	10.07	1,138,860,009.00
2562	July	359,700	384,788.96	25,088.96	6.97	629,455,913.88
2562	August	435,884	399,305.21	36,578.79	8.39	1,338,007,877.86
2562	September	446,740	416,506.60	30,233.40	6.77	914,058,475.56
2562	October	454,550	441,134.36	13,415.64	2.95	179,979,396.61
2562	November	437,691	447,817.79	10,126.79	2.31	102,551,875.70
2562	December	467,417	469,850.01	2,433.01	0.52	5,919,537.66
Total Averages				16,324.62	4.22	20,376.58

จากตารางที่ 4.8 จากตัวแบบสมการพยากรณ์ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ เมื่อทำการประมวลผลแบบย้อนหลัง (Backcast) ไป 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) เมื่อนำมาเทียบกับข้อมูลจริงของ

ปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ใน การประเมินความแม่นยำของ Model พบว่า ตัวแบบสมการพยากรณ์ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ มี ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) คิดเป็น 4.22 เปอร์เซ็นต์

ผู้วิจัยสามารถจะนำผลจากการประมวลผลการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ ด้วยตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ ย้อนหลังไป 1 ช่วงเวลา (Backcast) (จำนวน 12 เดือน) เทียบกับข้อมูลจริง (Observed /Actual) ของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่าน แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562 ในรูปแบบกราฟ ซึ่งแสดงดังภาพที่ 4.11



ภาพที่ 4.11 การเปรียบเทียบค่าพยากรณ์จากตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ ย้อนหลัง (Backcast) ไป 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) กับข้อมูลจริง (Observed /Actual) ของปริมาณ รายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562

จากภาพที่ 4.11 พบว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ เมื่อนำมาเทียบกับข้อมูลจริง (Observed /Actual) ของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2562 ยังมีความแตกต่างจากค่าจริงซึ่งมี บางเดือน เท่านั้นที่ค่าพยากรณ์ได้เกือบเทียบเท่าค่าข้อมูลจริง

4.3.2.2 การพยากรณ์ (Forecasting) แนวโน้ม จากตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂

ผู้วิจัยทำการพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) กับข้อมูลจริงของปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย แสดงผลดังตารางที่ 4.9 และ ตารางที่ 4.10

ตารางที่ 4.9 ค่าสถิติที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (12 เดือน)

Model Statistics						
Model	Model Fit statistics			Ljung-Box Q(18)		
	R-squared	MAPE	MAE	Statistics	DF	*p-Value
iMb1-Model_1	0.996	22.395	4,040.566	33.702	14	0.002

จากตารางที่ 4.9 จากการตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบสมการพยากรณ์ สามารถสรุปได้ว่า แบบจำลอง ARIMA(2,1,0)(2,1,0)₁₂ เป็นแบบจำลองพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพและมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์ เนื่องจาก ค่า MAPE มีค่าอยู่ในระดับที่สามารถยอมรับได้คือไม่เกิน 30%

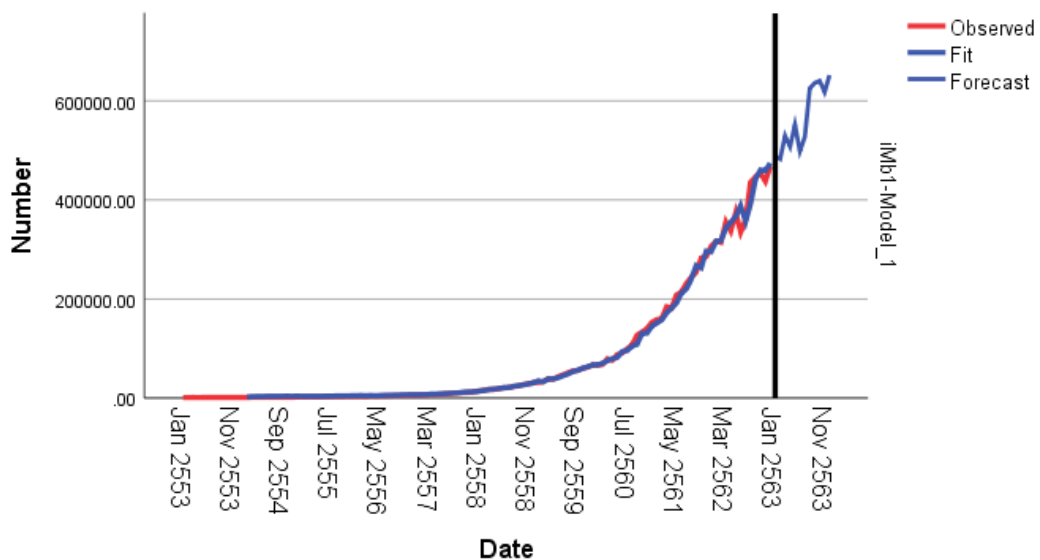
ตารางที่ 4.10 การพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) ด้วยตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ เพื่อทำการพยากรณ์ปริมาณรายการการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2563

Predict in 2563	Forecast values.
January	488,215.61
February	482,640.49
March	529,608.72
April	507,442.07
May	551,733.19
June	498,013.97
July	526,627.47
August	625,085.24
September	636,028.36
October	640,423.81

ตารางที่ 4.10 การพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา (จำนวน 12 เดือน) ด้วยตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ เพื่อทำการพยากรณ์ปริมาณรายการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2563

Predict in 2563	Forecast values.
November	617,585.36
December	652,135.61

ทั้งนี้สามารถนำมาค่าจริงปี 2553-2562 มาแสดงการเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบในปี 2553-2563 ค่าที่ได้จากการพยากรณ์จาก ตารางที่ 4.10 มาทำการพล็อตกราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1 ช่วงเวลาจากตัวแบบดังภาพที่ 4.12



ภาพที่ 4.12 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) ปี พ.ศ. 2563 จากตัวแบบตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂

จากตารางที่ 4.10 และ ภาพที่ 4.12 ผลจากการประมวลผลสามารถอธิบายได้ว่าจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ ค่าที่ได้การพยากรณ์ไปข้างหน้า (Forward) 1 ช่วงเวลา พบว่าค่าพยากรณ์ เดือนมกราคม ถึง เดือน มีนาคม พ.ศ. 2563 มีค่าพยากรณ์ที่ได้คือ 488,215.61, 482,640.49 และ 529,608.72 (ปริมาณรายการ (พันรายการ)) ตามลำดับ ซึ่งเมื่อพิจารณาจากกราฟในปี พ.ศ. 2563 นั้นพบว่ายังคงมีแนวโน้มที่สูงขึ้น

ตอนที่ 4.5 การเปรียบเทียบโมเดล และ สรุปค่าแนวโน้มของการพยากรณ์จากตัวแบบ

4.5.1 ผู้วิจัยทำการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการพยากรณ์ ทั้ง 2 วิธี ผลจากการศึกษาการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการพยากรณ์แบบปรับเรียบเอ็กโพเนนเชียล (Holt's linear trend.) กับวิธีการพยากรณ์แบบบอซ-เจนกินส์ (ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂) แสดงผลดังตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 การเปรียบเทียบการพยากรณ์ปริมาณรายการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ปี พ.ศ. 2563 วิธีการพยากรณ์แบบปรับเรียบเอ็กโพเนนเชียล (Holt's linear trend.) กับ วิธีการพยากรณ์แบบบอซ-เจนกินส์ (ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂)

ค่าการพยากรณ์แนวโน้ม (Predict) ปี 2563 (ปริมาณรายการ(พันรายการ))		
Months	Box-Jenkins	Smooth exponential
	ARIMA (2,1,0)(2,1,0) ₁₂	Holt's linear trend.
January	482,370.93	488,215.61
February	497,836.27	482,640.49
March	513,301.60	529,608.72
April	528,766.94	507,442.07
May	544,232.28	551,733.19
June	559,697.62	498,013.97
July	575,162.96	526,627.47
August	590,628.30	625,085.24
September	606,093.64	636,028.36
October	621,558.98	640,423.81
November	637,024.32	617,585.36
December	652,489.66	652,135.61
Total	6,809,163.50	6,755,539.90
สรุปผลการประเมินความแม่นยำ		
MAPE	4.22	5.91
MAD	16,324.62	21,625.41
RMSE	20,376.58	29,289.28

จากตารางที่ 4.11 พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่า MAPE หรือ ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ที่ได้จากการพยากรณ์โดยวิธีบอกซ์-เจนกินส์ ตัวแบบ ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂ มีค่า MAPE น้อยกว่า วิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียล ตัวแบบ Holt's linear trend. โดยค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์คิดเป็น 4.22 เปอร์เซ็นต์ เมื่อเปรียบเทียบกับรูปแบบการพยากรณ์แบบเทคนิคการปรับเรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Smooth exponential) ตัวแบบ Holt's linear trend. ซึ่งมีความมากกว่า คิดเป็น 5.91 เปอร์เซ็นต์

ผลของการพยากรณ์ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย พบว่าเมื่อทำการพยากรณ์ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ในช่วงระยะสั้นๆ คือ ระหว่าง เดือนมกราคม พ.ศ. 2563 ถึง เดือน มีนาคม พ.ศ. 2563 มีค่าพยากรณ์ที่ได้คือจำนวน 488,215.61 (ปริมาณรายการ(พันรายการ)), จำนวน 482,640.49 (ปริมาณรายการ(พันรายการ)) และ จำนวน 529,608.72 (ปริมาณรายการ(พันรายการ)) ตามลำดับ

และเมื่อพิจารณาผลของการพยากรณ์แนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ซึ่งเมื่อพิจารณาจากกราฟข้อมูลการพยากรณ์ 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) ในปี พ.ศ. 2563 พบว่ามีแนวโน้มปริมาณการทำธุรกรรมการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งมีแนวโน้มที่สูงขึ้นคิดเป็น 146.88 เปอร์เซ็นต์.เมื่อเทียบกับปี พ.ศ. 2562.

บทที่ 5

สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

การประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาของบอซ-เจนกินส์ เพื่อพยากรณ์ปริมาณธุรกรรมการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาแนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย และ เพื่อพยากรณ์ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย

สามารถสรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และมีข้อเสนอแนะดังรายละเอียดต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

การประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาของบอซ-เจนกินส์ เพื่อพยากรณ์ปริมาณธุรกรรมการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง โดยรวบรวมข้อมูลปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง ของประเทศไทยเป็นข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2553 - ปี พ.ศ. 2562 โดยมีจำนวนทั้งสิ้น 120 ข้อมูล ผู้วิจัยได้ทำการทำการเปรียบเทียบ 2 วิธีการคือ วิธีการพยากรณ์แบบปรับเรียบเอ็กโพเนนเชียล (Holt's linear trend.) กับ วิธีการพยากรณ์บอซ-เจนกินส์ (ARIMA (2,1,0)(2,1,0)₁₂)

พบว่าวิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีบอซ-เจนกินส์ ตัวแบบ ARIMA(2,1,0)(2,1,0)₁₂ คือตัวแบบที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลมากที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error) หรือ MAPE มีค่าคิดเป็น 4.22 เปอร์เซ็นต์ ที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์.

ผลของการพยากรณ์ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย พบว่าเมื่อทำการพยากรณ์ปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ค่าพยากรณ์ในช่วงระยะสั้นๆ ระหว่าง เดือนมกราคม พ.ศ. 2563 ถึง เดือน มีนาคม พ.ศ. 2563 มีค่าพยากรณ์ที่ได้คือ จำนวน 488,215.61 (ปริมาณรายการ(พันรายการ)), จำนวน 482,640.49 (ปริมาณรายการ(พันรายการ)) และ จำนวน 529,608.72 (ปริมาณรายการ(พันรายการ)) ตามลำดับ

และเมื่อพิจารณาผลของการพยากรณ์แนวโน้มปริมาณรายการการทำธุรกรรมการชำระเงินทางระบบอิเล็กทรอนิกส์ผ่านแอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งของประเทศไทย ซึ่งเมื่อพิจารณาจากกราฟข้อมูลการพยากรณ์ 1 ช่วงเวลา (12 เดือน) ในปี พ.ศ. 2563 พบว่ามีแนวโน้มปริมาณการทำธุรกรรม

การชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้งมีแนวโน้มที่สูง เมื่อเทียบกับปี พ.ศ. 2562 คิดเป็น 146.88 เปอร์เซ็นต์

5.2 อภิปรายผล

ผลจากการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ พบว่ามีแนวโน้มปริมาณธุรกรรมการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง มีแนวโน้มที่สูงขึ้นซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ จักกรงค์ฤทธิ์ สุคนธ์สิงค์ (2558) เรื่องการพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านธนาคารบนอินเทอร์เน็ต โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลและงานวิจัยของบุญยภัทร์ ชวรตน์ธนรังษี (2558) เรื่องการพยากรณ์มูลค่าการใช้จ่ายเงินอิเล็กทรอนิกส์ (e-Money) สำหรับ Nonbank โดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล

ซึ่งได้ผลลัพธ์ของการวิจัยที่สอดคล้องกันคือพบว่าแนวโน้มของปริมาณธุรกรรมการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง มีแนวโน้มที่สูงขึ้นจนมาถึงปัจจุบัน ถึงแม้ว่าผู้วิจัยแต่ละท่านจะใช้ตัวแบบในการพยากรณ์ที่แตกต่างกันก็ยังคงมีแนวโน้มที่สูงขึ้น

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้

5.3.1.1 ค่าการพยากรณ์จะมีความแม่นยำก็ต่อเมื่อเป็นการพยากรณ์ในระยะสั้น ดังนั้นต้องคอยอัปเดตการพยากรณ์เพื่อความแม่นยำของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ เช่น ทุก ๆ 3 เดือน เป็นต้น.

5.3.1.2 งานวิจัยนี้เป็นประโยชน์สำหรับผู้ประกอบการอย่างยิ่งเนื่องจากสามารถชี้ให้เห็นแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของประชาชนที่มีการเปลี่ยนแปลงระบบจากระบบเดิมไปสู่สังคมไร้เงินสดในอนาคตของประเทศไทยซึ่งผู้ประกอบการต้องมีการเตรียมรับมือในเรื่องอุปกรณ์ ซอฟต์แวร์ หรือ ฮาร์ดแวร์ และดำเนินงานพัฒนาระบบแอปพลิเคชัน (Application) สำหรับการชำระเงินเพื่อรองรับความต้องการของผู้บริโภคที่เพิ่มมากขึ้นได้ยุคปัจจุบัน

5.3.1.3. จากการศึกษาที่มีแนวโน้มปริมาณธุรกรรมการชำระเงินผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์ แอปพลิเคชันโมบายแบงก์กิ้ง ในประเทศไทยที่มีแนวโน้มที่สูงขึ้นทำให้ทักษะที่สำคัญอย่างยิ่งในการเตรียมรับมือการเปลี่ยนแปลงไปสู่สังคมไร้เงินสดของประเทศไทย คือการสนับสนุนบุคลากร ให้มีทักษะด้านเทคโนโลยีดิจิทัลเพราะจากผลการวิจัยสามารถแสดงให้เห็นว่าประชาชนก้าวเข้าสู่ยุคดิจิทัลอย่างแท้จริง

5.3.1.4. ร้านค้าขนาดกลางและขนาดเล็กต้องมีการปรับตัวเนื่องจากแนวโน้มของการใช้จ่ายผ่าน e-money มีแนวโน้มที่สูงขึ้นอย่างชัดเจนทั่วประเทศ

5.3.2 ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

จากการวิจัยค้นพบข้อมูลที่สำคัญที่ควรมีการศึกษาวิจัยในครั้งต่อไป ดังนี้

5.3.2.1 เพิ่มเทคนิคการพยากรณ์ให้หลายตัวแบบและทำการเปรียบเทียบเพื่อให้ได้ตัวแบบที่ดีที่สุด

5.3.2.2 ควรศึกษาหาความสัมพันธ์ในด้านอื่นเพิ่มเติม เช่นอิทธิพลด้านปัจจัยภายนอกที่มีผลกระทบต่อการใช้งานของประชาชน หรือปัจจัยที่ไม่สามารถคาดการณ์ได้เช่นภาวะโรคระบาด เป็นต้น

5.3.2.3 ควรเพิ่มตัวแปรด้านคุณลักษณะอื่นเพิ่มเติมเข้ามาเพื่อศึกษาอิทธิพลของตัวแปรอื่นว่ามีผลกับแนวโน้มที่สูงขึ้นหรือไม่ เช่นตัวแปรด้านการศึกษา เป็นต้น

5.3.2.4 เพื่อปรับปรุงให้ตัวแบบการพยากรณ์ให้มีความเหมาะสมควรมีการใช้เทคนิคการพยากรณ์ให้หลายตัวแบบและทำการเปรียบเทียบเพื่อให้ได้ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดทั้งนี้ควรพิจารณาปัจจัยด้านอื่นร่วมด้วย

5.3.2.5 ควรศึกษาเพิ่มเติมด้านความพร้อมของผู้ประกอบการเตรียมความพร้อมเข้าสู่สังคมไร้เงินสดของสถานประกอบการกับการให้บริการแก่ลูกค้า



บรรณานุกรม

- กชกร ปัญญาโนธรรม. (2560). ผลกระทบจากธุรกรรมการเงินทางอิเล็กทรอนิกส์ต่อความสามารถในการทำกำไรของธนาคารพาณิชย์. คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- กชกร ปัญญาโนธรรม. ข้อมูลการชำระหนี้: Stylized facts และการใช้จับชีพจรการอุปโภคบริโภค ภาคเอกชนบทความธนาคารแห่งประเทศไทย. ค้นเมื่อวันที่ 7 มกราคม 2562, จาก https://www.bot.or.th/Thai/Statistics/Articles/Doc_Lib_statisticsHorizon/Stylized%0facts.pdf.
- กมลพรรณ เฉลิมวงศ. (2556). การพยากรณ์ราคาสุกรฆ่าและเนื้อแดงสะโพก ด้วยวิธีของบอซ-เจนกินส์. ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา.ชลบุรี
- ไกรภาพ จิตตมัน และ ผศ.ดร.ณัฐภัทร ภาสกรพิพัฒน์กุล. (2017). การพยากรณ์มูลค่าการส่งออกข้าวหอมมะลิของประเทศไทย โดยวิธีอาร์แมกซ์. คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- เฉลิมพล จตุพร. (ม.ป.ป.). การพยากรณ์ทางอนุกรมเวลา (Time Series Forecasting). ค้นเมื่อวันที่ 12 ธันวาคม 2562, จาก <https://cj007blog.files.wordpress.com/2020/04/07-time-series-forecasting.pdf> . [12 ธ.ค 2562]
- _____. (ม.ป.ป.). การพยากรณ์ทางอนุกรมเวลา (Time Series Forecasting). ค้นเมื่อวันที่ 12 ธันวาคม 2562, จาก <https://cj007blog.files.wordpress.com/2020/04/07-time-series-forecasting.pdf> . [12 ธ.ค 2562]
- _____. (ม.ป.ป.). การพยากรณ์ทางอนุกรมเวลา (Time Series Forecasting). ค้นเมื่อวันที่ 12 ธันวาคม 2562, จาก, <https://cj007blog.files.wordpress.com/2020/04/07-time-series-forecasting.pdf>
- ณรงค์ฤทธิ์ สุคนธ์สิงค์. (2558). การพยากรณ์ปริมาณการชำระเงินผ่านธนาคารบนอินเทอร์เน็ตโดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล. คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยาม.
- ตลัปลักษณ์ ธนดิษฐ์สุวรรณ. (2560). รู้และเข้าใจบริษัทใหม่ระบบสถาบันการเงินยุค 4.0. ค้นเมื่อวันที่ 12 ธันวาคม 2562, จาก https://www.krungsri.com/bank/getmedia/367d598f-7779-48eb-95b0-41e0bebd4974/THIP_07_Banking40_TH.aspx.
- ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ และ อารี วิบูลย์พงศ์.(2542). พฤติกรรมการส่งผ่านราคาทุ้งทุลาดีระหว่างตลาดค้าส่งโตเกียวกับตลาดผู้ค้าปลีกในประเทศไทย. วารสารเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, 33(3): 16-51.

- ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์. (2547). **เศรษฐมิติ:ทฤษฎีและการประยุกต์**. คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ .(2539).**เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ**. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- _____. (2549). **การพยากรณ์เชิงปริมาณ**. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- _____. (2553). **การพยากรณ์เชิงปริมาณ**. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- บุญยภัทร์ ชวรัตน์รังษี. (2558). **การพยากรณ์มูลค่าการใช้จ่ายเงินอิเล็กทรอนิกส์ (e-Money) สำหรับ Nonbank โดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล**. คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยาม.
- นิฉา แก้วหาวงษ์.(2558) **การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบ ARIMA และตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARIMA เพื่อเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาทั้ง 2 ตัวแบบ**. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์, 4(1), 24-36.
- ธนาคารกสิกรไทย. (ม.ป.ป.). **รายงานประจำปี 2559**.ค้นเมื่อวันที่ 7 ตุลาคม 2562, จาก https://www.Kasikornbank.com/th/IR/FinanInfoReports/financialReports/2016_AR_THA_LL.pdf
- ธนาคารกรุงศรีอยุธยา. (ม.ป.ป.). **รู้และเข้าใจบริบทใหม่ระบบสถาบันการเงินยุค 4.0**. ค้นเมื่อวันที่ 7 มกราคม 2562, จาก <https://thaipublica.org/2017/02/krungsri-17-2-2560/>
- ธนาคารแห่งประเทศไทย. (2562). **ข้อมูลสถิติสถาบันการเงิน**. กรุงเทพฯ: ฝ่ายสถิติและจัดการข้อมูล ธนาคารแห่งประเทศไทย.
- _____. (2562). **กลุ่มงานสถิติข้อมูลระบบการชำระเงินของธนาคารแห่งประเทศไทย**. กรุงเทพฯ: ฝ่ายนโยบายระบบการชำระเงิน.ธนาคารแห่งประเทศไทย.
- _____. (ม.ป.ป.). **เกี่ยวกับ ธปท**. ค้นเมื่อวันที่ 1 ตุลาคม 2562, จาก <https://www.bot.or.th/Thai/AboutBOT/Pages/default.aspx>
- ปณิธิ คุ้มมิวจยะ. (ม.ป.ป.) **สรุปเทคนิคการปรับเรียบเอ็กโปเนนเชียล (Smoothing Techniques) รูปแบบต่าง ๆ**. ค้นเมื่อวันที่ 1 ตุลาคม 2562, จาก http://bps.moph.go.th/new_bps/sites/default/files/ime%20Series%20Analysis_2017.pdf.
- พจนานุกรมราชบัณฑิตยสถาน. (2554) ค้นเมื่อวันที่ 12 ธันวาคม 2562, จาก http://www.Royin.go.th/dictionary/lookup_domain.php.
- มุกดา มั่นมิตร. (2549). **อนุกรมเวลาและการพยากรณ์**. กรุงเทพฯ: โพรฟรินติ้ง.

- ลักษณะ เศรษฐะนันท์ และคณะ.(2557) การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่าง ชาติที่เดินทางมาท่องเที่ยวในประเทศไทยโดยวิธีบ็อก-เจนกินส์และวิธีการของวินเทอร์. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี.มหาวิทยาลัยหอการค้า, 22(1): 89-98.
- ภักดีจิรา นิลเกษม.(2556).ปัจจัยที่ส่งผลต่อการใช้บริการธนาคารบนอินเทอร์เน็ตของลูกค่านาคากรุงเทพ จำกัด (มหาชน)ในเขตอำเภอเมือง จังหวัดปทุมธานี. บริหารธุรกิจมหาบัณฑิต มหาวิทยาลัยกรุงเทพ;กรุงเทพฯ.
- วราพร งามสุข. (2555).การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยการเปรียบเทียบวิธีแบบฉบับและวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ กรณีศึกษาจำนวนการเกิดอุบัติเหตุในประเทศไทย. ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา.
- วรเดช เลิศชนะและสุรัชย์ จันทร์จรัส.(2553) ความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาวระหว่างตลาดหลักทรัพย์ไทยกับภูมิภาคเอเชียตะวันออก. วารสารเศรษฐศาสตร์และนโยบายสาธารณะ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ, 2(4) : 43 -60
- ศิริลักษณ์ เล็กสมบูรณ์. (2531). การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา.คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ.
- สิรินภา จิตราช และคณะ. (2558). การเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์ กรณีศึกษาหลักทรัพย์กลุ่มเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสารระหว่างแบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง E-GARCH.ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต มหาวิทยาลัยขอนแก่น;ขอนแก่น
- อนุธิดา อนันต์ทรัพย์สุข. (2560). การเปรียบเทียบตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสมสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีปัจจัยเชิงฤดูกาล. คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย;กรุงเทพฯ.
- อัครพงษ์ อ้นทอง .(2550). การศึกษาศักยภาพและโอกาสของสินค้าส่งออกไทย ในตลาดกลุ่มอนุภูมิภาคแม่น้ำโขง.สถาบันวิจัยสังคม มหาวิทยาลัยเชียงใหม่:เชียงใหม่.
- _____. (2555). เศรษฐมิติว่าด้วยการท่องเที่ยว Econometrics of Tourism. โครงการเมธีวิจัยอาวุโส. สำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัย (สกว.).เชียงใหม่.
- อัครช บรรจงศิลป์. (2550). การพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าในเขตอุตสาหกรรมขนาดใหญ่. บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศิลปากร.
- George Box EP, Gwilym Jenkins (1976). Time Series Analysis: Forecasting and Control. San Francisco: Holden-day
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., & Reinsel,G.C. (1994). Time Series Analysis: Forecasting and Control. 3rd ed. New Jersey: Prentice Hall.

- Bowerman, B.L., & O'Connell, R.T. (1993). **Forecasting and Time Series: An Applied Approach**. 3rd ed. California: Duxbury Press
- Pindyck, S.R. and Rubinfeld, L.D. (1998). **Econometric Models and Economic Forecasts**. Irwin/-Hill, New York.
- Taesombut, S. (1996). **Quantitative forecasting techniques**. Bangkok: Phisic Center.
- Winters,P., (1960). *Forecasting Sale by Exponentially Weighted Moving Average*. **Management Science**, pp. 324-342, April, 1960.
- Enders, W. (1995). **Applied econometric time series**. New York: Wiley.
- Gujarati, D.N. (2003). **Basic Econometrics**. 4th ed. McGraw-Hill, New York.



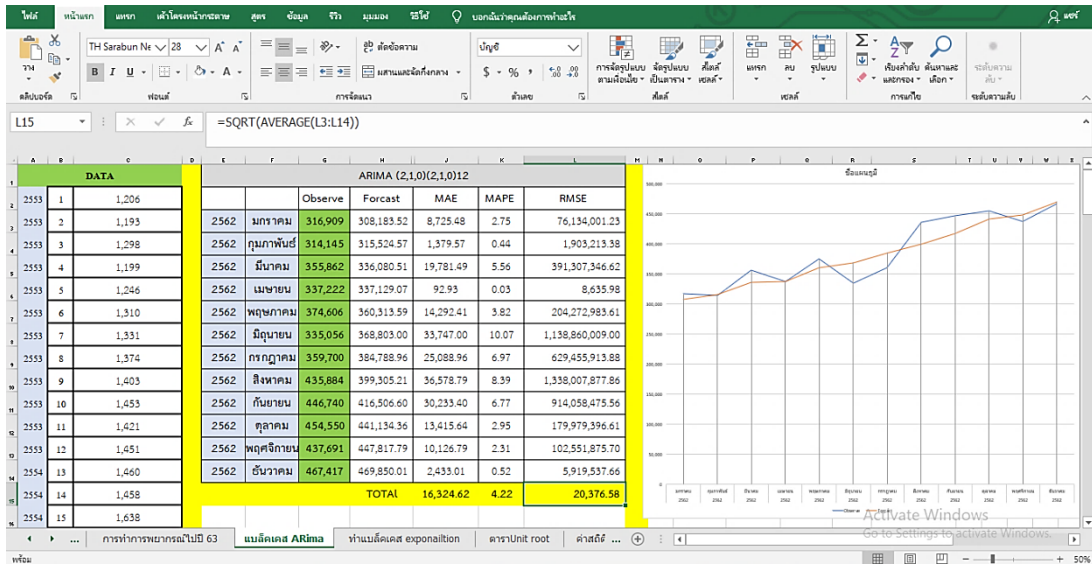




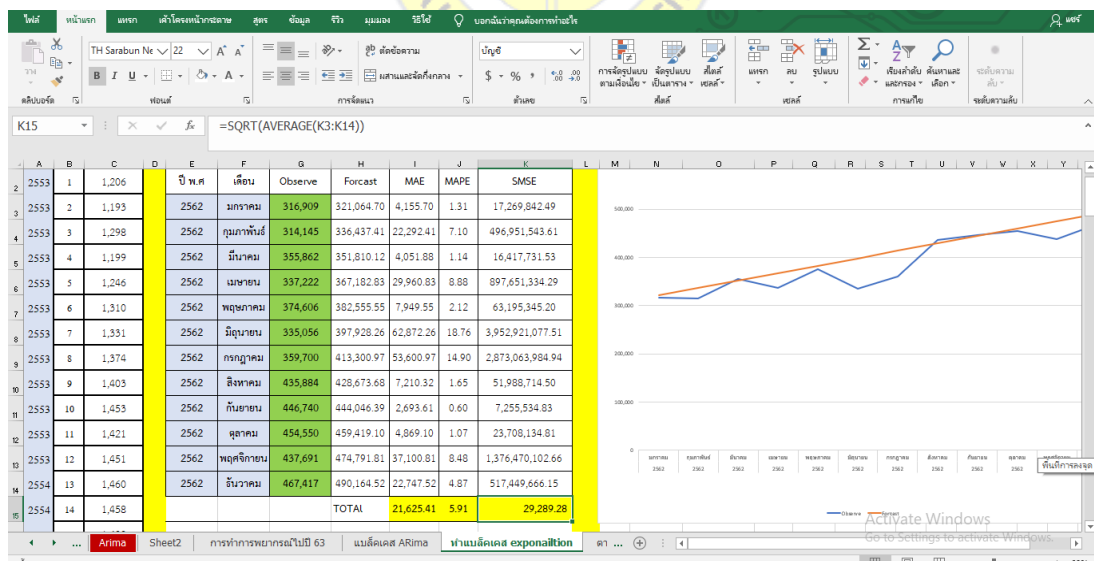
ภาคผนวก ก
คำนวณจากโปรแกรม Excel

แสดงตัวอย่างการคำนวณการหาค่าความคลาดเคลื่อนจากโปรแกรม Excel

1. ตัวอย่าง Backcast for ARIMA(2,1,0)(2,1,0)₁₂ และ ค่าความคลาดเคลื่อน



2. ตัวอย่าง Backcast for HW. NON Seasonal. ค่าความคลาดเคลื่อน

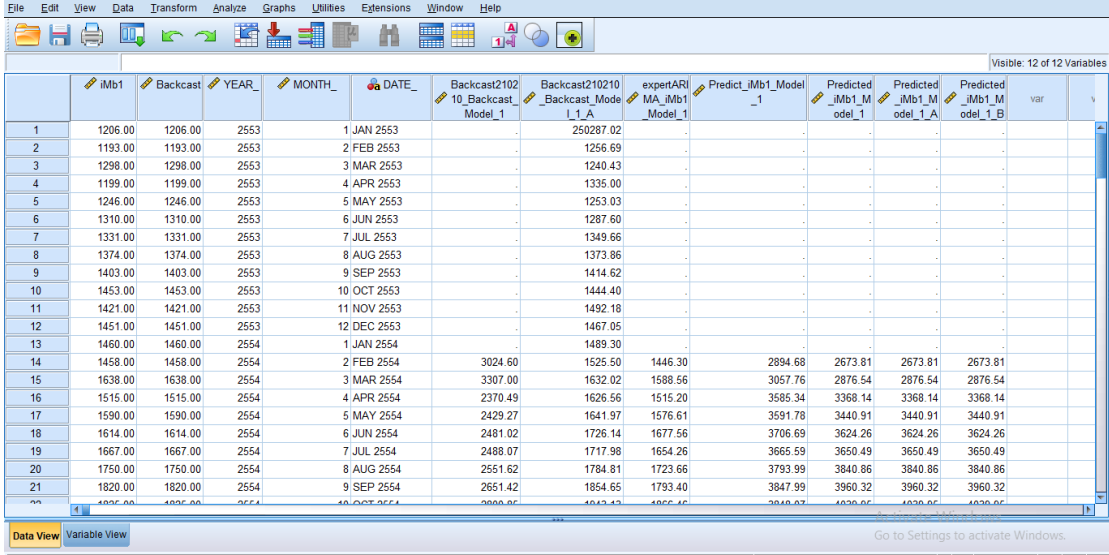


ภาคผนวก ข
คำนวณจากโปรแกรมทางสถิติ



แสดงตัวอย่างการคำนวณจากโปรแกรมทางสถิติ

1. ตัวอย่างหน้าจอบริการโปรแกรมทางสถิติ



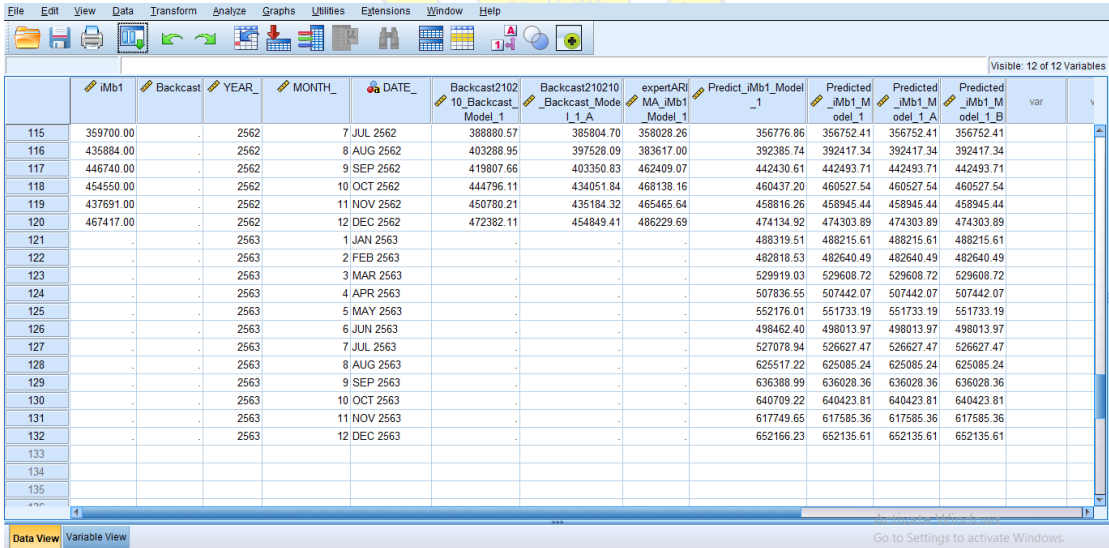
Visible: 12 of 12 Variables

	IMb1	Backcast	YEAR_	MONTH_	DATE_	Backcast210210_Backcast_Model_1	Backcast210210_Backcast_Model_1_A	expertARIMA_IMb1_Model_1	Predict_IMb1_Model_1	Predicted_IMb1_Model_1	Predicted_IMb1_Model_1_A	Predicted_IMb1_Model_1_B	var	v
1	1206.00	1206.00	2553		1 JAN 2553		250287.02							
2	1193.00	1193.00	2553		2 FEB 2553		1256.69							
3	1298.00	1298.00	2553		3 MAR 2553		1240.43							
4	1199.00	1199.00	2553		4 APR 2553		1335.00							
5	1246.00	1246.00	2553		5 MAY 2553		1253.03							
6	1310.00	1310.00	2553		6 JUN 2553		1287.60							
7	1331.00	1331.00	2553		7 JUL 2553		1349.66							
8	1374.00	1374.00	2553		8 AUG 2553		1373.86							
9	1403.00	1403.00	2553		9 SEP 2553		1414.62							
10	1453.00	1453.00	2553		10 OCT 2553		1444.40							
11	1421.00	1421.00	2553		11 NOV 2553		1492.18							
12	1451.00	1451.00	2553		12 DEC 2553		1467.05							
13	1460.00	1460.00	2554		1 JAN 2554		1489.30							
14	1458.00	1458.00	2554		2 FEB 2554	3024.60	1525.50	1446.30	2894.68	2673.81	2673.81	2673.81		
15	1638.00	1638.00	2554		3 MAR 2554	3307.00	1632.02	1588.56	3057.76	2876.54	2876.54	2876.54		
16	1515.00	1515.00	2554		4 APR 2554	2370.49	1626.56	1515.20	3585.34	3368.14	3368.14	3368.14		
17	1590.00	1590.00	2554		5 MAY 2554	2429.27	1641.97	1576.61	3591.78	3440.91	3440.91	3440.91		
18	1614.00	1614.00	2554		6 JUN 2554	2481.02	1726.14	1677.56	3706.69	3624.26	3624.26	3624.26		
19	1667.00	1667.00	2554		7 JUL 2554	2488.07	1717.98	1654.26	3665.59	3650.49	3650.49	3650.49		
20	1750.00	1750.00	2554		8 AUG 2554	2551.62	1784.81	1723.66	3793.99	3840.86	3840.86	3840.86		
21	1820.00	1820.00	2554		9 SEP 2554	2651.42	1854.65	1793.40	3847.99	3960.32	3960.32	3960.32		
22	1895.00	1895.00	2554		10 OCT 2554	2808.85	1843.43	1855.46	3848.87	4030.86	4030.86	4030.86		

Data View Variable View

Go to Settings to activate Windows.

2. ตัวอย่างหน้าจอการพยากรณ์แนวโน้ม ปี พ.ศ. 2563 ด้วยโปรแกรมทางสถิติ



Visible: 12 of 12 Variables

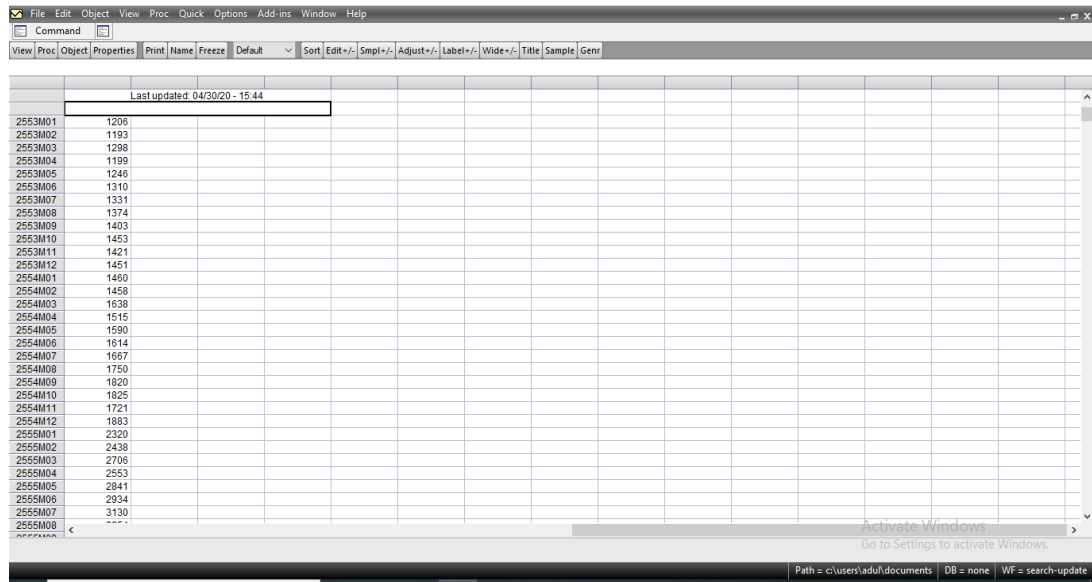
	IMb1	Backcast	YEAR_	MONTH_	DATE_	Backcast210210_Backcast_Model_1	Backcast210210_Backcast_Model_1_A	expertARIMA_IMb1_Model_1	Predict_IMb1_Model_1	Predicted_IMb1_Model_1	Predicted_IMb1_Model_1_A	Predicted_IMb1_Model_1_B	var	v
115	359700.00		2562		7 JUL 2562	388880.57	385804.70	358028.26	356776.86	356752.41	356752.41	356752.41		
116	435884.00		2562		8 AUG 2562	403288.95	397528.09	383617.00	392385.74	392417.34	392417.34	392417.34		
117	446740.00		2562		9 SEP 2562	419807.66	403350.83	462409.07	442430.61	442493.71	442493.71	442493.71		
118	454550.00		2562		10 OCT 2562	444796.11	434051.84	468138.16	460437.20	460527.54	460527.54	460527.54		
119	437691.00		2562		11 NOV 2562	450780.21	435184.32	465465.64	458816.26	458945.44	458945.44	458945.44		
120	467417.00		2562		12 DEC 2562	472382.11	454849.41	486229.69	474134.92	474303.89	474303.89	474303.89		
121			2563		1 JAN 2563				488319.51	488215.61	488215.61	488215.61		
122			2563		2 FEB 2563				482818.53	482640.49	482640.49	482640.49		
123			2563		3 MAR 2563				529919.03	529608.72	529608.72	529608.72		
124			2563		4 APR 2563				507836.55	507442.07	507442.07	507442.07		
125			2563		5 MAY 2563				552176.01	551733.19	551733.19	551733.19		
126			2563		6 JUN 2563				498462.40	498013.97	498013.97	498013.97		
127			2563		7 JUL 2563				527078.94	526627.47	526627.47	526627.47		
128			2563		8 AUG 2563				625517.22	625085.24	625085.24	625085.24		
129			2563		9 SEP 2563				636388.99	636028.36	636028.36	636028.36		
130			2563		10 OCT 2563				640709.22	640423.81	640423.81	640423.81		
131			2563		11 NOV 2563				617749.65	617585.36	617585.36	617585.36		
132			2563		12 DEC 2563				652166.23	652135.61	652135.61	652135.61		
133														
134														
135														

Data View Variable View

Go to Settings to activate Windows.

แสดงตัวอย่างการคำนวณจากโปรแกรมทางสถิติ (ต่อ)

3. ตัวอย่างหน้าจอ Out put ที่ได้จากโปรแกรมทางสถิติ



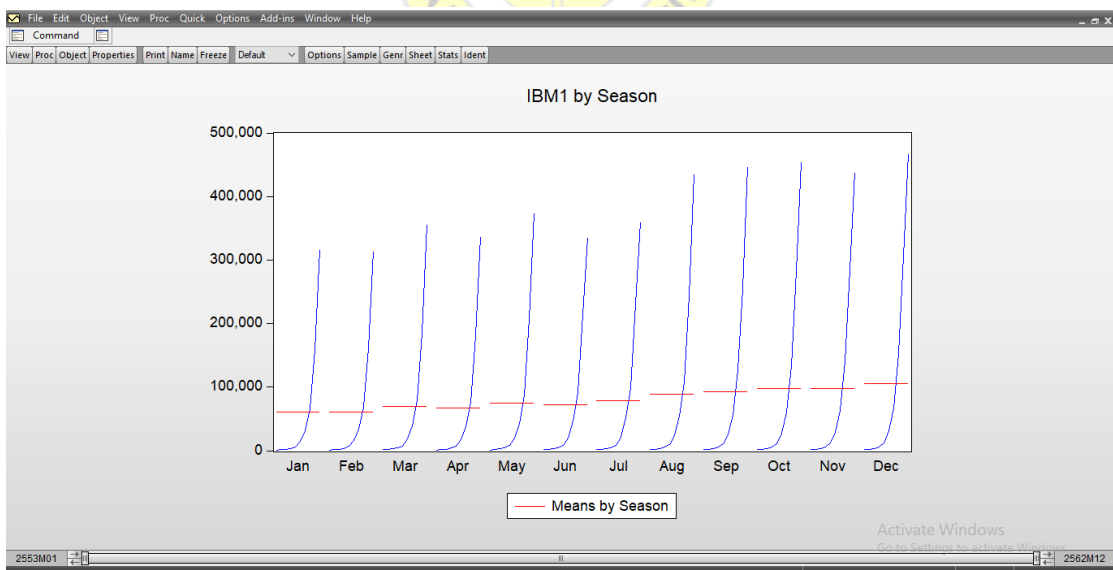
Command

Last updated: 04/30/20 - 15:44

2553M01	1206
2553M02	1193
2553M03	1298
2553M04	1199
2553M05	1246
2553M06	1310
2553M07	1331
2553M08	1374
2553M09	1403
2553M10	1453
2553M11	1421
2553M12	1451
2554M01	1460
2554M02	1458
2554M03	1638
2554M04	1515
2554M05	1590
2554M06	1614
2554M07	1667
2554M08	1750
2554M09	1820
2554M10	1825
2554M11	1721
2554M12	1883
2555M01	2320
2555M02	2438
2555M03	2706
2555M04	2553
2555M05	2841
2555M06	2934
2555M07	3130
2555M08	****

Path = c:\users\adu\documents DB = none WF = search-update

4. ตัวอย่างหน้าจอ Out put ที่ได้จากโปรแกรมทางสถิติ



ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ	อาจารย์ทัศนีย์ อัครพินท์
วัน เดือน ปีเกิด	วันที่ 19 ตุลาคม 2504
ประวัติการศึกษา	มหาวิทยาลัยศรีปทุม ปริญญาตรีหลักสูตรบริหารธุรกิจ สาขาวิชาการจัดการ, ปีพ.ศ. 2537 มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ปริญญาโทหลักสูตรวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์เกษตร, ปีพ.ศ. 2546
ตำแหน่งและสถานที่ทำงาน	อาจารย์ประจำสาขา สถานที่ทำงานมหาวิทยาลัยราชพฤกษ์
ประสบการณ์ทำงาน	อาจารย์ประจำสาขา มหาวิทยาลัยราชพฤกษ์
ชื่อผลงานทางวิชาการที่ตีพิมพ์เผยแพร่	พ.ศ. 2552 การเข้าร่วมนำเสนอผลงานวิจัย ณ การประชุม วิชาการปัญญาภิวัฒน์ ครั้งที่ 2 พ.ศ. 2557 การเข้าร่วมนำเสนอผลงานวิจัย ณ การประชุมวิชาการ ปัญญาภิวัฒน์ ครั้งที่ 7
รางวัลหรือทุนการศึกษาที่ได้รับ	-

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ	ผศ.จิรวุฒิ เชิญเกียรติประดับ
วัน เดือน ปีเกิด	7 ธันวาคม 2516 กรุงเทพมหานคร
ประวัติการศึกษา	มหาวิทยาลัยสยาม ปริญญาบริหารธุรกิจ สาขาการจัดการธุรกิจระหว่างประเทศ, 2540 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร ปริญญาธุรกิจมหาบัณฑิต การเงิน, 2543 มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต การพัฒนาทรัพยากรมนุษย์และ ชุมชน, กำลังศึกษา
ตำแหน่งและสถานที่ทำงาน	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ มหาวิทยาลัยราชพฤกษ์
ประสบการณ์ทำงาน	อาจารย์ผู้สอน มหาวิทยาลัยราชภัฏนครปฐม อาจารย์ผู้สอน มหาวิทยาลัยราชพฤกษ์

