

การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ยอดขายสีเคลือบบรรจุภัณฑ์ด้วยวิธี  
ปรับให้เรียบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

Comparison of Sales Forecasting Models for Packaging Coatings  
by Smoothing Method, Box-Jenkins Method and Artificial Neural  
Networks

ธนาภรณ์ ไตรสุภกิตติ  
Thanaporn Trisupakitti

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติประยุกต์  
ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2563

KMITL-2020-SC-M-050-046

การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ยอดขายสี่เคลื่อนที่ด้วยวิธี  
ปรับให้เรียบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม  
Comparison of Sales Forecasting Models for Packaging Coatings  
by Smoothing Method, Box-Jenkins Method and Artificial Neural  
Networks

ธนาภรณ์ ไตรศุภกิตติ  
Thanaporn Trisupakitti

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติประยุกต์  
ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
พ.ศ. 2563  
KMITL-2020-SC-M-050-046

Comparison of Sales Forecasting Models for Packaging Coatings  
by Smoothing Method, Box-Jenkins Method and Artificial Neural  
Networks

THANAPORN TRISUPAKITTI

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENT FOR  
THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE IN APPLIED STATISTICS  
DEPARTMENT OF APPLIED STATISTICS FACULTY OF SCIENCE  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2020

KMITL-2020-SC-M-050-046

COPYRIGHT 2020

FACULTY OF SCIENCE

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายเทียม
ชื่อนักศึกษา	นางสาวธนาภรณ์ ไตรศุกกิตติ
รหัสนักศึกษา	59605074
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (สถิติประยุกต์)
ภาควิชา	สถิติ
พ.ศ.	2563
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.สมศรี บัณฑิตวิไล

### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ เพื่อศึกษาหาตัวแบบพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3 โดยใช้ข้อมูลปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์รายเดือน ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2554 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561 ซึ่งผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2554 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2560 ใช้สำหรับสร้างและคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้เกณฑ์ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) ในการเลือกตัวแบบการพยากรณ์ ส่วนที่ 2 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561 ใช้สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ โดยใช้ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เพื่อแสดงเปอร์เซ็นต์ของค่าคลาดเคลื่อนจากค่าจริง จากผลการศึกษาพบว่าตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ มีความเหมาะสมและถูกต้องมากที่สุด สำหรับการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3 ซึ่งมีค่า RMSE เท่ากับ 2,701.6369 และ 11,017.4307 และ MAPE เท่ากับ 18.3568% และ 13.0210 % ตามลำดับ

เมื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ กับ วิธีของบริษัท พบว่าเมื่อนำวิธี บ็อกซ์-เจนกินส์ไปใช้ในการพยากรณ์ จะทำให้บริษัทสามารถลดปริมาณสินค้าคงคลังลงได้ 13,149 กิโลกรัม/ปี และ 132,849 กิโลกรัม/ปี สำหรับสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3 ตามลำดับ

**คำสำคัญ:** การพยากรณ์ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์ -เจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม สี่เคลือบบรรจุภัณฑ์

<b>Thesis Title</b>	Comparison of Sales Forecasting Models for Packaging Coatings by Smoothing Method, Box-Jenkins Method and Artificial Neural Networks
<b>Student</b>	Thanaporn Trisupakitti
<b>Student ID</b>	59605074
<b>Degree</b>	Master of Science (Applied Statistics)
<b>Year</b>	2020
<b>Thesis Advisor</b>	Asst. Prof. Dr. Somsri Banditvilai

### **Abstract**

This research was aimed to study the sales forecasting models for packaging coating type P1 and P3. The monthly sales volume of packaging coating type P1 and P3 collected from January, 2011 to December, 2018 were divided into 2 sets. The first set of data from January, 2011 to December, 2017 were used for constructing and selection the forecasting models by Triple Exponential Smoothing method, Holt-winters Exponential Smoothing method, Box-Jenkins method and Artificial Neural Networks and employed Root Mean Square Error (RMSE) as the criteria for selection the models. The second set of data from January, 2018 to December, 2018 were used for comparing the performance of the forecasting models and employed Mean Absolute Percentage Error (MAPE) to show percentage of error. The forecasting models from Box-Jenkins method are the most appropriate models for Packaging Coating of both P1 and P3 and has the highest forecasting accuracy which the RMSE are 2,701.6369 and 11,017.4307 and the MAPE are 18.3568% and 13.0210% respectively.

When comparing the forecasting results between Box-Jenkins method and the current company method, it is found that Box-Jenkins method gives lower inventory. By employing Box-Jenkins method to forecast Packaging Coating sale volume, the company can save 13,149 and 132,849 kilograms per year for P1 and P3 inventories respectively.

**Keywords** : Forecasting, Triple Exponential Smoothing Method, Holt-Winters Exponential Smoothing Method, Box-Jenkins Method, Artificial Neural Networks, Packaging Coating

## กิตติกรรมประกาศ

ขอกราบขอบพระคุณ ผศ.ดร.สมศรี บัณฑิตวิไล ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ให้ความอนุเคราะห์ให้คำปรึกษา แนะนำแนวทาง คอยเอาใจใส่และติดตามอย่างสม่ำเสมอ ตลอดจนตรวจทานข้อบกพร่องต่างๆ เป็นอย่างดียิ่ง จนวิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้งและสำนึกในพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณ ผศ.ดร.รวิวรรณ เทนอิสระ และ ผศ.ดร.สิทธิชัย เจริญเศรษฐศิลป์ ที่ได้สละเวลามาเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ และให้ความรู้ คำแนะนำ แนะนำแนวทางในการปรับปรุงวิทยานิพนธ์ รวมถึงตรวจสอบ แก้ไขข้อบกพร่องให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีความถูกต้องและสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น รวมถึงคณาจารย์ทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาแก่ข้าพเจ้า

ขอกราบขอบพระคุณบริษัทกรณศึกษาและผู้เกี่ยวข้อง ที่ยินยอมให้ข้าพเจ้านำข้อมูลมาศึกษาเพื่อใช้ในการทำวิทยานิพนธ์ ซึ่งหากขาดส่วนนี้ไปแล้ววิทยานิพนธ์ฉบับนี้คงไม่สามารถสำเร็จลุล่วงไปได้

สุดท้ายขอกราบขอบพระคุณบิดามารดา และครอบครัวของข้าพเจ้าที่อยู่เบื้องหลังความสำเร็จ คอยให้ความช่วยเหลือ สนับสนุน และให้กำลังใจมาโดยตลอด ตลอดจนผู้เกี่ยวข้องทุกท่านที่มีได้กล่าวไว้ ณ ที่นี้ด้วย

นางสาวธนาภรณ์ ไตรศุภกิตติ

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญรูป.....	ช
<b>บทที่ 1 บทนำ.....</b>	<b>1</b>
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	3
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	4
1.4 ขั้นตอนของการวิจัย.....	4
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	4
<b>บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....</b>	<b>6</b>
2.1 วิธีปรับให้เรียบ.....	5
2.1.1 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล.....	5
3.3.1 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์.....	7
2.2 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์.....	9
2.2.1 ความคงที่ของข้อมูล.....	9
2.2.2 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ในตนเองบางส่วน.....	12
2.2.3 ขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์.....	14
2.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	21
2.3.2 ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียม.....	25
2.3.4 ขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	28
2.4 เกณฑ์ในการเปรียบเทียบเพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสม.....	31
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	31
<b>บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย.....</b>	<b>35</b>
3.1 เก็บรวบรวมข้อมูล.....	35
3.2 ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น.....	35

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.3 สร้างตัวแบบการพยากรณ์.....	36
4.4.1 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล.....	36
4.4.1 ผลการวิจัยด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์.....	36
4.4.2 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์.....	37
4.4.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	37
3.4 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์.....	39
3.5 สรุปผลการวิจัย.....	39
<b>บทที่ 4 ผลการวิจัย.....</b>	<b>40</b>
4.1 ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์สี่เคลื่อนที่แบบสุ่มประเภท P1.....	40
4.1.1 ผลการวิจัยด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล.....	40
4.1.2 ผลการวิจัยด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์.....	40
4.1.3 ผลการวิจัยด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	45
4.1.4 ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์เพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสม.....	46
4.2 ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์สี่เคลื่อนที่แบบสุ่มประเภท P3.....	48
4.2.1 ผลการวิจัยด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์.....	48
4.2.2 ผลการวิจัยด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์.....	49
4.2.3 ผลการวิจัยด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	56
4.2.4 ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์เพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสม.....	56
<b>บทที่ 5 สรุปผลและอภิปรายการวิจัย.....</b>	<b>60</b>
5.1 สรุปผลและอภิปรายผลการวิจัย.....	60
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	61
เอกสารอ้างอิง.....	62
ภาคผนวก.....	65
ภาคผนวก ก.....	66
ภาคผนวก ข.....	68
ภาคผนวก ค.....	73
ประวัติผู้เขียน.....	83

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ลักษณะการเปลี่ยนแปลงค่า ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่มีความคงที่.....	16
4.1 การประมาณค่าพารามิเตอร์และการทดสอบสมมติฐานของอนุกรมเวลาปริมาณสี่เคลื่อน บรรจุกฎเกณฑ์ประเภท P1 ด้วยตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่.....	42
4.2 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่.....	43
4.3 ตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้สำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ สำหรับสี่เคลื่อนบรรจุกฎเกณฑ์ประเภท P1.....	44
4.4 โครงข่ายประสาทเทียมของปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกฎเกณฑ์ประเภท P1 และค่า RMSE.....	46
4.5 ค่า RMSE ของตัวแบบพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกฎเกณฑ์ประเภท P1.....	46
4.6 เปรียบเทียบค่า MAPE ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีของบริษัท ของปริมาณยอดขาย สี่เคลื่อนบรรจุกฎเกณฑ์ประเภท P1.....	47
4.7 ค่าพารามิเตอร์และค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์โดยวิธีปรับให้เรียบ เอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์.....	49
4.8 การประมาณค่าพารามิเตอร์และการทดสอบสมมติฐานของอนุกรมเวลาปริมาณสี่เคลื่อน บรรจุกฎเกณฑ์ประเภท P3 ด้วยตัวแบบ ARIMA(3,1,0) x SARIMA(1,1,1) <sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของ ค่าคงที่.....	51
4.9 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1) <sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่.....	52
4.10 ทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1) <sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่.....	53
4.11 ตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้สำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์.....	54
4.12 โครงข่ายประสาทเทียมและการวัดค่าความถูกต้องของตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับ การพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกฎเกณฑ์ประเภท P3.....	56
4.13 ค่า RMSE ของตัวแบบพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกฎเกณฑ์ประเภท P3.....	57
4.14 เปรียบเทียบค่า MAPE ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และวิธีของบริษัทของปริมาณยอดขาย สี่เคลื่อนบรรจุกฎเกณฑ์ประเภท P3.....	58

## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 รูปแบบการพยากรณ์ของการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียล.....	8
2.2 อนุกรมเวลาที่มีความคงที่.....	10
2.3 อนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนไม่คงที่.....	11
2.4 อนุกรมเวลาไม่มีความคงที่มีทั้งแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล.....	11
2.5 อนุกรมเวลาไม่มีความคงที่และมีอิทธิพลของฤดูกาล.....	12
2.6 คอเรลโรแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (อนุกรมเวลาคงที่).....	15
2.7 คอเรลโรแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (อนุกรมเวลาไม่คงที่ มีแนวโน้ม).....	15
2.8 โครงข่ายประสาทเทียม.....	22
2.9 องค์ประกอบของนิเวรอน.....	22
2.10 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเชิงเส้น.....	23
2.11 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์.....	24
2.12 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์.....	25
2.13 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว.....	25
2.14 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	26
2.15 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า.....	27
2.16 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	27
4.1 การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุภัณฑ์ประเภท P1.....	41
4.2 คอเรลโรแกรม ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 เมื่อแปลง อนุกรมเวลาด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง.....	41
4.3 คอเรลโรแกรม PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 เมื่อแปลง เมื่อแปลงอนุกรมเวลาด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง.....	42
4.4 คอเรลโรแกรมของ ACF ค่าความคลาดเคลื่อนของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลื่อน บรรจุภัณฑ์ประเภท P1 ด้วยตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่.....	45
4.5 กราฟแสดงค่าพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุภัณฑ์ประเภท P1.....	48
4.6 การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุภัณฑ์ประเภท P3.....	50
4.7 คอเรลโรแกรม ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุภัณฑ์ ประเภท P3 เมื่อแปลงอนุกรมเวลาด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง และผลต่างฤดูกาล 1 ครั้ง.....	50
4.8 คอเรลโรแกรม PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุภัณฑ์ ประเภท P3 เมื่อแปลงอนุกรมเวลาด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง และผลต่างฤดูกาล 1 ครั้ง.....	51

## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
4.9	
คอเรลโรแกรมของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่	
เคลื่อนบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 ด้วยตัวแบบ ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1) <sub>12</sub> .....	55
4.10	
กราฟแสดงค่าพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุภัณฑ์ประเภท P3.....	59

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันยังมีคนจากซีกโลกต่างๆ ต้องทรมาณจากการขาดอาหาร สาเหตุดังกล่าวไม่ได้เกิดจากการผลิตอาหารที่ไม่เพียงพอ แต่สาเหตุเนื่องมาจากอาหารจำนวนมากที่ผลิตได้นั้นเน่าเสียก่อนถึงมือผู้บริโภค อาหารที่เน่าเสียนี้เกิดจากบรรจุภัณฑ์ที่ไม่ดีพอและการขนส่งที่ไม่มีประสิทธิภาพ ผลิตภัณฑ์อาหารใดๆ จะให้เป็นที่ยอมรับของตลาดนั้น จำเป็นต้องมีการควบคุมคุณภาพตั้งแต่วัตถุดิบ ขั้นตอนระหว่างการแปรรูปและการบรรจุ เพื่อให้คุณภาพของผลิตภัณฑ์อาหารมีคุณภาพคงที่ ถ้าสามารถควบคุมคุณภาพของอาหารได้อย่างแน่นอนแล้ว บรรจุภัณฑ์จะช่วยส่งเสริมด้านการตลาดตามสัญชาตญาณที่ว่า บรรจุภัณฑ์ที่ไม่สามารถเพิ่มคุณภาพของสินค้าแต่สามารถเพิ่มคุณค่าของสินค้าได้ บรรจุภัณฑ์อาหารจึงมีบทบาทสำคัญต่อการยืดอายุการเก็บอาหารให้นานขึ้น และสามารถรักษาคุณภาพอาหารให้คงอยู่จนกระทั่งบริโภคหมด ในแง่การส่งออกจำเป็นอย่างยิ่งที่บรรจุภัณฑ์จะช่วยรักษาคุณภาพและรสชาติจนถึงมือผู้บริโภค บรรจุภัณฑ์อาหารเป็นวิทยาการที่รวมเทคโนโลยี 2 สาขาเข้าด้วยกัน คือ เทคโนโลยีอาหารและเทคโนโลยีบรรจุภัณฑ์ เทคโนโลยีใหม่ๆ ในการพัฒนาบรรจุภัณฑ์จึงได้รับการพัฒนาและประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรมมาตลอด ถือเป็นปัจจัยสำคัญในการรักษาคุณภาพอาหาร ตัวบรรจุภัณฑ์ต้องไม่เป็นสาเหตุที่ทำให้ผลิตภัณฑ์ด้อยคุณภาพลง ตัวบรรจุภัณฑ์ต้องไม่ไปทำปฏิกิริยากับผลิตภัณฑ์อาหาร และยังต้องทำหน้าที่ช่วยเก็บกลิ่นของผลิตภัณฑ์อาหารไว้ บรรจุภัณฑ์ที่ใช้บรรจุอาหารแต่ละประเภทมีคุณสมบัติและความเหมาะสมแตกต่างกัน เช่น บรรจุภัณฑ์พลาสติกเป็นวัสดุที่ได้รับความนิยมในการนำมาผลิตเป็นบรรจุภัณฑ์อาหารอย่างมาก มีคุณสมบัติป้องกันการซึมผ่านของอากาศ น้ำ และไขมัน มีความแข็งแรง เหนียว ไม่นำไฟฟ้า มีน้ำหนักเบา แต่การเลือกใช้บรรจุภัณฑ์พลาสติกที่ไม่ได้มาตรฐาน อาจทำให้สารเคมีที่เจือปนมากับพลาสติก ละลายออกมาปนเปื้อนกับอาหารได้ บรรจุภัณฑ์โลหะ มีคุณสมบัติทนความร้อน แข็งแรงทนทาน ไม่เกิดการสึกกร่อน ป้องกันน้ำและก๊าซไม่ให้ซึมผ่านได้ การใช้โลหะเพื่อบรรจุอาหารต้องผ่านเกณฑ์มาตรฐาน เนื่องจากอาจมีสารปนเปื้อนจากโลหะหนักในระดับที่เป็นอันตรายต่อร่างกายได้ ในยุคที่สังคมมีการแข่งขันสูง ผู้ผลิตหลายรายมักมีสินค้าต่างๆ ไป เหมือนหรือคล้ายคลึงกับคู่แข่งกัน ดังนั้นการสร้างความโดดเด่นให้กับสินค้า จึงเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ต้องคำนึง การเลือกบรรจุภัณฑ์ให้ดูโดดเด่นเป็นที่สะดุดตา จึงเป็นเรื่องที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ ซึ่งบรรจุภัณฑ์แต่ละชนิดล้วนมีการเคลือบสีบรรจุภัณฑ์ให้เป็นที่ดึงดูดที่แตกต่างกันออกไป (ศูนย์เครือข่ายข้อมูลอาหารครบวงจร, 2561)

นอกจากนี้ ปัจจุบันผู้บริโภคมีความต้องการด้านสินค้าและบริการที่เปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา ส่งผลให้การประกอบธุรกิจต้องเผชิญกับสภาพแวดล้อมที่ไม่แน่นอนจึงมีความเสี่ยงต่อ

ผลกระทบต่างๆ ซึ่งเป็นที่แน่นอนว่าธุรกิจควรป้องกันความเสี่ยงที่อาจเกิดขึ้น การพยากรณ์เป็นพื้นฐานในการวางแผนการผลิต กำหนดตารางการผลิตสินค้า แรงงานคน และการตัดสินใจต่างๆ การพยากรณ์ที่แม่นยำและเหมาะสมจึงเข้ามามีบทบาทสำคัญที่ทำให้การประกอบธุรกิจสามารถลดความเสี่ยงจากผลกระทบต่างๆ หรือสามารถฉกฉวยโอกาสเพื่อให้องค์กรสามารถอยู่รอดในธุรกิจ การลดต้นทุน สร้างจุดแข็งและเพิ่มศักยภาพให้เหนือกว่าคู่แข่ง แต่ยังคงคำนึงถึงผลกำไรและความพึงพอใจของลูกค้าเป็นสำคัญ เพื่อก่อให้เกิดพลังไปสู่เป้าหมายตามที่คาดหวังไว้ ดังนั้นจะเห็นได้ว่าการพยากรณ์มีบทบาทสำคัญในการวางแผนธุรกิจ การพยากรณ์เป็นอีกบทบาทหนึ่งของผู้บริหารที่ไม่สามารถหลีกเลี่ยงได้ โดยผู้บริหารระดับสูงจำเป็นต้องวางแผนเป้าหมายหรือกลยุทธ์ เพื่อกำหนดทิศทางขององค์กร เป็นแนวทางให้ทุกหน่วยงานดำเนินการไปในทิศทางเดียวกัน เพื่อบรรลุเป้าหมายเดียวกัน และถ้าการพยากรณ์มีความถูกต้องแม่นยำ จะส่งผลให้สามารถผลิตสินค้าได้สอดคล้องกับ ความต้องการของลูกค้า จะทำให้ธุรกิจไม่มีสินค้าคงคลังเหลือในระบบ สามารถลดพื้นที่การจัดเก็บสินค้าคงคลัง มีเงินทุนหมุนเวียนในธุรกิจต่อเนื่อง ได้ผลกำไรตามที่คาดการณ์ แต่ถ้าหากการพยากรณ์ยอดขายมีค่าความคลาดเคลื่อนสูง จะส่งผลกระทบต่อตารางแผนการผลิต เกิดการผลิตสินค้าที่ไม่เพียงพอต่อความต้องการของลูกค้าหรือเกิดการผลิตสินค้าที่เกินความต้องการของลูกค้า ทำให้มีสินค้าคงคลังเหลือในระบบจำนวนมาก เกิดเป็นเงินจมไม่สามารถนำไปใช้หมุนเวียนในธุรกิจได้ หรือกรณีที่ผลิตสินค้าไม่เพียงพอต่อความต้องการลูกค้า หากลูกค้ามีความต้องการสินค้าอย่างเร่งรีบ อาจส่งผลให้ลูกค้าหันไปซื้อสินค้ากับคู่แข่งแทน จะเห็นได้ว่าการพยากรณ์ส่งผลต่อการได้และเสียโอกาสทางธุรกิจเป็นอย่างมาก

ปัจจุบันวิธีที่ใช้ในการพยากรณ์มีหลากหลายวิธีและถูกพัฒนามาอย่างต่อเนื่อง การตัดสินใจเลือกวิธีการพยากรณ์วิธีใดควรพิจารณาเลือกใช้ให้เหมาะสม โดยพิจารณาจากข้อมูลหลายๆด้านประกอบกัน เช่น ระยะเวลาในการพยากรณ์ ระยะเวลาในการเก็บรวบรวมข้อมูล ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ ซึ่งเทคนิคที่นิยมใช้ในการพยากรณ์ คือ การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Analysis) ซึ่งเป็นการพยากรณ์ที่อาศัยการเก็บรวบรวมข้อมูลในอดีตจนถึงปัจจุบันอย่างต่อเนื่อง โดยพิจารณาความเคลื่อนไหวของข้อมูล ว่ามีการเปลี่ยนแปลงในลักษณะใดเมื่อเวลาเปลี่ยนไป (T. Raicharoen, 2003) ลักษณะของข้อมูลสามารถนำมาเป็นเกณฑ์ในการพิจารณาว่าควรเลือกใช้เทคนิคใดในการพยากรณ์ หากข้อมูลอนุกรมเวลามีแนวโน้ม (Trend) แต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal) มาเกี่ยวข้อง ในกรณีที่ข้อมูลมีแนวโน้มควอดราติก สามารถใช้วิธีปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทวีคูณ (Triple Exponential Smoothing Method) (ศศิธร โภภีสืบ, 2559) กรณีที่ข้อมูลมีแนวโน้มเอ็กซ์โปเนนเชียล สามารถใช้วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่ของเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลง (Mean Absolute Percentage Error Method) และถ้าข้อมูลมีแนวโน้มเส้นตรงสามารถใช้วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบเส้นตรง (Linear Exponential smoothing Method) ซึ่งเป็นวิธีที่เหมาะสมและง่ายต่อความเข้าใจ หากข้อมูลอนุกรมเวลามีแนวโน้ม (Trend) และมีอิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal) มาเกี่ยวข้อง (Prajakta S. Kalekar, 2004) สามารถใช้วิธีปรับ

ให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt and Winters Exponential Smoothing Method) หรือวิธีปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์แบบแดม (Holt and Winters Exponential Smoothing with Damped Trend) ขึ้นกับลักษณะแนวโน้ม หากข้อมูลอนุกรมเวลาไม่ปรากฏรูปแบบของแนวโน้ม หรืออิทธิพลของฤดูกาลที่เด่นชัดจะกำหนดรูปแบบของความสัมพันธ์ได้ยากขึ้น การพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) เป็นวิธีที่ช่วยจัดปัญหาดังกล่าว ประกอบกับเป็นวิธีที่ให้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำสูง (George. Et al, 2015) และการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เป็นการพยากรณ์แบบใหม่ที่ได้รับ ความสนใจ ถูกนำมาศึกษาวิจัยมากที่สุด (Westheider, 1997) ซึ่งเป็นวิธีที่พยายามทำให้ระบบคอมพิวเตอร์มีความสามารถเรียนรู้การทำงานเช่นเดียวกับมนุษย์ ทำให้เชื่อว่าผลลัพธ์ที่ได้จะคล้ายกับการตัดสินใจของมนุษย์ รวมถึงวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถวิเคราะห์ข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ ไม่ครบถ้วน และไม่ขึ้นกับรูปแบบการแจกแจงของข้อมูล การพยากรณ์ตามวิธีดังกล่าว ต่างเป็นวิธีที่ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำ งานวิจัยนี้จึงเลือกนำมาใช้ในการศึกษาเพื่อเปรียบเทียบและหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์

งานวิจัยนี้นำข้อมูลจากบริษัทผลิตและจำหน่ายสีเคลือบบรรจุภัณฑ์แห่งหนึ่งมา เป็นกรณีศึกษา โดยบริษัทกรณีศึกษาทำการผลิตและจำหน่าย สีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 ซึ่งเป็นสีเคลือบบรรจุภัณฑ์สำหรับพลาสติก และสีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 ซึ่งเป็นสีเคลือบบรรจุภัณฑ์สำหรับโลหะ ผู้วิจัยจึงทำการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3 ปัจจุบันบริษัทมีกระบวนการวางแผนการผลิต และการพยากรณ์ปริมาณยอดขายจากการพิจารณาจากยอดขายจริงในปีที่ผ่านมา ร่วมกับการใช้วิจารณ์ของผู้บริหารและความคิดเห็นของพนักงานมาประกอบการตัดสินใจ ซึ่งในทุกปีพบว่า การพยากรณ์ปริมาณยอดขายมีความคลาดเคลื่อนจากยอดขายจริง ส่งผลต่อฝ่ายต่างๆในองค์กร เช่น ฝ่ายวางแผนผลิต ฝ่ายจัดซื้อ ฝ่ายการจัดสรรทรัพยากร ผู้วิจัยเล็งเห็นว่าสีเคลือบบรรจุภัณฑ์มีส่วนแบ่งของการตลาดเพิ่มมากขึ้นตามอุปสงค์ของผู้บริโภค แต่ยังมีงานวิจัยด้านสีเคลือบบรรจุภัณฑ์อยู่ค่อนข้างน้อย หากได้ตัวแบบพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพมาใช้ร่วมในการทำงานของบริษัท จะส่งผลให้คาดคะเนยอดขายได้ใกล้เคียงยอดขายจริงที่เกิดขึ้น เพื่อวางแผนการผลิต ควบคุมปริมาณสินค้าคงคลังให้อยู่ในปริมาณที่เหมาะสม

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

- 1) เพื่อศึกษาและสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ยอดขายสีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3 โดยวิธีปรับให้เรียบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
- 2) เพื่อเปรียบเทียบและคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3

3) เพื่อนำตัวแบบที่เหมาะสมไปใช้ในการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3

4) เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ระหว่างวิธีการพยากรณ์ที่ดีที่สุดกับวิธีการพยากรณ์ของบริษัทกรณีศึกษา

### 1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

งานวิจัยนี้ทำการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3 ของบริษัทกรณีศึกษา ซึ่งมีการเก็บข้อมูลเป็นรายเดือนตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2554 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561 รวม 84 เดือน โดยใช้การพยากรณ์วิธีปรับให้เรียบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

### 1.4 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

- 1) กำหนดหัวข้องานวิจัย
- 2) เก็บรวบรวมข้อมูลปริมาณยอดขาย (กิโลกรัม)
- 3) ตรวจสอบองค์ประกอบของอนุกรมเวลา เพื่อเลือกวิธีการพยากรณ์ที่ใช้ในการวิเคราะห์
- 4) ศึกษาทฤษฎีและวิธีการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธีต่อไปนี้
  - วิธีปรับให้เรียบ
  - วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์
  - วิธีโครงข่ายประสาทเทียม
- 5) นำข้อมูลข้างต้น ดำเนินการตามขั้นตอนของแต่ละวิธี เพื่อสร้างตัวแบบและคัดเลือกตัวแบบการพยากรณ์
- 6) ดำเนินการวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ เปรียบเทียบกับวิธีการเดิมที่บริษัทกรณีศึกษาใช้
- 7) สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) ได้ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3
- 2) สามารถนำตัวแบบไปใช้ในการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3
- 3) นำข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์มาใช้ในการวางแผนการตลาด การผลิตให้สอดคล้องกับความต้องการของลูกค้า

## บทที่ 2

# ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้ ผู้วิจัยนำข้อมูลอนุกรมเวลาสี่เคลื่อนบรจภูณัฒมาหาตัวแบบที่เหมาะสม โดยทำการวิเคราะห์กับสี่เคลื่อนบรจภูณัฒ 2 ประเภท คือ สี่เคลื่อนบรจภูณัฒสำหรับพลาสติก (ประเภท P1) และ สี่เคลื่อนบรจภูณัฒสำหรับโลหะ (ประเภท P3) มาทำการวิเคราะห์โดยวิธีปรับให้เรียบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม พร้อมทั้งงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งในบทนี้จะแบ่งเนื้อหาออกเป็น 2 ส่วน คือ

1. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อนุกรมเวลา
2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 วิธีปรับให้เรียบ (Smoothing Method)

วิธีปรับให้เรียบเป็นการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีตส่วนหนึ่งหรือทั้งหมดในการหาตัวแบบพยากรณ์ ซึ่งน้ำหนักที่ให้กับข้อมูลแต่ละค่าจะแตกต่างกัน เนื่องจากอนุกรมเวลาอาจมีความผันแปรจากเหตุการณ์ที่ผิดปกติ วิธีปรับให้เรียบจะช่วยลดอิทธิพลของความผันแปรดังกล่าวได้ วิธีปรับให้เรียบมีหลายวิธี ขึ้นอยู่กับลักษณะของอนุกรมเวลา

#### 2.1.1 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล

##### (Triple Exponential Smoothing Method)

วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล (Triple Exponential Smoothing Method) เหมาะกับอนุกรมเวลาที่มีลักษณะแนวโน้มเป็นเส้นโค้งรูปกำลังสอง (Quadratic form) ค่าต่ำสุดหรือค่าสูงสุดของแนวโน้มเกิดขึ้นเมื่อ  $t = \frac{-\beta_1}{2\beta_2}$  การพยากรณ์รูปแบบนี้ในช่วงเวลาล่วงหน้ามากอาจเกิดความคลาดเคลื่อนได้ เนื่องจากอนุกรมเวลามีแนวโน้มทางขึ้นก่อนแล้วเปลี่ยนเป็นทางลง หรืออนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มทางลงก่อนแล้วเปลี่ยนเป็นทางขึ้น ผลต่างของค่าสังเกตครั้งที่ 1 มีแนวโน้มเส้นตรงที่มีจุดตัดแกนที่  $\beta_1 + \beta_2$  มีความลาดชันของเส้นแนวโน้มเส้นตรงเท่ากับ  $2\beta_2$  ซึ่งมีรูปแบบสมการพยากรณ์ดังสมการที่ (2.1)

$$Y_t(p) = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2' t^2 + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

ซึ่ง  $\beta_2' = \frac{\beta_2}{2}$  จะมีสมการพยากรณ์ ณ เวลา  $t$  สำหรับ  $p$  ช่วงเวลาล่วงหน้าเป็น

$$Y_{t+p}(t) = b_0(t) + b_1(t)(t+p) + \frac{1}{2}b_2(t)(t+p)^2 \quad (2.2)$$

$$\hat{Y}_{t+p}(t) = a_0(t) + a_1(t)p + \frac{1}{2}a_2(t)p^2 \quad (2.3)$$

การสร้างสมการพยากรณ์จะเกี่ยวข้องกับค่าเริ่มต้น โดยทั่วไปจะหา  $a_0(0), a_1(0), a_2(0)$  จากอนุกรมเวลาที่มีอยู่โดยใช้เพียงบางช่วงหรือทั้งหมดของค่าสังเกตแล้วใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด จากนั้นหาค่า  $A_0, A'_0, A''_0$  โดยสามารถหาค่า  $A_0, A'_0, A''_0$  ได้จากสมการที่ (2.4), (2.5) และ (2.6)

$$A_0 = a_0(0) - \left(\frac{1-\alpha}{\alpha}\right)a_1(0) + \left(\frac{(1-\alpha)(2-\alpha)}{2\alpha^2}\right)a_2(0) \quad (2.4)$$

$$A'_0 = a_0(0) - \left(\frac{2(1-\alpha)}{\alpha}\right)a_1(0) + \left(\frac{2(1-\alpha)(3-2\alpha)}{2\alpha^2}\right)a_2(0) \quad (2.5)$$

$$A''_0 = a_0(0) - \left(\frac{3(1-\alpha)}{\alpha}\right)a_1(0) + \left(\frac{3(1-\alpha)(4-3\alpha)}{2\alpha^2}\right)a_2(0) \quad (2.6)$$

เมื่อได้ค่า  $A_0, A'_0, A''_0$  จะสามารถหาค่า  $A_t, A'_t, A''_t$  สำหรับค่า  $t$  ถัดไปได้ตามสมการที่ (2.7), (2.8) และ (2.9)

$$A_t = (1 - \alpha)A_{t-1} + \alpha Y_t \quad ; \quad 0 < \alpha < 1 \quad (2.7)$$

$$A'_t = (1 - \alpha)A'_{t-1} + \alpha A_t \quad ; \quad 0 < \alpha < 1 \quad (2.8)$$

$$A''_t = (1 - \alpha)A''_{t-1} + \alpha A'_t \quad ; \quad 0 < \alpha < 1 \quad (2.9)$$

โดยที่  $A_t$  เป็นค่าปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล ณ เวลา  $t$   
 $A'_t$  เป็นค่าปรับให้เรียบครั้งที่สองแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล ณ เวลา  $t$   
 $A''_t$  เป็นค่าปรับให้เรียบครั้งที่สามแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล ณ เวลา  $t$

และสามารถเขียนสมการพยากรณ์ในเทอมของ  $A_t, A'_t, A''_t$  ได้เป็น

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{t+p}(t) = & \left\{ (6(1-\alpha)^2 + (6-5\alpha)\alpha p + \alpha^2 p^2) \left( \frac{A_t}{2(1-\alpha)^2} \right) \right\} \\ & - \left\{ (6 - (1-\alpha)^2 + 2(5-4\alpha)\alpha p + 2\alpha^2 p^2) \left( \frac{A'_t}{2(1-\alpha)^2} \right) \right\} \\ & + \left\{ (2(1-\alpha)^2 + (4-3\alpha)\alpha p) \left( \frac{A''_t}{2(1-\alpha)^2} \right) \right\} \quad ; \quad p = 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (2.10)$$

### 2.1.2 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method)

วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method) เป็นวิธีที่ใช้สำหรับอนุกรมเวลาที่มีลักษณะแนวโน้มเป็นเส้นตรงและมีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง โดยมีพารามิเตอร์ที่ใช้ในการปรับให้เรียบ คือ  $\alpha$ ,  $\gamma$  และ  $\delta$  ซึ่งมีค่าพารามิเตอร์อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยที่  $\alpha$  เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับแนวโน้ม  $\gamma$  เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับค่าความลาดชัน (Slope) และ  $\delta$  เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับอิทธิพลของฤดูกาล สำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้มี 2 รูปแบบ คือ รูปแบบบวก (Additive Model) และ รูปแบบคูณ (Multiplicative Model) แสดงดังรูปที่ 2.1 (ดาว และคณะ, 2558)

#### - วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบบวก

$$Y_t(p) = \hat{T}_{t+p}(t) + S_{t+p}(t) \quad ; p = 1, 2, \dots \quad (2.11)$$

ซึ่ง  $\hat{T}_{t+p}(t)$  เป็นค่าแนวโน้มที่เวลา  $t + p$  เมื่อใช้ค่าสังเกต  $t$  ค่า มีค่าเท่ากับ  $\hat{T}_t(t) + p\hat{\beta}_1(t)$  และ  $S_{t+p}(t)$  มีค่าเท่ากับ  $S_i(t)$  จะได้ดังสมการที่ (2.12)

$$Y_t(p) = \hat{T}_t(t) + p\hat{\beta}_1(t) + S_i(t) \quad (2.12)$$

โดยที่  $\hat{T}_t(t)$  เป็นค่าแนวโน้ม ณ เวลา  $t$

$\hat{\beta}_1(t)$  เป็นค่าความลาดชัน ณ เวลา  $t$

$S_i(t)$  เป็นค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาลที่  $i$  ณ เวลา  $t$

ค่า  $\hat{T}_t(t)$ ,  $\hat{\beta}_1(t)$  และ  $S_i(t)$  หาได้จากสมการที่ (2.13), (2.14) และ (2.15) ตามลำดับ

$$\hat{T}_t(t) = \alpha(Y_t - S_i(t-1)) + (1 - \alpha)\hat{T}_t(t-1) \quad ; 0 < \alpha < 1 \quad (2.13)$$

$$\hat{\beta}_1(t) = \gamma(\hat{T}_t(t) - \hat{T}_t(t-1)) + (1 - \gamma)\hat{\beta}_1(t-1) \quad ; 0 < \gamma < 1 \quad (2.14)$$

$$S_i(t) = \delta(Y_t - \hat{T}_t(t)) + (1 - \delta)S_i(t-1) \quad ; 0 < \delta < 1 \quad (2.15)$$

#### - วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบคูณ

$$Y_t(p) = \hat{T}_{t+p}(t)S_{t+p}(t) \quad ; p = 1, 2, \dots \quad (2.16)$$

ความหมายของ  $\hat{T}_{t+p}(t)$  และ  $S_{t+p}(t)$  เป็นทำนองเดียวกับกรณีรูปแบบบวก จะได้ดังสมการที่ (2.17)

$$\hat{Y}_t(p) = (\hat{T}_t(t) + p\hat{\beta}_1(t))S_i(t) \quad (2.17)$$





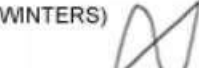
ค่า  $\hat{T}_t(t)$ ,  $\hat{\beta}_1(t)$  และ  $S_i(t)$  หาได้จากสมการที่ (2.18), (2.19) และ (2.20) ตามลำดับ

$$\hat{T}_t(t) = \frac{\alpha Y_t}{S_i(t-1)} + (1 - \alpha)\hat{T}_t(t-1) \quad ; 0 < \alpha < 1 \quad (2.18)$$

$$\hat{\beta}_1(t) = \gamma(\hat{T}_t(t) - \hat{T}_t(t-1)) + (1 - \gamma)\hat{\beta}_1(t-1) \quad ; 0 < \gamma < 1 \quad (2.19)$$

$$S_i(t) = \frac{\delta Y_t}{\hat{T}_t(t)} + (1 - \delta)S_i(t-1) \quad ; 0 < \delta < 1 \quad (2.20)$$

สำหรับการพยากรณ์จะตัดสินใจใช้รูปแบบบวกหรือรูปแบบคูณ ขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลา โดยการพยากรณ์ด้วยรูปแบบบวกเหมาะกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลไม่เพิ่มขึ้นเมื่อเวลาเปลี่ยนไป หรือการเปลี่ยนแปลงอนุกรมเวลามีลักษณะคงที่ หรือการเปลี่ยนแปลงของอนุกรมเวลาเปลี่ยนไป แต่รูปแบบการเปลี่ยนแปลงของอิทธิพลฤดูกาลมีลักษณะใกล้เคียงกับของเดิมมีการเปลี่ยนแปลงไม่มากนัก การพยากรณ์ด้วยรูปแบบคูณเหมาะกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลเพิ่มขึ้นหรือลดลงเมื่อเวลาเปลี่ยนไป และอิทธิพลของฤดูกาลมีเปลี่ยนแปลงเป็นสัดส่วนกับแนวโน้ม (Prajakta S. Kalekar, 2004)

	Nonseasonal	Additive Seasonal	Multiplicative Seasonal
Constant Level	(SIMPLE) — NN	 NA	 NM
Linear Trend	(HOLT)  LN	 LA	(WINTERS)  LM

รูปที่ 2.1 รูปแบบการพยากรณ์ของการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียล (Eric Stellwagen, 1985)

## 2.2 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method)

วิธีการพยากรณ์โดยทั่วไปจะมีข้อสมมติฐานว่าอนุกรมเวลาจะไม่มีสหสัมพันธ์ ซึ่งพบว่าในหลายครั้งข้อสมมติฐานดังกล่าวไม่เป็นจริง จึงอาจไม่เหมาะกับการพยากรณ์โดยทั่วไป เนื่องจากการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์เหล่านั้นไม่ได้มีการนำค่าตัวแปรสหสัมพันธ์ไปใช้ในการคำนวณ จึงทำให้มีผู้คิดค้นวิธีการสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการนำค่าสหสัมพันธ์มาใช้ และพบว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ให้ค่าความแม่นยำสูงกว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีอื่นๆ (สุรเจตน์ อภิเรืองธรรม, 2551)

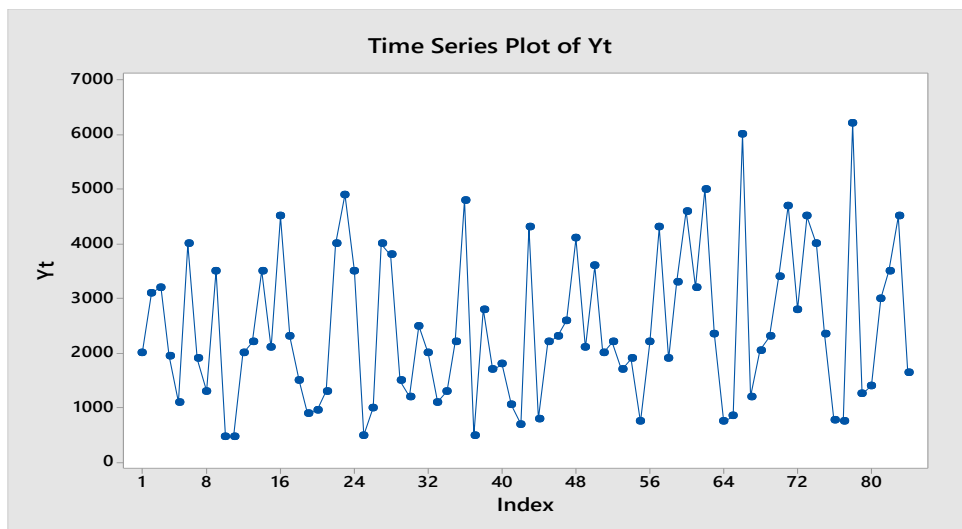
ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้กับการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ข้อมูลจะเป็นเลขจำนวนเต็มหรือทศนิยมก็ได้ แต่ข้อมูลเหล่านั้นต้องมีลักษณะคาบเวลาเรียงตามลำดับเวลาด้วยระยะห่างเท่าๆกัน รวมถึงสามารถใช้ได้กับข้อมูลอนุกรมเวลา ที่มีอิทธิพลของแนวโน้มและฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง การพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ควรมีข้อมูลในการหาตัวแบบจำนวนมาก เนื่องจากหากข้อมูลมีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง การที่มีจำนวนข้อมูลน้อยเกินไปจะทำให้ไม่เห็นอิทธิพลของฤดูกาล นอกจากนี้ยังต้องใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่คงที่ (Stationary) ไม่ผันแปรตามฤดูกาล โดยพิจารณาจากค่าสังเกต  $Y$  และเวลาตำแหน่ง  $t$  ซึ่งสามารถแสดงความสัมพันธ์ของค่าสังเกตช่วงเวลาในอดีตระหว่าง  $Y_t$  กับ  $Y_{t-1}$  และนำมาพยากรณ์ (วรภรณ์ ยิ่งยวด, 2550) การพยากรณ์โดยวิธี ARIMA มีรูปแบบสมการเบื้องต้น ดังสมการที่ (2.21)

$$Y_t = P + \varepsilon_t \quad (2.21)$$

โดยที่  $Y_t$  เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลาที่  $t$   
 $P$  เป็นค่าคงที่ของรูปแบบความสัมพันธ์ของสมการ  
 $\varepsilon_t$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา  $t$

### 2.2.1 ความคงที่ของข้อมูล (Stationary)

ก) ข้อมูลอนุกรมเวลาคงที่ (Stationary Time Series) คืออนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ย  $E(Y_t)$  และความแปรปรวน  $V(Y_t)$  คงที่ อนุกรมเวลาที่คงที่จะมีความสัมพันธ์เชิงสถิติระหว่าง  $Y_t, Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+T-1}$  ที่จุดเริ่มต้น  $t$  ไม่แตกต่างจากความสัมพันธ์เชิงสถิติระหว่าง  $Y_{t+i}, Y_{t+i+1}, Y_{t+i+2}, \dots, Y_{t+i+T-1}$  ที่จุดเริ่มต้น  $t+i$  สำหรับ  $i = 1, 2, \dots, n$  ดังแสดงดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 อนุกรมเวลาที่มีความคงที่

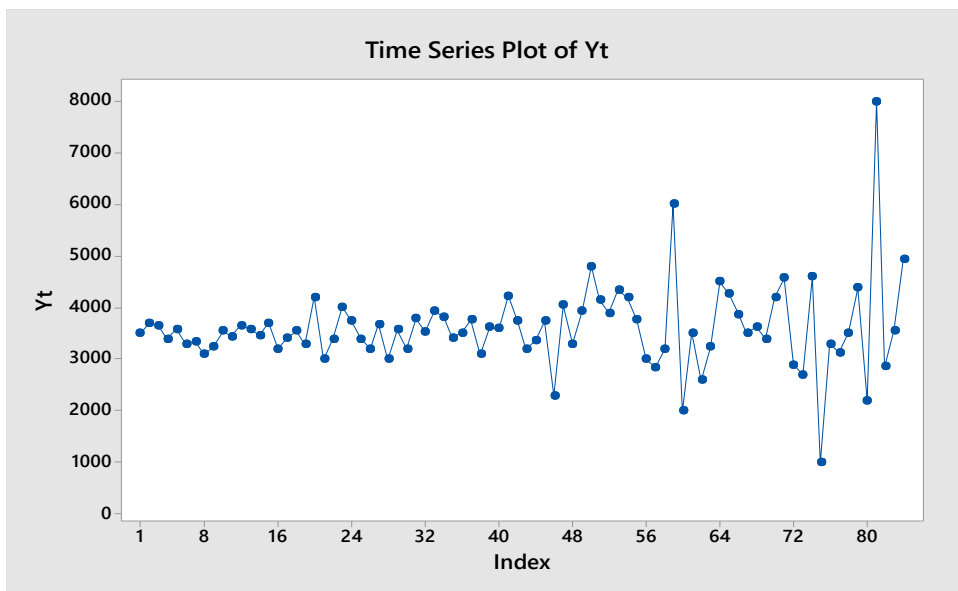
ข) อนุกรมเวลาไม่มีความคงที่ (Nonstationary Time Series) เป็นอนุกรมเวลาที่ค่าสังเกตไม่มีความคงที่ หากพบว่าอนุกรมเวลาไม่มีความคงที่ แสดงดังรูปที่ 2.3, 2.4 และ 2.5 ต้องทำการแปลงอนุกรมเวลาใหม่ให้มีความคงที่ก่อน โดยมีหลักการดังนี้

- อนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม ทำการแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาผลต่าง (Regular Differencing) แปลงให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีแนวโน้ม โดยนำข้อมูลก่อนหน้านี้มาหักออกจากข้อมูลปัจจุบัน เขียนได้เป็น  $Z_t = \Delta^d Y_t$  และ  $d$  เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่าง หรือเขียนได้ว่า  $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$

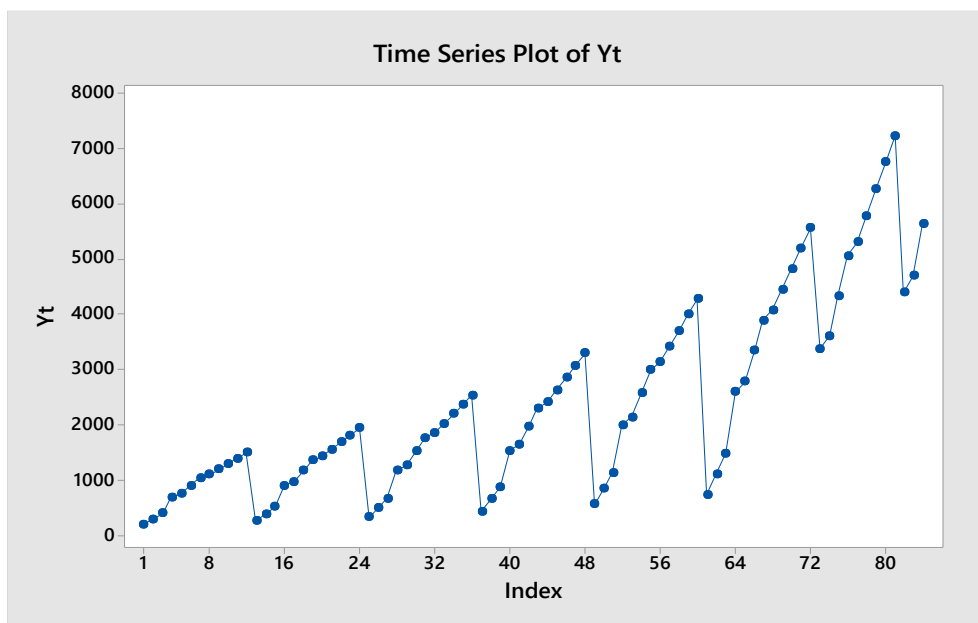
- อนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลของฤดูกาล ทำการแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาผลต่างฤดูกาล (Seasonal Differencing) แปลงให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีอิทธิพลฤดูกาล โดยนำข้อมูล ณ ช่วงเวลา  $t-12$  เดือนก่อนไปหักออกจากค่าเดือน  $t$  เขียนได้เป็น  $Z_t = \Delta_L^d Y_t$  และ  $D$  เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างฤดูกาล  $L$  เป็นจำนวนฤดูกาล หรือเขียนได้ว่า  $\Delta_L^1 Y_t = Y_t - Y_{t-12}$

- อนุกรมเวลาที่มีทั้งแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล ทำการแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาลควบคู่กันไป ซึ่งการหาผลต่างดังกล่าวสามารถทำได้มากกว่า 1 ครั้ง โดยทั่วไปอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง จะแปลงให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ ที่ไม่มีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล เขียนได้เป็น  $Z_t = \Delta^d \Delta_L^D Y_t$  และ  $d$  เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่าง  $D$  เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างฤดูกาล  $L$  เป็นจำนวนฤดูกาล

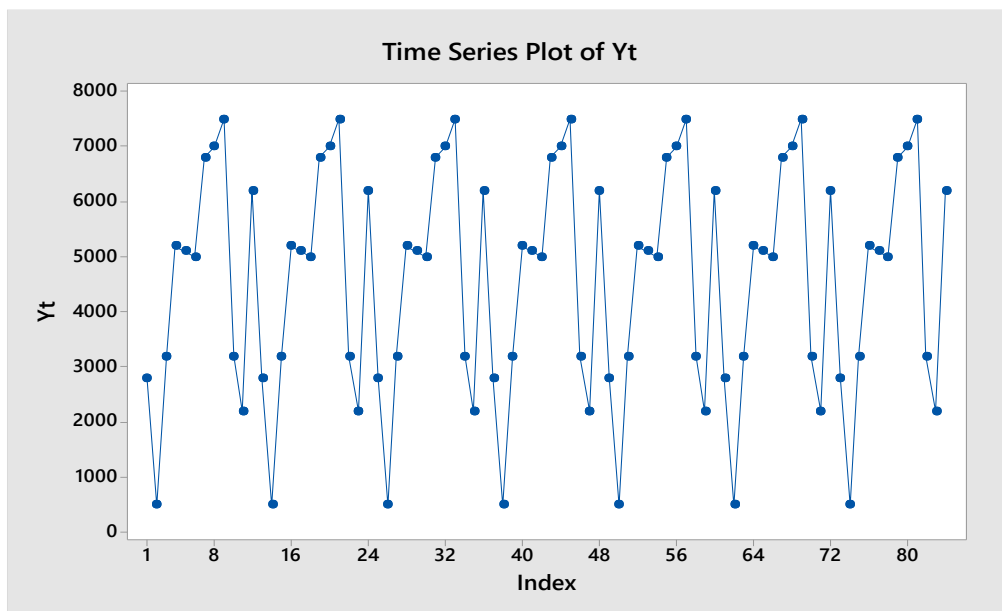
- อนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนไม่คงที่ ทำการแปลงอนุกรมเวลาโดยการ take log หาค่าลอการิทึมของค่าสังเกต  $Z_t = \log(Y_t)$



รูปที่ 2.3 อนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนไม่คงที่



รูปที่ 2.4 อนุกรมเวลาไม่มีความคงที่มีทั้งแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล



รูปที่ 2.5 อนุกรมเวลาไม่มีความคงที่และมีอิทธิพลของฤดูกาล

## 2.2.2 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation Function : ACF) และ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function : PACF)

การพิจารณาค่าสหสัมพันธ์ในตนเองของค่าความคลาดเคลื่อน นอกจากใช้กราฟในการพิจารณาค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนแล้ว ยังสามารถนำค่า ACF และ PACF มาร่วมในการพิจารณาเพื่อให้เกิดความแม่นยำมากขึ้น นอกจากนี้ค่า ACF และ PACF ยังเป็นตัวช่วยเบื้องต้นในการเลือกแบบจำลองของ บ็อกซ์-เจนกินส์ ว่าตัวแบบใดเหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มี การคำนวณและความหมายของค่า ACF และ PACF มีรายละเอียดดังนี้

ก) การคำนวณและความหมายของค่า ACF (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2549)

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองมีสองแบบ คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองของตัวอย่าง (เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์  $r_k$ ) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองของประชากร (เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์  $\rho_k$ ) ซึ่ง  $r_k$  จะเป็นค่าประมาณของ  $\rho_k$  เมื่ออนุกรมเวลามีขนาดใหญ่พอสมควร นั่นคือ อนุกรมเวลาควรมีขนาดเกิน 30 จากการกำหนดให้  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  คืออนุกรมเวลาชุดหนึ่งที่มีความคงที่จำนวน  $n$  ข้อมูล ค่า ACF ณ  $k$  ช่วงเวลาที่แล้ว ( $r_k$ ) ดังสมการที่ (2.22) และความแปรปรวนของ  $r_k$  ดังสมการที่ (2.23)

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (2.22)$$

โดยที่	$Y_t$	เป็นข้อมูลหรือค่าสังเกต ณ เวลา $t$
	$k$	เป็นจำนวนช่วงเวลาที่ข้อมูลห่างกัน $k = 1, 2, 3, \dots$
	$n$	เป็นจำนวนข้อมูลทั้งหมด
	$\bar{Y}$	เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูล

$$\sigma_{r_k}^2 = \frac{1}{n} \left( 1 + 2 \sum_{j=1}^{k-1} r_j^2 \right) \quad (2.23)$$

โดยที่	$\sigma_{r_k}^2$	เป็นค่าความแปรปรวนของ $r_k$
	$k$	เป็นจำนวนช่วงเวลาที่ข้อมูลห่างกัน $k = 1, 2, 3, \dots$

จากสมการที่ (2.22) ค่า ACF ณ  $k$  ช่วงเวลาที่แล้ว ( $r_k$ ) ก็คือค่าสหสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตในอนุกรมเวลาที่อยู่ห่างกัน  $k$  ช่วงเวลา คือ ณ ช่วงเวลาปัจจุบัน ( $Y_t$ ) กับช่วงเวลาถัดไป ( $Y_{t+k}$ ) หรือกล่าวได้ว่า ( $r_k$ ) เป็นค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่างอนุกรมเวลา ณ ช่วงเวลาปัจจุบันกับอนุกรมเวลา ณ  $k$  ช่วงเวลาที่ผ่านไป ( $Y_{t-k}$ ) ก็ได้และเนื่องจาก  $r_k$  เป็นค่าสหสัมพันธ์ โดย ค่า  $r_k$  จะมีค่าอยู่ระหว่าง  $-1$  ถึง  $1$  มีคุณสมบัติต่อไปนี้

- ถ้าค่า  $r_k > 0$  หมายถึง อนุกรมเวลา  $Y_t$  เปลี่ยนแปลงในทิศทางเดียวกันกับค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน  $k$  ช่วงเวลา หรือข้อมูลในอนุกรมเวลามีสหสัมพันธ์ในทางเดียวกัน

- ถ้าค่า  $r_k < 0$  หมายถึง อนุกรมเวลา  $Y_t$  เปลี่ยนแปลงในทิศทางตรงกันข้ามกับค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน  $k$  ช่วงเวลา หรือข้อมูลในอนุกรมเวลามีสหสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม

- ถ้าค่า  $|r_k|$  เข้าใกล้  $0$  หมายถึง อนุกรมเวลา  $Y_t$  ไม่เปลี่ยนแปลงไม่ว่าจะเป็นไปในทิศทางเดียวกันหรือทิศทางตรงกันข้ามกับค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน  $k$  ช่วงเวลา หรือกล่าวได้ว่าข้อมูลในอนุกรมเวลานั้นมีความสัมพันธ์กันต่ำ

- ถ้าค่า  $|r_k|$  เข้าใกล้  $1$  หมายถึง อนุกรมเวลา  $Y_t$  เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันหรือทิศทางตรงกันข้ามกับค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน  $k$  ช่วงเวลา หรือกล่าวได้ว่าข้อมูลในอนุกรมเวลานั้นมีความสัมพันธ์กันสูง

จากข้างต้นจะเห็นได้ว่า  $r_k$  เป็นค่าวัดลักษณะของตัวอย่างที่เป็นค่าประมาณของค่าวัดลักษณะของประชากร  $\rho_k$  ซึ่ง  $r_k$  มีการแจกแจงใกล้เคียงกับการแจกแจงปกติที่มีค่าเฉลี่ยเป็น  $0$  และค่าความแปรปรวน  $\sigma_{r_k}^2$  โดยจะประมาณ  $\sigma_{r_k}^2$  ด้วย  $S_{r_k}^2$  ซึ่ง  $S_{r_k}^2$  มีค่าใกล้เคียงกับ  $\frac{1}{n}$  การทราบลักษณะการแจกแจงของ  $r_k$  จะทำให้สามารถทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับ  $\rho_k$

สมมติฐานการทดสอบ คือ  $H_0 : \rho_k = 0$

$H_1 : \rho_k \neq 0$

ตัวสถิติที่ใช้ในการทดสอบ คือ  $t = \frac{r_k}{S r_k}$  เมื่อ  $n > 30$  จึงใช้  $z$  แทน โดยมีอาณาเขตวิกฤติ  $|z| \geq z_{\alpha/2}$  ที่ระดับนัยสำคัญ  $\alpha$

ข) การคำนวณและความหมายของค่า PACF (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2549)

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วนมีสองแบบเช่นเดียวกับค่า ACF คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วนของตัวอย่าง (เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์  $r_{kk}$ ) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วนของประชากร (เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์  $\rho_{kk}$ ) ซึ่ง  $r_{kk}$  จะเป็นค่าประมาณของ  $\rho_{kk}$  ด้วยเงื่อนไขเดียวกับ  $r_k$  และ  $\rho_k$  โดยสามารถคำนวณ ค่า  $r_{kk}$  ได้จากสมการที่ (2.24) และความแปรปรวนของ  $r_{kk}$  ( $\sigma_{r_{kk}}^2$ ) คำนวณจากสมการที่ (2.26)

$$r_{kk} = \begin{cases} r_1 & ; k = 1 \\ \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_j} & ; k = 2, 3, 4, \dots \end{cases} \quad (2.24)$$

โดยที่  $r_{k,j} = r_{k-1,j} - r_{kk} r_{k-1,k-j} \quad ; j = 1, 2, 3, \dots, k-1$  (2.25)

$$\sigma_{r_{kk}}^2 = \frac{1}{n} \quad ; k = 1, 2, 3, \dots \quad (2.26)$$

จากข้างต้นจะเห็นได้ว่า  $r_{kk}$  เป็นค่าวัดลักษณะของตัวอย่างที่เป็นค่าประมาณของค่าวัดลักษณะของประชากร  $\rho_{kk}$  ซึ่ง  $r_{kk}$  มีการแจกแจงใกล้เคียงกับการแจกแจงปกติที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และค่าความแปรปรวน  $\sigma_{r_{kk}}^2$  ซึ่งประมาณ  $\sigma_{r_{kk}}^2$  ด้วย  $S_{r_{kk}}^2$  ที่  $S_{r_{kk}}^2 = \frac{1}{n}$  การทราบลักษณะการแจกแจงของ  $r_{kk}$  จะทำให้สามารถทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับ  $\rho_{kk}$  ดังนั้นการทดสอบสมมติฐานว่า  $r_{kk}$  มาจาก  $\rho_{kk}$  ที่เป็น 0 หรือไม่

สมมติฐานการทดสอบ คือ  $H_0: \rho_{kk} = 0$

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

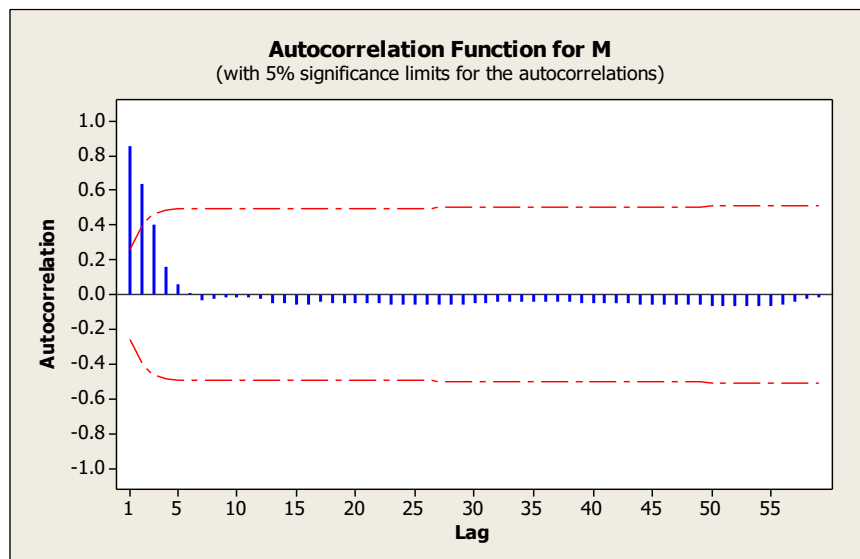
ตัวสถิติที่ใช้ในการทดสอบ คือ  $r_{kk}$  เกณฑ์การตัดสินใจจะปฏิเสธ  $H_0$  เมื่อ  $|r_{kk}| \geq Z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{1}{n}}$  ที่ระดับนัยสำคัญ  $\alpha$  โดยทำการทดสอบทุกค่า  $k ; k = 1, 2, \dots, n-1$  เพื่อจะได้ทราบว่า  $r_k$  และ  $r_{kk}$  ที่ lag ไตบ้างมีค่าแตกต่างจากศูนย์เพื่อใช้ในการพิจารณาหาตัวแบบ

### 2.2.3 ขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

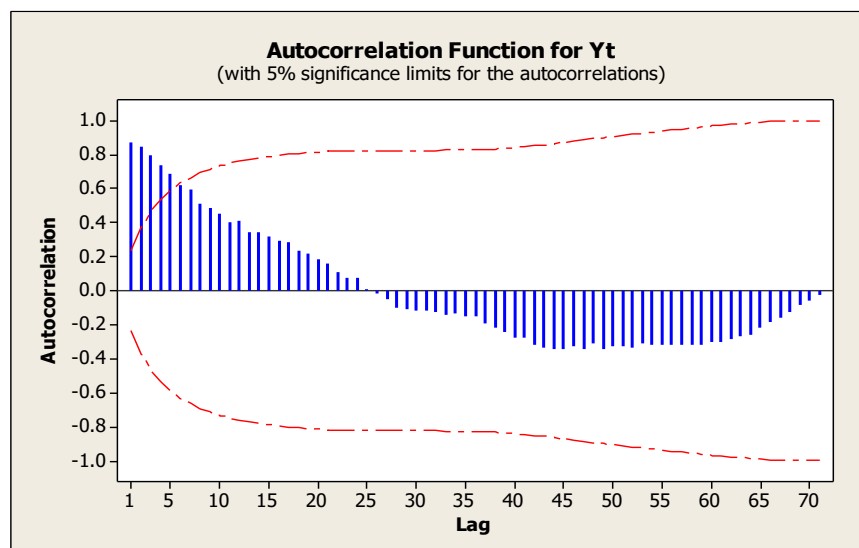
ก) ตรวจสอบความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลา

อนุกรมเวลาที่จะนำมาสร้างแบบจำลอง ARIMA นั้น ต้องมีคุณสมบัติคงที่ คือ มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ โดยดูได้จาก ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation

Function : ACF) ถ้า ACF มีลักษณะลดลงเข้าสู่ศูนย์อย่างรวดเร็ว ดังรูปที่ 2.6 หมายความว่าอนุกรมเวลานั้นมีลักษณะคงที่ แต่หาก ACF ค่อยๆลดลงเข้าสู่ศูนย์ หมายความว่าอนุกรมเวลานั้นไม่คงที่ มีแนวโน้ม ดังรูปที่ 2.7 จึงต้องทำการปรับอนุกรมเวลาให้คงที่ก่อนโดยการหาผลต่าง



รูปที่ 2.6 คอเรลโรแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (อนุกรมเวลาคงที่)



รูปที่ 2.7 คอเรลโรแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (อนุกรมเวลาไม่คงที่มีแนวโน้ม)

ข) กำหนดตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสม

หลังจากการแปลงอนุกรมเวลาให้คงที่แล้ว จึงทำการหาตัวแบบที่เหมาะสมของแบบจำลอง โดยพิจารณาคอเรลโรแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (ACF) และคอเรลโรแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน (PACF) ของข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติ

คงที่  $(p, d, q)$  และ  $(P, D, Q)_L$  ใช้หลักการเดียวกันแต่แยกกันพิจารณา การกำหนดตัวแบบนั้นจะมีลักษณะเป็นการทำซ้ำ เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์และตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ถ้าพบว่าตัวแบบที่เป็นไปได้นั้นยังไม่เหมาะสม ต้องทำซ้ำกระบวนการเดิมจนกว่าจะได้ตัวแบบที่เหมาะสม ซึ่งสามารถสรุปลักษณะการเปลี่ยนแปลงค่า ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ ดังตารางที่ 2.1 (วิชิต หล่อจ๊ะระชุมห์กุล และจิราวัลย์ จิตรถเวช ,2548)

ตารางที่ 2.1 ลักษณะการเปลี่ยนแปลงค่า ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่มีความคงที่

ตัวแบบ	ACF	PACF
AR(p)	ลดลงเข้าสู่ 0 อย่างรวดเร็ว	หลัง lag p มีค่าเท่ากับ 0
MA(q)	หลัง lag q มีค่าเท่ากับ 0	ลดลงเข้าสู่ 0 อย่างรวดเร็ว
ARMA(1,1)	ลดลงเข้าสู่ 0 อย่างรวดเร็ว	ลดลงเข้าสู่ 0 อย่างรวดเร็ว

ตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์สำหรับอนุกรมเวลาที่มีความคงที่เป็นดังต่อไปนี้ (Bowerman and O'Connell, 1987, 1993) (Chatfield, C. 2000)

- ตัวแบบการถดถอยในตัวเองอันดับ  $p$

(Autoregressive Model of order  $p$  : AR(p))

อนุกรมเวลาจะเคลื่อนที่อยู่รอบๆ ค่าคงที่ค่าหนึ่ง เมื่ออยู่ในสถานะคงที่ ซึ่งค่าคงที่นั้น คือ  $\theta_0$  ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยของ  $Y_t$  นอกจากนี้ตัวแบบของกระบวนการเชิงเส้น ได้มีการพัฒนาเป็นตัวแบบเฉพาะขึ้นมา เรียกว่า ตัวแบบการถดถอยในตัวเองอันดับ  $p$  สามารถเขียนแทนด้วย AR(p) ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (2.27)

$$Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.27)$$

โดยที่  $Y_t$  เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$

$\theta_0$  เป็นค่าคงที่ของพารามิเตอร์

$\phi_i$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเอง ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, p$

$\varepsilon_t$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา  $t$

$p$  เป็นอันดับที่ของการถดถอยในตัวเอง

หรือสามารถเขียนให้อยู่ในรูปแบบเทอมของ Backward Operator ได้ดังสมการที่ (2.28)

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t \quad (2.28)$$

โดยที่  $B$  เป็น backward-shift operator

- ตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ  $q$  (Moving Average Model of order  $q$  : MA( $q$ )) นอกจากได้มีการพัฒนาตัวแบบการถดถอยในตัวเองแล้ว ยังได้มีการการพัฒนาแบบเฉพาะอีกกลุ่มหนึ่ง เรียกว่า ตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ  $q$  สามารถเขียนแทนด้วย MA( $q$ ) ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (2.29)

$$Y_t = \theta_0 - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2.29)$$

โดยที่  $Y_t$  เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$

$\theta_0$  เป็นค่าคงที่ของพารามิเตอร์

$\theta_i$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, q$

$\varepsilon_t$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา  $t$

$q$  เป็นอันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

- ตัวแบบผสมการถดถอยในตัวเองอันดับ  $p$  และค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ  $q$  (Autoregressive and Moving Average order  $p$  and  $q$  model : ARMA( $p, q$ )) บางกรณีพบว่าการใช้ตัวแบบ AR( $p$ ) หรือ MA( $q$ ) เพียงตัวแบบเดียวด้วยอันดับสูงมาก ๆ ต้องใช้เวลาในการคำนวณค่อนข้างนาน จึงได้มีผู้คิดค้นตัวแบบผสมระหว่างการถดถอยในตัวเองกับค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ สามารถเขียนแทนด้วย ARMA( $p, q$ ) ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (2.30)

$$Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2.30)$$

โดยที่  $Y_t$  เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$

$\theta_0$  เป็นค่าคงที่ของพารามิเตอร์

$\phi_i$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเอง ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, p$

$\theta_i$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, q$

$\varepsilon_t$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา  $t$

$p$  เป็นอันดับที่ของการถดถอยในตัวเอง

$q$  เป็นอันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

- ตัวแบบที่ไม่มีความคงที่ (Non-stationary Integrated Autoregressive and Moving Average Model : ARIMA( $p, d, q$ )) หากข้อมูลอนุกรมเวลาไม่มีความคงที่รอบค่าเฉลี่ย ต้องทำการแปลงข้อมูลดังกล่าวโดยการหาผลต่าง และการหาผลต่างจำนวน  $d$  ครั้ง สามารถเขียนแทนด้วย ARIMA( $p, d, q$ ) ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (2.31)

$$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2.31)$$

- โดยที่  $Z_t$  เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$  ซึ่ง  $Z_t = \Delta^d Y_t$   
 $\theta_0$  เป็นค่าคงที่ของพารามิเตอร์  
 $\phi_i$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเอง ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, p$   
 $\theta_i$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, q$   
 $\varepsilon_t$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา  $t$   
 $d$  เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างเพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่มีความคงที่เนื่องจากแนวโน้มให้มีความคงที่  
 $q$  เป็นอันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

- ตัวแบบที่ไม่มีความคงที่ที่มีอิทธิพลของฤดูกาล (Non-stationary Seasonal Integrated Autoregressive and Moving Average Model : SARIMA(P,D,Q)<sub>L</sub>) กรณีที่มีข้อมูลอนุกรมเวลามีอิทธิพลฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง จะต้องทำการแปลงข้อมูลดังกล่าวโดยการหาผลต่างฤดูกาล และการหาผลต่างฤดูกาลจำนวน  $D$  ครั้ง สามารถเขียนแทนด้วย SARIMA(P,D,Q)<sub>L</sub> ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (2.32)

$$Z_t = \theta_0 + \phi_{1L} Z_{t-L} + \dots + \phi_{pL} Z_{t-pL} - \theta_{1L} \varepsilon_{t-L} - \dots - \theta_{qL} \varepsilon_{t-qL} + \varepsilon_t \quad (2.32)$$

- โดยที่  $\theta_0$  เป็นค่าคงที่ของพารามิเตอร์  
 $\phi_{iL}$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเองในส่วนฤดูกาล ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, P$   
 $\theta_{iL}$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในส่วนฤดูกาล ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, Q$   
 $\varepsilon_t$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา  $t$   
 $P$  เป็นอันดับที่ของการถดถอยในตัวเองในส่วนฤดูกาล  
 $D$  เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างฤดูกาลเพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่มีความคงที่เนื่องจากฤดูกาลให้มีความคงที่  
 $Q$  เป็นอันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในส่วนฤดูกาล  
 $L$  เป็นช่วงของการเกิดฤดูกาล

- ตัวแบบที่ไม่มีความคงที่มีทั้งแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาล (Non-Stationary Integrated Autoregressive and Moving Average and Seasonal Integrated Autoregressive Moving Average Model : (ARIMA(p,d,q) x SARIMA(P,D,Q)<sub>L</sub>) บางกรณีพบว่าอนุกรมเวลาที่ไม่มีความคงที่มีทั้งแนวโน้มและมีอิทธิพลฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง ต้องใช้ตัวแบบ

ARIMA(p,d,q) และ SARIMA(P,D,Q)<sub>L</sub> ร่วมกัน สามารถเขียนแทนด้วย ARIMA(p,d,q) x SARIMA(P,D,Q)<sub>L</sub> ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (2.33)

$$\phi_p(B)\phi_p(B^L)Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\theta_q(B^L)\varepsilon_t \quad (2.33)$$

เมื่อ

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

$$\phi_p(B^L) = (1 - \phi_{1L} B^L - \phi_{2L} B^{2L} - \dots - \phi_{pL} B^{pL})$$

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

$$\theta_q(B^L) = (1 - \theta_{1L} B^L - \theta_{2L} B^{2L} - \dots - \theta_{qL} B^{qL})$$

โดยที่  $Z_t$  เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$  ซึ่ง  $Z_t = (1 - B^L)^D (1 - B)^d Y_t$

$B$  เป็นค่า Backward shift operator

$\theta_0$  เป็นค่าคงที่ของพารามิเตอร์

$\phi_i$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเอง ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, p$

$\phi_{iL}$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเองในส่วนฤดูกาล ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, P$

$\theta_i$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, q$

$\theta_{iL}$  เป็นค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในส่วนฤดูกาล ตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, Q$

$\varepsilon_t$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา  $t$  ซึ่ง  $\varepsilon_t$  มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ  $\sigma_\varepsilon^2$  และเป็นอิสระต่อกัน

$p$  เป็นอันดับที่ของการถดถอยในตัวเอง

$P$  เป็นอันดับที่ของการถดถอยในตัวเองในส่วนฤดูกาล

$d$  เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างเพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่มีความคงที่เนื่องจากแนวโน้มให้มีความคงที่

$D$  เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างฤดูกาลเพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่มีความคงที่เนื่องจากฤดูกาลให้มีความคงที่

$q$  เป็นอันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

$Q$  เป็นอันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในส่วนฤดูกาล

$L$  เป็นช่วงของการเกิดฤดูกาล

### ค) การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameter Estimation)

ขั้นตอนนี้เป็นกระบวนการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบอนุกรมเวลา ใช้วิธีการประมาณแบบกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square Method) จะทำการประมาณพารามิเตอร์โดยใช้การวิเคราะห์

ตัวเลข โดยมีการกำหนดค่าประมาณเบื้องต้น เพื่อหาค่าประมาณสุดท้าย ซึ่งค่าประมาณสุดท้ายจะได้จากการทำซ้ำหลายรอบจนกว่าจะได้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด

ง) ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ (Diagnostic Checking)

เมื่อกำหนดตัวแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์แล้ว ต้องทำการตรวจสอบทุกครั้งว่าตัวแบบที่กำหนดนั้น มีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์หรือไม่ หากตรวจสอบพบว่าตัวแบบนั้นไม่เหมาะสม จะต้องกำหนดตัวแบบให้อนุกรมเวลานั้นใหม่ โดยวิธีการตรวจสอบตัวแบบมีดังนี้

- พิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อน ( $e_t$ ) มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกันหรือไม่

สมมติฐานการทดสอบ คือ  $H_0: \rho_k(e_t) = 0 ; k = 1, 2, 3, \dots$

$H_1: \rho_k(e_t) \neq 0 ; k = 1, 2, 3, \dots$

ตัวสถิติที่ใช้ในการทดสอบ คือ  $Z = \frac{r_k(e_t)}{S_{r_k}(e_t)}$  เกณฑ์การตัดสินใจจะปฏิเสธ  $H_0$  เมื่อ  $|Z| \geq Z_{\alpha/2}$  ที่ระดับนัยสำคัญ  $\alpha$

- ทดสอบว่าพารามิเตอร์ในตัวแบบมีค่าเท่ากับ 0 หรือไม่ นั่นคือ เมื่อ  $\theta, \hat{\theta}$  และ  $S_{\hat{\theta}}$  เป็นค่าพารามิเตอร์, ค่าประมาณพารามิเตอร์ และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของค่าประมาณ  $\hat{\theta}$  ตามลำดับ โดยการใช้การทดสอบ  $Z$

สมมติฐานการทดสอบ คือ  $H_0: \theta = 0$

$H_1: \theta \neq 0$

ตัวสถิติที่ใช้ในการทดสอบ คือ  $Z = \frac{\hat{\theta}}{S_{\hat{\theta}}}$  เกณฑ์การตัดสินใจจะปฏิเสธ  $H_0$  เมื่อ  $|Z| \geq Z_{\alpha/2}$  ที่ระดับนัยสำคัญ  $\alpha$

- การทดสอบ Box-Ljung เป็นการทดสอบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่ห่างกัน 1, 2, 3, ..., m ช่วงเวลา เป็นอิสระกันหรือไม่

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

$H_1: \rho_k(e_t) \neq 0$  อย่างน้อยหนึ่งค่าไม่เท่ากับ 0 ;  $k = 1, 2, 3, \dots, m$

ตัวสถิติที่ใช้ในการทดสอบ คือ  $Q_m = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2(e_t)}{(n-k)}$  (2.34)

โดยที่  $n$  เป็นขนาดของอนุกรมเวลา  $\{e_t\}$

$m$  เป็นช่วงเวลาห่างสูงสุดของ  $e_t$  ในอนุกรมเวลา  $\{e_t\}$  ที่นำมาพิจารณา

เนื่องจาก  $Q_m$  มีการแจกแจงใกล้เคียงกับการแจกแจงไคสแควร์ ตัวสถิติที่ใช้ในการทดสอบคือ  $Q_m \geq \chi_{\alpha, m-a}^2$  ( $a$  คือจำนวนพารามิเตอร์ทั้งหมดในตัวแบบ ซึ่งรวมค่าคงที่ด้วย) เมื่อปฏิเสธ  $H_0$  และยอมรับ  $H_1$  สรุปได้ว่ามี  $\rho_k(e_t)$  อย่างน้อยหนึ่งค่าไม่เท่ากับ 0 สำหรับ  $k = 1, 2, 3, \dots, m$  นั่นคือค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่อยู่ห่างกัน  $k$  ค่า ไม่เป็นอิสระกันหรือสรุปได้ว่าตัวแบบที่กำหนดให้กับอนุกรมเวลายังไม่เหมาะสม ต้องย้อนกลับไปกำหนดตัวแบบใหม่ (จิตติมา สงวนสัตย์, 2542)

หากพบว่าไม่มีตัวแบบที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลามากกว่าหนึ่งตัวแบบ จะใช้เกณฑ์สารสนเทศของอาไคเคะ (Akaike's Information Criterion : AIC) โดยพิจารณาตัวแบบที่ให้ค่า AIC ต่ำที่สุดเป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด ดังสมการที่ (2.35)

$$AIC = n \cdot \ln \left( \frac{SSE}{n} \right) + 2p \quad (2.35)$$

โดยที่  $n$  เป็นขนาดตัวอย่าง

$SSE$  เป็นผลบวกกำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ

$p$  เป็นจำนวนพารามิเตอร์ในตัวแบบ

$\ln$  เป็นลอการิทึมฐาน  $e$

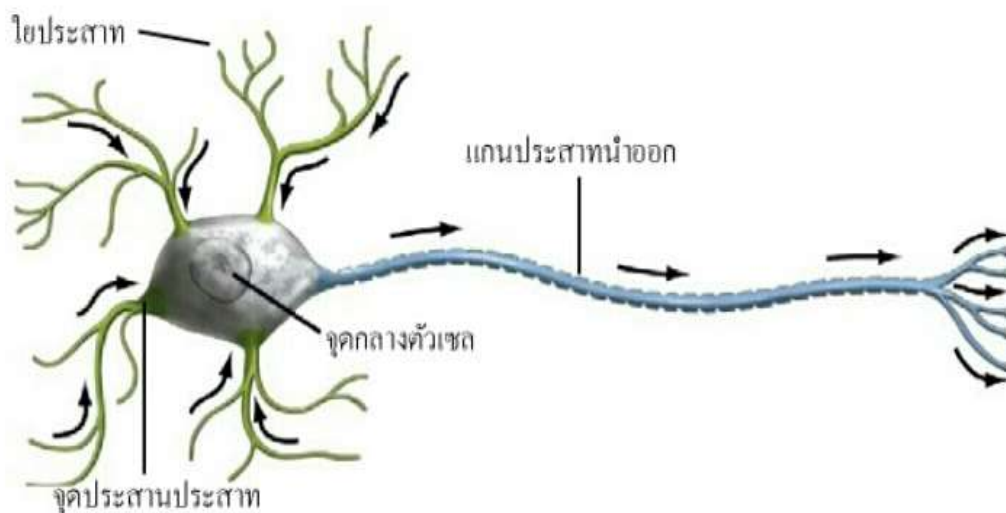
จ) การพยากรณ์ (Forecasting) เมื่อทดสอบจนได้ตัวแบบที่เหมาะสมแล้ว นำตัวแบบนี้มาทำการพยากรณ์ ซึ่งงานวิจัยนี้ จะทำการพยากรณ์แบบจุด (Point Forecast)

## 2.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANNs)

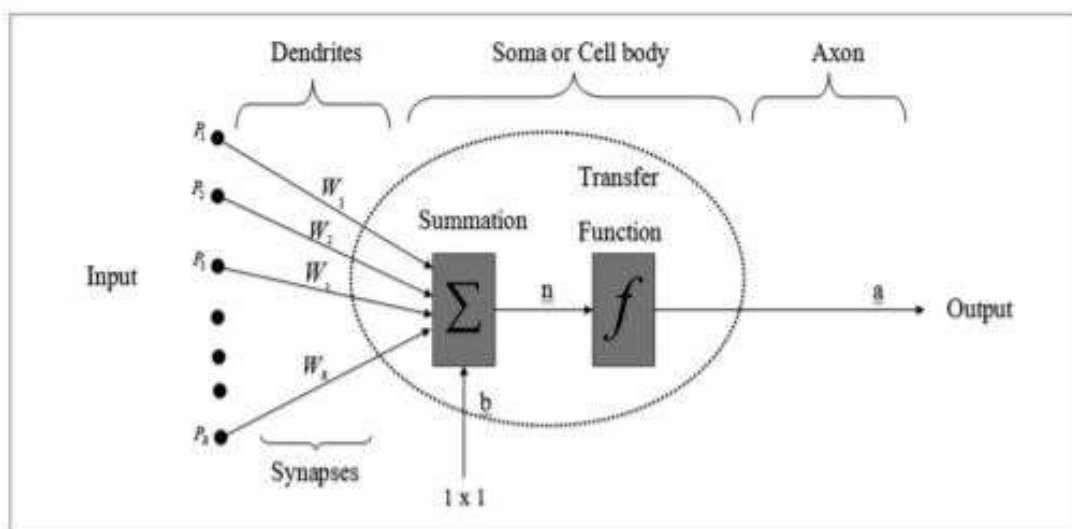
### 2.3.1 ความหมายและหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) เป็นการจำลองวิธีการทำงานของสมองมนุษย์ ทำให้คอมพิวเตอร์รู้จักคิดและจดจำในแนวทางเดียวกันกับประสาทของมนุษย์ เพื่อให้คอมพิวเตอร์เข้าใจในภาษาของมนุษย์ อาจเรียกได้ว่าเป็นสมองกล โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้หลายด้านอย่างมีประสิทธิภาพ ลักษณะทั่วไปของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยเซลล์ประสาทจำนวนมาก (Neuron) (พินดา ยืนยงสวัสดิ์, 2547) โดยแต่ละเซลล์ประกอบด้วยนิวเคลียส (Nucleus) หรือเรียกว่าโหนด (Node), ตัวเซลล์ (Cell Body), โยประสาทนำเข้า (Dendrite) โดยเริ่มทำงานจากโยประสาทนำเข้าทำหน้าที่รับสัญญาณไฟฟ้าจากเซลล์ประสาทใกล้เคียงเข้าที่ตัวเซลล์หรือจุดกึ่งกลางเซลล์ (Soma) ซึ่งจะทำหน้าที่รวมสัญญาณที่เข้ามาแล้วเชื่อมต่อกันที่จุดประสานประสาท (Synapse) จากนั้นจะทำการกระตุ้นและส่งสัญญาณไปทางแกนประสาทนำออก (Axon) (พรณิภา คุ่มสิน, 2560) โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ ความรู้เหล่านี้จะถูก

จัดเก็บในโครงข่ายรูปแบบค่าน้ำหนัก (Weight) ซึ่งจะมีการปรับค่าน้ำหนักเมื่อเกิดการเรียนรู้ใหม่ๆ โดยมีหลักการทำงานแสดงดังรูปที่ 2.9 และเชื่อกันว่าความรู้ทั้งหมดของมนุษย์จะถูกเก็บไว้ในจุดเชื่อมโยง (Connection) ภายใน (ธนาวุฒิ ประกอบผล, 2552) และมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออก ประกอบด้วย 2 ฟังก์ชันย่อยคือ ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function) และฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) และทำหน้าที่ส่งสัญญาณไปยังใยประสาทของเซลล์อื่นๆ ต่อไป (อภิชาติ สุนทรวิภาต, 2558)



รูปที่ 2.8 โครงข่ายประสาทของมนุษย์ (พยุง มีสัจ, 2555)



รูปที่ 2.9 องค์ประกอบของนิวรอน (Neuron) (สุธิดา ปรีชาเดช และ ชนะ รักษศิริ, 2554)

ก) ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function) ทำหน้าที่ในการคำนวณผลรวมของข้อมูลที่ได้จากชั้นนำเข้า (Input Layer) และค่าน้ำหนัก ซึ่งคำนวณได้ดังสมการที่ (2.36) (Hagan. et al., 1996)

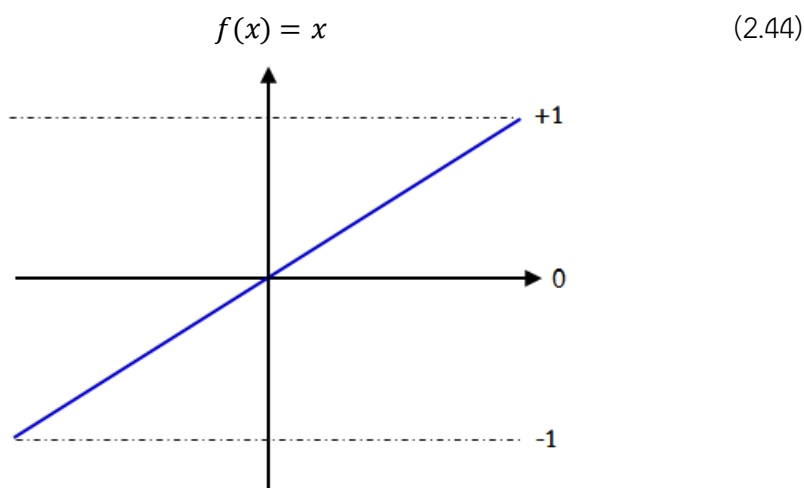
$$g = \sum_{i=1}^z x_i w_i + \beta \quad (2.36)$$

โดยที่  $x_i$  เป็นค่าชั้นนำเข้าตัวที่  $i$   
 $w_i$  เป็นค่าน้ำหนักของข้อมูลชั้นนำเข้าตัวที่  $i$   
 $g$  เป็นผลลัพธ์จากฟังก์ชันผลรวม  
 $z$  เป็นจำนวนนิรอนของข้อมูลชั้นนำเข้า  
 $\beta$  เป็นค่าความเอนเอียง (Bias)

ข) ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ทำหน้าที่ปรับค่าของข้อมูลที่ได้จากฟังก์ชันผลรวมให้อยู่ในช่วงที่ต้องการ ฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยม ได้แก่ ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent Function) (ธีรวุฒิ ประกอบผล, 2552)

- ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function)

ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเชิงเส้น สามารถเรียนรู้เพียงความสัมพันธ์ที่เป็นเชิงเส้น ระหว่างข้อมูลนำเข้าและข้อมูลส่งออก จึงไม่สามารถหาคำตอบได้สำหรับบางกรณี หากคำตอบที่ได้ยังไม่ใช่คำตอบที่ดีพอ ฟังก์ชันเชิงเส้นจะหาค่าต่ำที่สุดของผลรวมกำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อน แต่ถ้าอัตราการเรียนรู้ ( $\eta$ ) มีค่าน้อย โครจข่ายประสาทเทียมจะหาคำตอบที่ใกล้เคียงที่พอจะเป็นไปได้ เขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ 2.44 และแสดงได้ดังรูปที่ 2.10

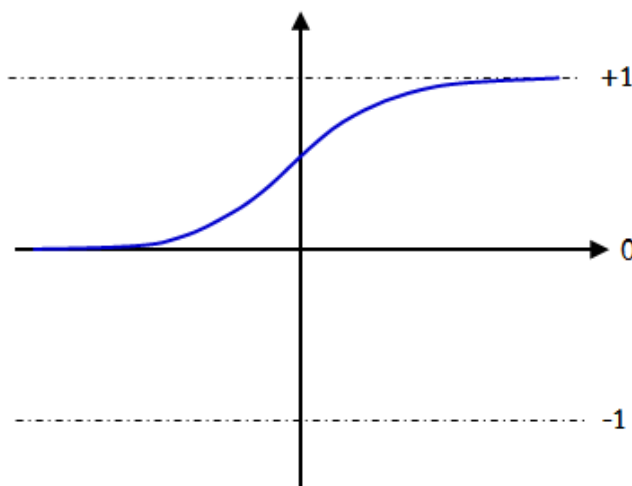


รูปที่ 2.10 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเชิงเส้น

- ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์ จะบีบช่วงข้อมูลป้อนเข้าที่ไม่จำกัด โดยที่ช่วงของข้อมูลส่งออกจะอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์จะแสดงลักษณะของข้อเท็จจริงที่มีความชันเข้าใกล้ศูนย์ เมื่อข้อมูลป้อนเข้ามีจำนวนมาก ซึ่งสามารถหาคำตอบสำหรับปัญหาที่ไม่สามารถหาคำตอบได้ด้วยกรณีฟังก์ชันเชิงเส้น

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.45)$$

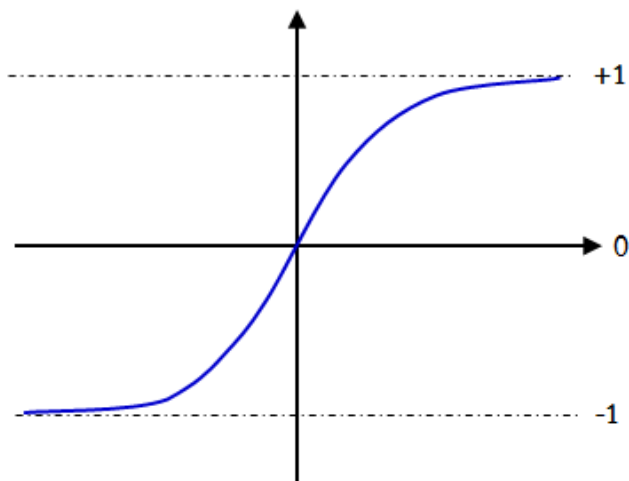


รูปที่ 2.11 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์

- ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (hyperbolic tangent function)

ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ ลักษณะเช่นเดียวกับฟังก์ชันการกระตุ้นแบบซิกมอยด์ แต่ต่างกันตรงข้อมูลส่งออกจะอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 เขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ 2.46 และแสดงได้ดังรูปที่ 2.12

$$f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^x} \quad (2.46)$$



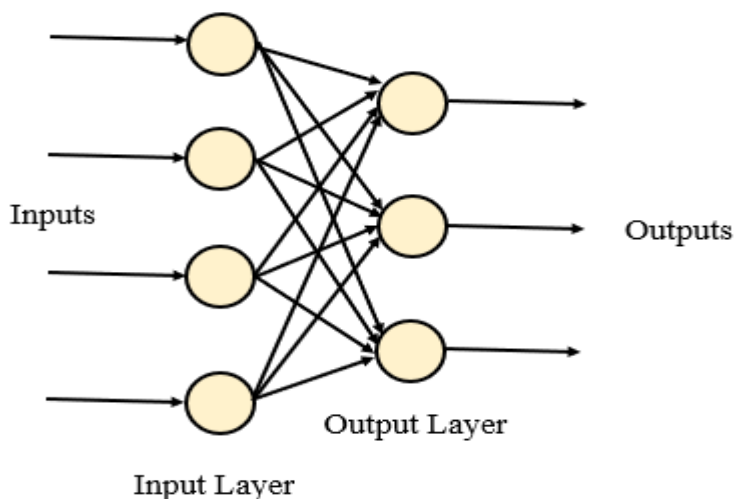
รูปที่ 2.12 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์

### 2.3.2 ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียม (ปฏิมาพร อุดม, 2556)

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม เป็นการทำงานร่วมกันของเซลล์หลายๆเซลล์หากเปรียบกับโครงข่ายประสาทเทียมก็จำเป็นต้องมีหลายๆโหนด เพื่อให้เกิดการทำงานในลักษณะของโครงข่ายที่มีหลายชั้น (Layer) โดยที่โหนดแต่ละโหนดที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มีทางเชื่อมต่อกัน โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งโครงสร้างการเชื่อมต่อได้เป็น 2 ลักษณะ คือ

ก) โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single-Layer Artificial Neural Networks)

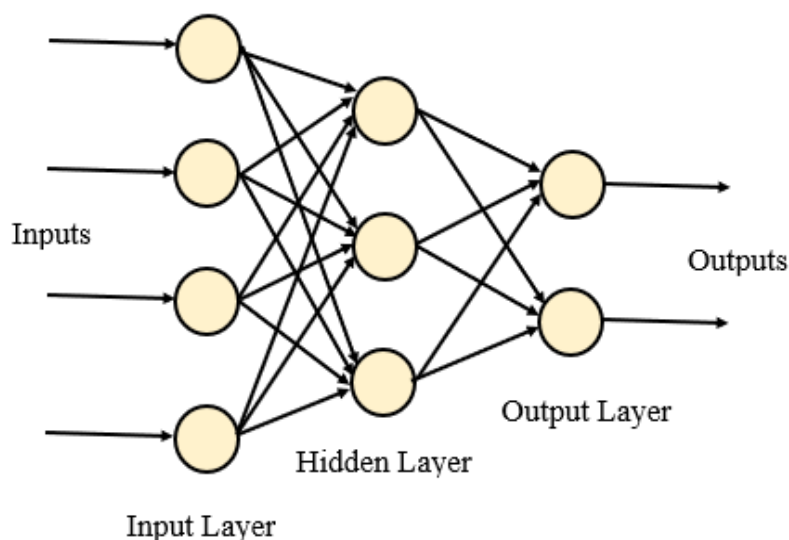
โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวจะมีชั้นส่งออก (Output Layer) เพียงชั้นเดียว โครงสร้างนี้จะประกอบด้วยโหนดที่เรียงตัวอยู่ในชั้นนำเข้าและชั้นส่งออกเท่านั้น ชั้นส่งออกไม่มีการนำมาใช้ในการประมวลผล ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายแบบชั้นเดียว แสดงดังรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Chinna S., 2007)

ข) โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมนำมาใช้มากที่สุด ในกรณีที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวไม่สามารถแก้ปัญหาได้ เป็นโครงข่ายที่สามารถทำงานที่มีความซับซ้อนมาก ๆ ได้ โครงข่ายมีการเชื่อมต่อกันแบ่งออกเป็นระดับชั้น (Layer) ชั้นแรกจะเป็นชั้นนำเข้าข้อมูล เรียกว่า ชั้นนำเข้า (Input Layer) ทำหน้าที่รับข้อมูลเข้าสู่โครงข่าย จะมีการกำหนดน้ำหนัก (Weight) ระบบจะนำค่าข้อมูลไปคูณกับค่าน้ำหนักที่แยกออกไว้แต่ละแขนง และถูกเชื่อมต่อกับชั้นซ่อน (Hidden Layer) โดยที่สามารถเพิ่มชั้นซ่อนเข้าไปกี่ชั้นก็ได้ ซึ่งชั้นซ่อนจะทำหน้าที่เพิ่มความสามารถในการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น ชั้นซ่อนจะประมวลผลโดยการทำงานของชั้นข้อมูลนำเข้าและค่าน้ำหนัก แล้วส่งผลออกมายังชั้นส่งออกข้อมูล (Output Layer) และข้อมูลจากชั้นส่งออกจากชั้นก่อนหน้าจะเป็นข้อมูลนำเข้าในชั้นถัดไป ซึ่งค่าของข้อมูลส่งออกชั้นสุดท้ายจะเป็นข้อมูลส่งออกของโครงข่ายประสาทเทียม และจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าของข้อมูลส่งออกที่ต้องการเพื่อคำนวณหาค่าความผิดพลาด และค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้จะถูกนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้มีประสิทธิภาพและความแม่นยำมากยิ่งขึ้น ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น แสดงดังรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Chinna S., 2007)

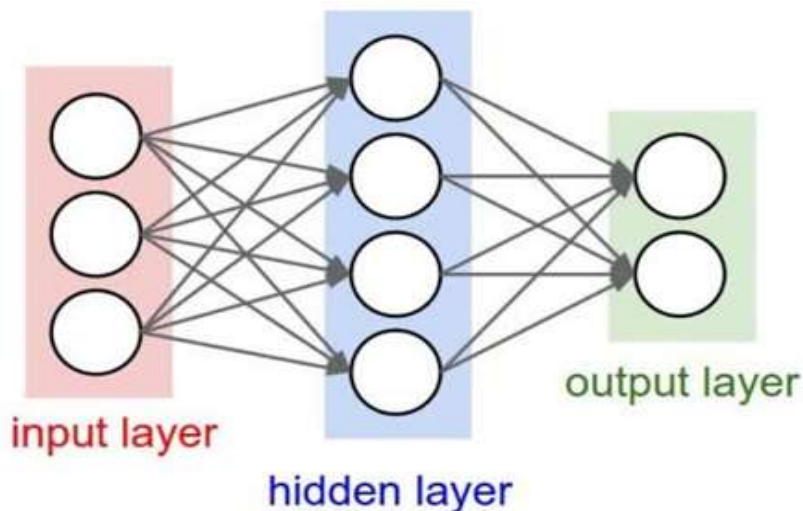
### 2.3.3 ประเภทการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (ต้องชนะ อุบัติษณีย์, 2558)

หากพิจารณาลักษณะทิศทางการส่งข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียม สามารถแบ่งได้ 2

ลักษณะ

ก) โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า (Forward Propagation Neural Networks)

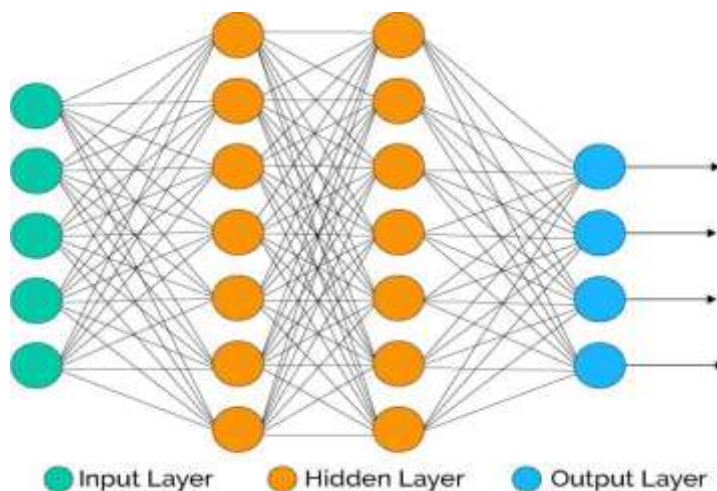
โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า ข้อมูลที่ถูกประมวลผลในโครงข่ายจะถูกส่งไปในทิศทางเดียว โดยไม่มีการแพร่ย้อนกลับของข้อมูล และโหนดแต่ละตัวที่อยู่ในชั้นเดียวกันก็ไม่มีกรเชื่อมต่อกัน ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า แสดงดังรูปที่ 2.15



รูปที่ 2.15 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า (Thanakit Lersmethasakul, 2016)

ข) โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ สามารถแก้ปัญหาได้ทั้งข้อมูลที่มีลักษณะเป็นเชิงเส้น (Linear) และไม่เป็นเชิงเส้น (Non-Linear) จึงเป็นโครงข่ายที่มีประสิทธิภาพมากและได้รับความนิยมสูง เหมาะสมต่อการแก้ปัญหาที่มีความไม่ชัดเจน โดยโครงข่ายจะมีการปรับถ่วงน้ำหนักในทุกรอบการเรียนรู้ตั้งแต่ชั้นนำเข้าจนถึงชั้นส่งออก และจากชั้นส่งออกย้อนกลับมาจนถึงชั้นนำเข้าข้อมูล เพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุด โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมีส่วนประกอบหลักดังนี้ (บุษรา ลีพิมพ์พัฒนางกูร, 2549)



รูปที่ 2.16 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Conor McDonald, 2017)

### 2.3.4 ขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ก) กำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ จำนวนโหนดในชั้นนำเข้า ชั้นซ่อนชั้นส่งออก และประเภทของฟังก์ชันกระตุ้น

ข) แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน โดยข้อมูลส่วนที่ 1 คือ ชุดการเรียนรู้ ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายที่กำหนด และชุดการทดสอบ ใช้สำหรับยืนยันความถูกต้องของโครงข่ายที่ได้รับการฝึกสอน ซึ่งช่วยเพิ่มความมั่นใจในการนำโครงข่ายไปใช้ในการพยากรณ์ และข้อมูลส่วนที่ 2 คือ ชุดการทดสอบ ใช้สำหรับพยากรณ์ข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่าย

ค) ป้อนข้อมูลเข้าสู่โหนดในชั้นนำเข้า

ง) ส่งข้อมูลจากโหนดชั้นนำเข้าไปยังโหนดชั้นซ่อน

จ) คำนวณผลรวมของโหนดในชั้นซ่อน ซึ่งเป็นการนำค่าของโหนดข้อมูลชั้นนำเข้าที่เชื่อมกันมาคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละเส้นเชื่อม ดังนั้นผลรวมของโหนดที่  $j$  ในชั้นซ่อน ดังสมการที่ (2.47)

$$net_j = \sum_{i=1}^n w_{i,j} x_i + bias \quad \text{สำหรับ } j = 1, 2, \dots, k \quad (2.47)$$

โดยที่  $w_{i,j}$  เป็นค่าน้ำหนักของชั้นนำเข้าโหนดที่  $i$  ไปยังโหนดที่  $j$

$x_i$  เป็นค่าข้อมูลชั้นนำเข้าตัวที่  $i$

$n$  เป็นจำนวนโหนดในชั้นนำเข้า

$k$  เป็นจำนวนโหนดในชั้นซ่อน

bais เป็นค่าความเอนเอียง

ฉ) ปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นซ่อนด้วยฟังก์ชันกระตุ้น โดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function) เพื่อให้ได้ ผลลัพธ์ ( $y_j$ ) ของชั้นซ่อน ดังสมการที่ (2.48)

$$y_j = f(net_j) = \frac{1}{1+e^{-net_j}} \quad (2.48)$$

ช) คำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นส่งออก โดยใช้ฟังก์ชันผลรวม ซึ่งเป็นการนำค่าของโหนดในชั้นซ่อนมาคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละเส้นเชื่อม ดังนั้นผลรวมของโหนดที่  $m$  ในชั้นส่งออก ดังสมการที่ (2.49)

$$net_m = \sum_{j=1}^k w_{j,m} y_j + bias \quad \text{สำหรับ } j = 1, 2, \dots, k \quad (2.49)$$

โดยที่  $w_{j,m}$  เป็นค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นซ่อนและชั้นส่งออกของข้อมูลตัวที่  $j$

- $y_j$  เป็นค่าข้อมูลชั้นนำเข้าจากโหนดชั้นซ่อนตัวที่  $j$   
 $k$  เป็นจำนวนโหนดในชั้นซ่อน  
 $m$  เป็นจำนวนโหนดชั้นส่งออก ( $m = 1$ )

ซ) ปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นส่งออก ด้วยฟังก์ชันกระตุ้น โดยใช้ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function) เพื่อให้ได้ ผลลัพธ์ ( $y_m$ ) ของชั้นซ่อน โดยที่

$$y_m = f(net_m) = net_m \quad (2.50)$$

ฅ) คำนวณค่าความคลาดเคลื่อน โดยนำค่าผลลัพธ์ของโหนดที่  $m$  ในชั้นส่งออกมาเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย

$$e(w) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^n (t_m - y_m)^2 \quad (2.51)$$

โดยที่  $t_m$  เป็นค่าจริง หมายถึง ค่าเป้าหมาย (Target) สำหรับโหนดที่  $m$  ในชั้นส่งออก  
 $y_m$  เป็นค่าที่ประมาณได้ หมายถึง ค่าที่คำนวณได้จากโหนดที่  $m$  ในชั้นส่งออก

ญ) จากค่าที่คำนวณได้ในขั้นตอน ฅ) มีค่าความคลาดเคลื่อนจากค่าข้อมูลชุดการเรียนรู้ จึงมีการปรับค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดต่าง ๆ ใหม่อีกครั้ง โดยใช้เทคนิคการแพร่แบบย้อนกลับของค่าความคลาดเคลื่อน ซึ่งจุดมุ่งหมายในการปรับค่าน้ำหนักบนเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนด เพื่อให้ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ของข้อมูลชุดการเรียนรู้มีค่าต่ำที่สุด ซึ่งสมการหาค่าความคลาดเคลื่อนและสมการที่ใช้ปรับค่าน้ำหนักเส้นเชื่อมของชั้นส่งออก และชั้นซ่อนสามารถสรุปได้ดังนี้ (ปริญา สวงสวัสดิ์, 2558)

ชั้นส่งออก สมการหาค่าความคลาดเคลื่อนเป็นดังสมการที่ 2.52

$$\delta_{jm} = y_m(1 - y_m)(t_m - y_m) \quad (2.52)$$

โดยที่  $\delta_{jm}$  เป็นค่าความผิดพลาดของโหนดที่  $j$  ไปยังโหนดที่  $m$  ในชั้นส่งออก  
 $y_m$  เป็นค่าผลลัพธ์ที่คำนวณได้จากโหนดที่  $m$  ในชั้นส่งออก  
 $t_m$  เป็นค่าเป้าหมายสำหรับโหนดที่  $m$  ในชั้นส่งออก

สมการที่ใช้ปรับค่าน้ำหนัก เป็นดังสมการที่ (2.53) และ (2.54)

$$\Delta w_{jm}^{(new)} = \eta \delta_{jm} y_m + \alpha \Delta w_{jm}^{(old)} \quad (2.53)$$

และ 
$$w_{jm}^{(new)} = w_{jm}^{(old)} + \Delta w_{jm}^{(new)} \quad (2.54)$$

โดยที่  $w_{j,m}$  เป็นค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นซ่อนและชั้นส่งออกของข้อมูลตัวที่  $j$   
 $\eta$  เป็นอัตราการเรียนรู้ เป็นค่าคงที่ที่ใช้ในการปรับความเร็วของการให้ค่าน้ำหนัก ให้เข้าสู่ค่าที่สมดุล มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1  
 $\alpha$  เป็นค่าโมเมนตัม เป็นค่าคงที่ที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่านี้จะแสดงถึงสัดส่วนของน้ำหนักครั้งก่อนที่นำมาใช้ในการปรับน้ำหนักครั้งปัจจุบัน

ชั้นซ่อน สมการหาค่าความคลาดเคลื่อนเป็นดังสมการที่ (2.55)

$$\delta_{ij} = y_j(1 - y_j) \sum w_{jm} \delta_{jm} \quad (2.55)$$

โดยที่  $\delta_{ij}$  เป็นค่าความผิดพลาดของโหนดที่  $i$  ไปยังโหนดที่  $j$  ในชั้นซ่อน  
 $y_j$  เป็นค่าผลลัพธ์ที่คำนวณได้จากโหนดที่  $j$  ในชั้นซ่อน  
 $\delta_{jm}$  เป็นค่าความผิดพลาดของโหนดที่  $j$  ไปยังโหนดที่  $m$  ในชั้นส่งออก

สมการที่ใช้ปรับค่าน้ำหนัก เป็นดังสมการที่ (2.56) และ (2.57)

$$\Delta w_{ij}^{(new)} = \eta \delta_{ij} y_j + \alpha \Delta w_{ij}^{(old)} \quad (2.56)$$

และ 
$$w_{ij}^{(new)} = w_{ij}^{(old)} + \Delta w_{ij}^{(new)} \quad (2.57)$$

ฎ) ทำซ้ำในขั้นตอนที่ ค ถึง ญ จนกว่าค่าความคลาดเคลื่อนทั้งหมดในชั้นส่งออกให้เข้าสู่ค่าเริ่มต้น (Threshold) ต่ำที่สุดที่กำหนดไว้ หรือจำนวนรอบของการกระทำซ้ำๆ ถูกจำกัดโดยรอบที่ใช้ในการคำนวณ

ฎ) คำนวณค่า RMSE ของแต่ละรอบสมการ

ฐ) ตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียม โดยนำค่าน้ำหนักที่ได้จากการฝึกโครงข่ายมาใช้ในการสร้างตรวจสอบความถูกต้องด้วยข้อมูลชุดการทดสอบ แล้วทำการเปรียบเทียบค่า RMSE ที่ได้จากข้อมูลชุดการเรียนรู้และข้อมูลชุดการทดสอบ หากมีค่าแตกต่างกันมาก สามารถทำการแก้ไขโดย

- ทดลองตั้งค่าน้ำหนักเริ่มต้นใหม่

- ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมใหม่

ฑ) นำโครงข่ายเหมาะสมที่ได้ไปหาค่าพยากรณ์ด้วยข้อมูลชุดทดสอบ

## 2.4 เกณฑ์ในการเปรียบเทียบเพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสม

ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE) เป็นค่าวัดความถูกต้องของค่าพยากรณ์ จะวัดความคลาดเคลื่อนที่มีขนาดใหญ่ เนื่องจากเป็นการนำค่าความแตกต่างระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์แต่ละค่ามายกกำลังสองก่อนที่จะหาผลรวม แล้วจึงนำมาหาค่าเฉลี่ย ดังสมการที่ (2.58)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (2.58)$$

ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percent Error : MAPE) เป็นตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ โดยใช้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย และแสดงผลเป็นเปอร์เซ็นต์ ดังสมการที่ (2.59)

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{Y_t} \right| \quad (2.59)$$

โดยที่  $Y_t$  เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$

$n$  เป็นขนาดของอนุกรมเวลา

$e_t$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อนของอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$  ซึ่ง  $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$

ค่า MAPE สามารถบ่งบอกถึงการพยากรณ์ที่แม่นยำ โดยแบ่งตามช่วงได้ดังนี้ (Bahovec, V. & Erjavec, N., 2009)

- น้อยกว่า 10% มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูง
- 11% ถึง 20% มีความแม่นยำในการพยากรณ์ดี
- 21% ถึง 50% มีความแม่นยำในการพยากรณ์ปานกลาง
- มากกว่า 50% ไม่เป็นที่ยอมรับในการพยากรณ์

## 2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ธณินทร์ สัจวิริยทรัพย์ (2561) ศึกษาเพื่อพยากรณ์ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์รายเดือนของประเทศไทย โดยเก็บรวบรวมข้อมูลจากเว็บไซต์สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร และใช้วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) เปรียบเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANNs) ซึ่งเกณฑ์ที่ใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำของการพยากรณ์มี 3 เกณฑ์ คือ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAD) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลัง

สอง (RMSE) ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) จากผลการศึกษาพบว่าวิธี  
 โครงข่ายประสาทเทียม เป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ เมื่อ  
 เปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำของการพยากรณ์ พบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีค่า MAD,  
 RMRS, MAPE เท่ากับ 0.2418, 0.3285 และ 3.01% ตามลำดับ และวิธี บ็อกซ์-เจนกินส์มีค่า MAD,  
 RMSE, MAPE เท่ากับ 0.3155, 0.3594 และ 3.91% ตามลำดับ

วรางคณา กิรติวิบูลย์ (2557) ทำการศึกษาเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์  
 ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ โดยใช้เทคนิคการพยากรณ์เปรียบเทียบกับ 3 วิธีซึ่งประกอบด้วยวิธี  
 บ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลท์ (Holt's  
 Exponential Smoothing Method) และวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบ  
 แดม (Damped Trend Exponential Smoothing Method) โดยทำการพยากรณ์ปริมาณการ  
 ส่งออกยางคอมปาวด์ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2556 ถึงเดือน มกราคม พ.ศ. 2557 สำหรับการ  
 เปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ ด้วยเกณฑ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย  
 (MAPE) และเกณฑ์รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ที่ต่ำที่สุด ผลการวิจัย  
 พบว่าวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ได้ตัวแบบ  $ARIMA(2, 1, 1) \times SARIMA(1, 0, 1)_{12}$  ไม่มีพจน์ของค่าคงที่ เป็น  
 วิธีที่มีความแม่นยำสูงสุด เนื่องจากให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแตกต่างจากข้อมูลจริงน้อยสุด มีค่า MAPE  
 และ RMSE เท่ากับ 10.6569 และ 7,662,244

นรวัฒน์ เหลืองทอง และ นันทชัย กานตานันทะ (2559) ทำการศึกษาวิธีการพยากรณ์พืช  
 เกษตร 4 ชนิด ได้แก่ ข้าวนาปี ข้าวนาปรัง มันสำปะหลัง และสับปะรด ในจังหวัดที่มีผลผลิตสูงสุด 3  
 อันดับแรกของประเทศ โดยเปรียบเทียบการพยากรณ์เชิงสาเหตุ 3 วิธี คือการวิเคราะห์การถดถอยเชิง  
 เส้น ระบบผสมของขั้นตอนวิธีทางพันธุกรรมและการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น และวิธีโครงข่าย  
 ประสาทเทียม ความแม่นยำของการพยากรณ์ถูกเปรียบเทียบโดยใช้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อน  
 สัมบูรณ์เฉลี่ย จากผลการศึกษาพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อน  
 สัมบูรณ์เฉลี่ยต่ำที่สุดในพืชทุกชนิด โดยข้าวนาปีมีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยอยู่ในช่วง  
 4.07 ถึง 8.56 เปอร์เซ็นต์ ข้าวนาปรังมีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยอยู่ในช่วง 6.51 ถึง  
 9.30 เปอร์เซ็นต์ มันสำปะหลังมีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยอยู่ในช่วง 4.46 ถึง 9.57  
 เปอร์เซ็นต์ และสับปะรดมีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยอยู่ในช่วง 6.91 ถึง 8.67  
 เปอร์เซ็นต์

กนกกาญจน์ มุขฉา และ ดร.เรืองศักดิ์ แก้วธรรมชัย (2557) ศึกษาวิธีการพยากรณ์  
 ยอดขายสินค้าอุปโภคของบริษัทเอกชนแห่งหนึ่ง เพื่อปรับปรุงและพัฒนากระบวนการทำงาน ลด  
 ต้นทุนในการจัดเก็บสินค้า เพิ่มประโยชน์จากการใช้พื้นที่คลังสินค้า ลดต้นทุนค่าขนส่งในการโอนย้าย

สินค้าจากโรงงานผลิตไปยังคลังสินค้า และลดต้นทุนในการบริหารจัดการคลังสินค้า โดยมีสินค้าทั้งหมด 137 รายการ ทำการแบ่งสินค้าออกเป็นกลุ่ม A B และ C โดยการวิเคราะห์ ABC ตามกฎของพาเรโต และใช้วิธีการพยากรณ์แบบแยกส่วนประกอบ (Decomposition Method) วิธีถ่วงเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบง่าย (Single Exponential Smoothing Method) วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบดับเบิ้ล (Double Exponential Smoothing Method) และการพยากรณ์โดยใช้แบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average Model (ARIMA) โดยใช้โปรแกรมมินิแทบ (Minitab) เป็นเครื่องมือช่วยในการวิเคราะห์ และทำการวัดผล โดยใช้ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) และทำการพยากรณ์ยอดขายล่วงหน้า 3 เดือน และเปรียบเทียบกับยอดขายที่เกิดขึ้นจริง พบว่าสินค้ากลุ่ม A ใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบแยกส่วนประกอบ ให้ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ต่ำสุด 5% สินค้ากลุ่ม B ใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบดับเบิ้ล ให้ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ต่ำสุด 3% และสินค้ากลุ่ม C ใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบถ่วงเฉลี่ยเคลื่อนที่ ให้ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ต่ำสุด 15%

ดาว สวงวรงค์ศิริกุล และ คณะ (2558) ทำการศึกษาเพื่อหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ ประชากรที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร โดยนำข้อมูลทุติยภูมิที่รวบรวมจากสำนักระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข กรุงเทพมหานคร มาวิเคราะห์ และทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ประเภทคือ ข้อมูลโรคที่ไม่มีแนวโน้มและฤดูกาล ทำการเปรียบเทียบโดยใช้วิธี ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย (Simple Moving Average Method) วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบง่าย (Simple Exponential Smoothing Method) และวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และ ข้อมูลโรคที่มีแนวโน้มและฤดูกาล ทำการเปรียบเทียบโดยใช้วิธี สัดส่วนกับแนวโน้ม (Ratio-To-Trend Method) วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลต์-วินเทอร์ (Holt and Winters Exponential Smoothing Method) และวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) โดยใช้ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ที่ต่ำที่สุด ในการพิจารณาตัวแบบที่เหมาะสม จากผลการศึกษาพบว่า ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มีแนวโน้มและฤดูกาล การพยากรณ์ด้วยวิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย (Simple Moving Average Method) ให้รูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดกับข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนใหญ่ ส่วนข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและฤดูกาล การพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลต์-วินเทอร์ (Holt and Winters Exponential Smoothing Method) ให้รูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดกับข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนใหญ่

ฐกฤต ปานขลิบ (2556) ทำการศึกษาเพื่อคาดการณ์การใช้ไฟฟ้าในประเทศไทย โดยวิธีวิเคราะห์แบบถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression Model) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial : ANNs) จากการศึกษาพบว่าการวิเคราะห์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial : ANNs) มีความแม่นยำมากกว่าวิเคราะห์แบบถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression Model) โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กำลังสอง ( $R^2$ ) ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) และรากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (RMSE)

จากงานวิจัยที่ศึกษา การพยากรณ์ส่วนใหญ่นิยมใช้วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งทั้ง 2 วิธีนี้สามารถใช้ได้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีหรือไม่มีแนวโน้ม และมีหรือไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลก็ได้ และเป็นวิธีที่ให้ผลลัพธ์ค่อนข้างดี ซึ่งวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะให้ผลลัพธ์ที่ดีในกรณีที่สามารถเก็บรวบรวมข้อมูลได้ระยะยาว หากข้อมูลมีจำนวนไม่มากนักวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์จะเป็นวิธีที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า จากข้อมูลอนุกรมเวลาที่ผู้วิจัยนำมาใช้ในการวิเคราะห์ แบ่งข้อมูลได้ 2 ลักษณะ คือ ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาล กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาล โดยวิธีการปรับให้เรียบ ในกรณีที่ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลและมีแนวโน้มแบบควอดราติก มักนิยมใช้วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ลในการหาตัวแบบ และสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาล มักนิยมใช้วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโพลท์-วินเทอร์ในการหาตัวแบบ ดังนั้นผู้วิจัยจึงนำวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโพลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการวิจัยนี้ โดยที่ทำการเปรียบเทียบเพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสมด้วยค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เนื่องจากค่า RMSE ไวต่อความคลาดเคลื่อนที่มีขนาดใหญ่ และค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) เพราะค่า MAPE จะแสดงผลในรูปเปอร์เซ็นต์ ซึ่งง่ายต่อความเข้าใจและเห็นภาพได้ชัดเจน

## บทที่ 3

# วิธีการดำเนินงานวิจัย

การดำเนินงานวิจัย มีขั้นตอนต่าง ๆ ดังนี้

1. เก็บรวบรวมข้อมูล
2. ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น
3. สร้างตัวแบบพยากรณ์
4. เปรียบเทียบผลการพยากรณ์
5. สรุปผลการศึกษา

รายละเอียดของแต่ละขั้นตอน มีดังนี้

### 3.1 เก็บรวบรวมข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการทำวิจัยเป็นข้อมูลแบบitudinal ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลจากบริษัท กระจกศึกษา ที่มีการผลิตและจำหน่ายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ โดยสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 เป็นสี่เคลือบสำหรับบรรจุภัณฑ์ที่เป็นพลาสติก สี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 เป็นสี่เคลือบสำหรับบรรจุภัณฑ์ที่เป็นโลหะ ทำการพิจารณาจากข้อมูลปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์เป็นกิโลกรัม ซึ่งเป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2554 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561 รวม 96 เดือน

### 3.2 ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น

3.2.1 ข้อมูลที่เก็บรวบรวมมี 2 ประเภท คือ สี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3 ทำการแบ่งข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาแต่ละประเภทออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 ช่วงเดือน มกราคม พ.ศ. 2554 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2560 สำหรับหาตัวแบบการพยากรณ์ และ ส่วนที่ 2 ช่วงเดือน มกราคม พ.ศ. 2561 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561 สำหรับตรวจสอบความถูกต้อง

3.2.2 นำข้อมูลมาพล็อตกราฟ เพื่อดูค่าแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล พบว่า

ก) ข้อมูลของอนุกรมเวลาสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 มีแนวโน้มแบบควอดราติก แต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล จึงเลือกใช้วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ในการเปรียบเทียบเพื่อหารูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสม

ข) ข้อมูลของอนุกรมเวลาสี่เคลื่อนบรรจุกัมภ์ประเภท P3 มีแนวโน้ม และมีอิทธิพลของฤดูกาล จึงเลือกใช้วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ในการเปรียบเทียบเพื่อหารูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสม

### 3.3 สร้างตัวแบบพยากรณ์

#### 3.3.1 การสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล

ก) นำข้อมูลส่วนที่ 1 ไปทำการพล็อตกราฟ สร้างสมการแนวโน้ม เพื่อหาค่าเริ่มต้นของ  $a_0(0), a_1(0)$  และ  $a_2(0)$  โดยใช้โปรแกรม Minitab 17

ข) กำหนดค่าเริ่มต้น  $\alpha$  ให้อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

ค) หาค่าเริ่มต้นของ  $A_0, A'_0$ , และ  $A''_0$  โดยคำนวณได้จากสมการที่ (2.4), (2.5) และ (2.6)

ตามลำดับ

ง) หาค่าเริ่มต้นปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล ( $A_t, A'_t$  และ  $A''_t$ ) ณ เวลา  $t$  ถัดๆไป โดยนำค่าเริ่มต้นที่ได้จากข้อ 3 มาใช้ในการคำนวณ

จ) ใช้โมดูล Solver ในโปรแกรม Microsoft Excel 2010 ในการปรับค่าพารามิเตอร์  $\alpha$  ให้เหมาะสม เพื่อให้สมการพยากรณ์มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด

ฉ) ทำการหาค่าพยากรณ์ โดยคำนวณจากสมการที่ (2.10)

ช) คำนวณค่า RMSE ของตัวแบบพยากรณ์

#### 3.3.2 การสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วิน

เทอร์

ก) นำข้อมูลบางส่วนไปทำการพล็อตกราฟ สร้างสมการแนวโน้ม เพื่อหาค่าเริ่มต้นของ  $T_t(t), \beta_1(t)$  และ  $S_i(t)$  ทั้งการพยากรณ์รูปแบบบวกและรูปแบบคูณ ซึ่งในงานวิจัยนี้กำหนด  $L = 12$  โดยใช้โปรแกรม Minitab 17

ข) กำหนดค่าเริ่มต้น  $\alpha, \gamma$ , และ  $\delta$  ให้อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

ค) นำค่าเริ่มต้นของ  $T_t(t), \beta_1(t)$  และ  $S_i(t)$  ไปหาสมการพยากรณ์

ง) วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบบวก คำนวณได้จากสมการที่ (2.13), (2.14) และ (2.15) ตามลำดับ

จ) วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบคูณ คำนวณได้จากสมการที่ (2.18), (2.19) และ (2.20) ตามลำดับ

ฉ) ใช้โมดูล Solver ในโปรแกรม Microsoft Excel 2010 ในการปรับค่าพารามิเตอร์  $\alpha$ ,  $\gamma$  และ  $\delta$  ให้เหมาะสม เพื่อให้สมการพยากรณ์มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด

### 3.3.3 การสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

ก) นำข้อมูลส่วนที่ 1 มาตรวจสอบความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลา โดยการสร้างกราฟเพื่อ ดูลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูล โดยใช้โปรแกรม Minitab 17

ข) พบว่าข้อมูลอนุกรมเวลาสี่เคลื่อนบรจุกัณฑ์ประเภท P1 และ P3 ยังไม่คงที่ จึงทำการ แปลงอนุกรมเวลาให้มีความคงที่ อนุกรมเวลาสี่เคลื่อนบรจุกัณฑ์ประเภท P1 มีแนวโน้ม จึงหาผลต่าง 1 ครั้ง พบว่าอนุกรมเวลายังไม่นิ่ง จึงหาผลต่างอีก 1 ครั้ง เมื่อพิจารณาอนุกรมเวลาที่ได้ พบว่าอนุกรม เวลามีความคงที่แล้ว และอนุกรมเวลาสี่เคลื่อนบรจุกัณฑ์ประเภท P3 มีแนวโน้ม และอิทธิพลของ ฤดูกาลจึงหาผลต่าง 1 ครั้ง และผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง เมื่อพิจารณาอนุกรมเวลาที่ได้ พบว่าอนุกรม เวลามีความคงที่แล้ว

ค) ประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบอนุกรมเวลา โดยใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด ซึ่งใช้ โปรแกรม Minitab 17 ในการกำหนดค่าเบื้องต้น เพื่อให้ได้ค่าสุดท้ายจากการประมวลซ้ำของ โปรแกรม จนกว่าจะได้ตัวประมาณที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด

ง) พิจารณากราฟคอเรโลแกรมของ ACF ( $r_k$ ) และ PACF ( $r_{kk}$ ) เพื่อกำหนดตัวแบบ ให้กับอนุกรมเวลาแต่ละชุด โดยงานวิจัยนี้เลือกกำหนดตัวแบบ  $ARIMA(p, d, q)$  สำหรับอนุกรมเวลา P1 และ  $ARIMA(p, d, q) \times SARIMA(P, D, Q)_L$  สำหรับอนุกรมเวลา P3

จ) ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบที่กำหนด หากพบว่าตัวแบบยังไม่เหมาะสม ให้ พิจารณาปรับปรุงตัวแบบใหม่ให้กับอนุกรมเวลา ประมาณค่าพารามิเตอร์ใหม่ ทำวนซ้ำจนกว่าจะได้ ตัวแบบที่เหมาะสม

ฉ) พิจารณาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด หากมีตัวแบบที่เหมาะสมหลายตัวแบบ จะใช้เกณฑ์การ คัดเลือกตัวแบบโดยข้อสนเทศของอาโคเคะ (AIC) ที่ต่ำสุด เป็นเกณฑ์ในการคัดเลือกตัวแบบที่ เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

### 3.3.4 การสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ก) นำข้อมูล ส่วนที่ 1 มาแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุด สัดส่วนในการแบ่งข้อมูลนี้ไม่มีเกณฑ์ คงที่ ตามหลักการส่วนใหญ่ คือ ควรให้ข้อมูลชุดที่ 1 มีจำนวนมากกว่าข้อมูลชุดที่ 2 เพื่อให้เกิดความ แม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ และทำการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2 จนได้ค่ารากที่สองของความ

คลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำจนเป็นที่พอใจ งานวิจัยนี้จึงทำการแบ่งข้อมูลดังนี้ (วิทยา พรพิชพงศ์, 2554)

- ข้อมูลชุดที่ 1 คือ ชุดการเรียนรู้ (Training set) โดยใช้ข้อมูล 70 เปอร์เซ็นต์ สำหรับนำมาใช้ฝึกสอนโครงข่ายเพื่อสร้างตัวแบบ

- ข้อมูลชุดที่ 2 คือ ชุดการทดสอบ (Testing set) โดยใช้ข้อมูล 30 เปอร์เซ็นต์ สำหรับยืนยันความถูกต้อง (Validation) ของโครงข่ายที่ได้รับการฝึกสอน เพื่อช่วยเพิ่มความมั่นใจในการนำโครงข่ายไปใช้ในการพยากรณ์

ข) กำหนดโครงข่ายประสาทเทียม โดยเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นแบบแพร่ย้อนกลับ (Multi-Layer Backpropagation Neural Networks)

ค) กำหนดจำนวนโหนดชั้นนำเข้า จำนวนโหนดชั้นส่งออกข้อมูล สำหรับสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 ข้อมูลอนุกรมเวลามีแนวโน้มแต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล จะทำการกำหนดโหนดนำเข้าโดยพิจารณาจากคอเรลโรแกรม ACF ที่ให้ค่าแตกต่างจาก 0 ซึ่งแสดงว่าข้อมูลที่ห่างกัน  $k$  ค่านั้นมีความสัมพันธ์กันมาก จึงกำหนดโหนดนำเข้าเท่ากับ  $k$  โหนด สำหรับสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 ข้อมูลอนุกรมเวลามีแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาล จึงทำการทดลองใส่โหนดชั้นนำเข้าและเพิ่มจำนวนโหนดชั้นนำเข้าขึ้นเรื่อยๆ แล้วเลือกจำนวนโหนดชั้นนำเข้าที่ให้ค่าความผิดพลาดต่ำสุด และกำหนดโหนดชั้นส่งออกเท่ากับ 1

ง) กำหนดจำนวนโหนดชั้นซ่อน ตั้งแต่ 1 โหนด ถึง ครึ่งหนึ่งของจำนวนชั้นนำเข้า และให้แบบจำลองเรียนรู้จากชุดการเรียนรู้ เริ่มจากให้แบบจำลองเรียนรู้ 100-1,000 รอบ แล้วคำนวณหาค่า RMSE เพื่อใช้ในการเลือกจำนวนโหนดในชั้นซ่อน

จ) กำหนดค่าโมเมนตัม (Momentum) การเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งโดยปกติทั่วไปจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0-1 งานวิจัยนี้ผู้วิจัยกำหนดค่าโมเมนตัม คือ 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 และ 1.0

ฉ) กำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) ซึ่งโดยปกติทั่วไปจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0-1 งานวิจัยนี้ผู้วิจัยกำหนดอัตราการเรียนรู้ คือ 0.001, 0.005, 0.01, 0.03, 0.05 และ 0.1

ช) ทำการปรับค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมที่กำหนด

ซ) เลือกตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุด โดยพิจารณาจากค่า RMSE ของข้อมูลส่วนที่ 1 และ ข้อมูลส่วนที่ 2 ที่มีค่าใกล้เคียงกัน และมีค่า RMSE ต่ำที่สุด

### 3.4 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์

ทำการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยพิจารณาเลือกตัวแบบที่เหมาะสมจากการหาตัวแบบด้วยข้อมูลส่วนที่ 1 (ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2554 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2560) โดยเลือกตัวแบบที่ให้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำที่สุด เนื่องจากค่า RMSE ไวต่อความคลาดเคลื่อนที่มีขนาดใหญ่ จากนั้นตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ที่เลือก ด้วยข้อมูลส่วนที่ 2 ซึ่งเป็นข้อมูลปริมาณยอดขาย 12 เดือน (ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2561 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2561) เพื่อพิจารณาว่าค่าที่ได้มีความใกล้เคียงกับค่าจริงเพียงใด โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) และการที่ค่า MAPE แสดงผลออกมาในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ทำให้เข้าใจได้ง่ายและเห็นภาพได้ชัดเจน (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2549)

### 3.5 สรุปผลการศึกษา

นำตัวแบบที่ดีที่สุดไปทำการพยากรณ์ยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ และเปรียบเทียบระหว่างค่าจริง ค่าพยากรณ์ด้วยวิธีเดิมของบริษัท และค่าพยากรณ์ที่ได้จากงานวิจัย และสรุปผลการศึกษา เพื่อให้บริษัทกรณีศึกษานำไปใช้เป็นแนวทางสำหรับการวางแผนการผลิตและการจัดเก็บสินค้าคงคลัง

## บทที่ 4

### ผลการวิจัย

ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยทำการหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ และนำตัวแบบพยากรณ์ไปประยุกต์ใช้ โดยสินค้าที่ใช้ในการศึกษาแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ สีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 ทำการวิเคราะห์โดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล (Triple Exponential Smoothing Method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANNs) และสีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 ทำการวิเคราะห์โดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt and Winter Exponential Smoothing Method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANNs) ได้ผลการศึกษาดังนี้

#### 4.1 ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ สีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1

##### 4.1.1 ผลการวิจัยด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล

###### (Triple Exponential Smoothing Method)

ใช้ข้อมูลทั้งหมดในส่วนที่ 1 ในการหาค่าเริ่มต้น ซึ่งได้ค่า  $\beta_0 = 11,619.0000$ ,  $\beta_1 = 104.7000$  และ  $\beta_2 = 1.1560$  ค่าที่ปรับให้เรียบสำหรับอนุกรมเวลานี้ คือ ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับระดับ ( $\alpha$ ) เข้ามาคำนวณในการพยากรณ์ และใช้  $\alpha = 0.3045$  เป็นค่าที่ทำให้ค่า RMSE = 3,907.0861 ซึ่งเป็นค่าต่ำสุด เขียนสมการพยากรณ์ได้ดังสมการที่ (4.1)

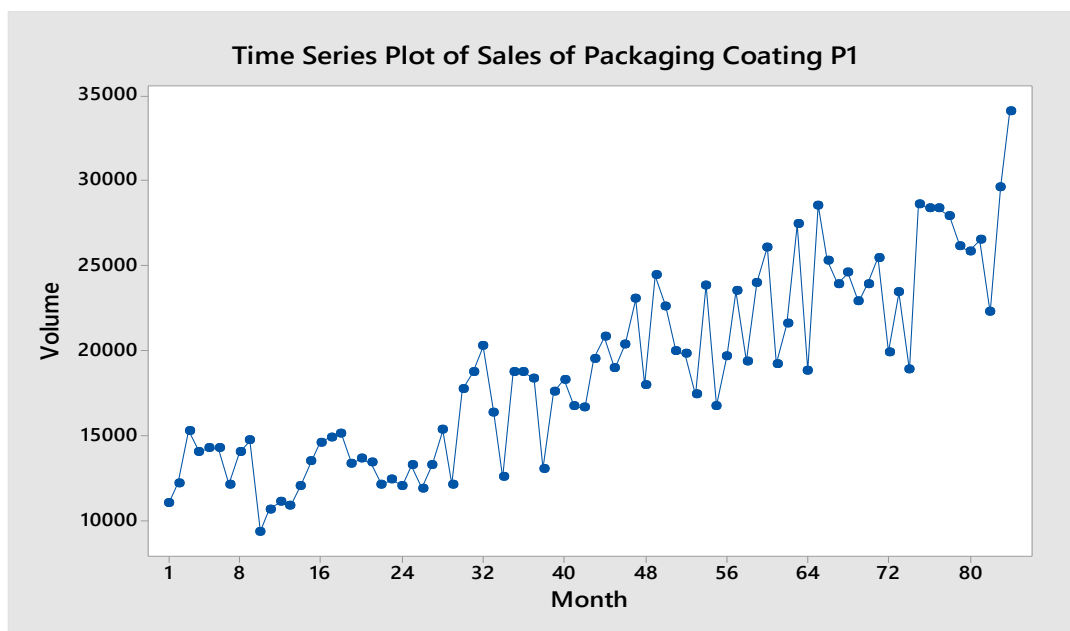
$$\hat{Y}_{t+p}(t) = (11,619 + 104.7p + 1.156p^2) \quad (4.1)$$

(origin ที่เดือน ธันวาคม ปี 2553, t มีหน่วยเป็นเดือน)

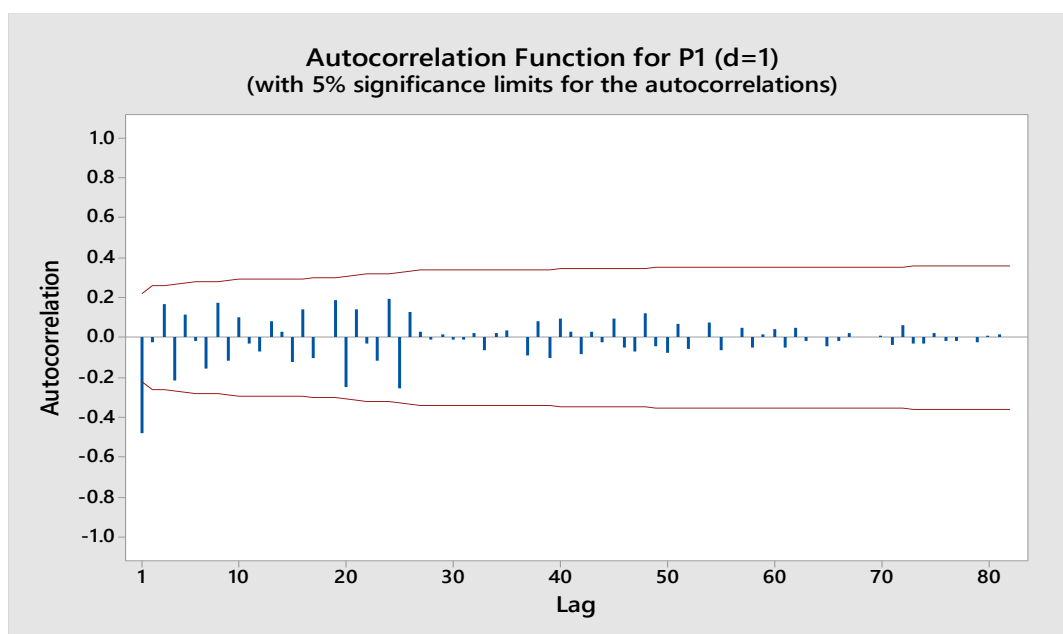
##### 4.1.2 ผลการวิจัยด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method)

พิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ.2554 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2560 รวมทั้งสิ้น 84 เดือน แสดงดังรูปที่ 4.1 พบว่าอนุกรมเวลายังไม่มีความคงที่ เนื่องจากมีแนวโน้ม จึงทำการแปลงอนุกรมเวลาให้มี

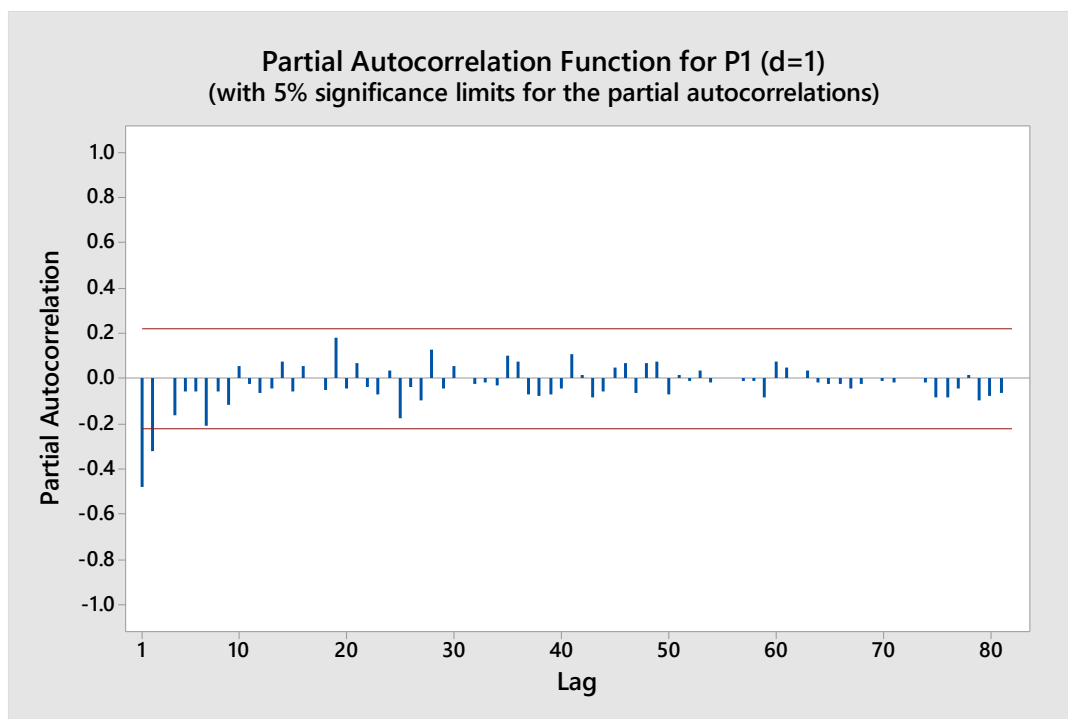
ความคงที่ก่อน โดยทำการหาผลต่าง 1 ครั้ง ( $d=1$ ) แล้วพบว่าอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ จึงนำอนุกรมเวลาที่มีความคงที่แล้วมาพล็อตคอเรลโรแกรม ACF และ PACF ดังรูปที่ 4.2 และรูปที่ 4.3 ตามลำดับ



รูปที่ 4.1 การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสีเคลือบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P1



รูปที่ 4.2 คอเรลโรแกรม ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสีเคลือบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P1 เมื่อแปลงอนุกรมเวลาด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง



**รูปที่ 4.3** คอเรลโรแกรม PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P1 เมื่อแปลงอนุกรมเวลาด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง

จากรูปที่ 4.2 และรูปที่ 4.3 พบว่าหลังจากหาผลต่าง 1 ครั้ง คอเรลโรแกรม ACF cut off lag ที่ 1 และคอเรลโรแกรมของ PACF ลดลงอย่างรวดเร็ว จึงทำการกำหนดตัวแบบเป็น ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่ และทำการทดสอบค่าพารามิเตอร์ตารางที่ 4.1

**ตารางที่ 4.1** การประมาณค่าพารามิเตอร์และการทดสอบสมมติฐานของอนุกรมเวลาปริมาณสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 ด้วยตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่

Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
MA	1	0.9705	0.0468	20.74	0.000
Constant		201.70	22.00	9.17	0.000

Differencing: 1 regular difference  
 Number of observations: Original series 84, after differencing 83  
 Residuals: SS = 605803990 (backforecasts excluded)  
 MS = 7479062 DF = 81

สมมติฐานการทดสอบ คือ

$$H_0: \theta_0 = 0$$

$$H_1: \theta_0 \neq 0$$

เนื่องจาก p-value = 0.0000 <  $\alpha = 0.05$  จึงปฏิเสธ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่าค่าพารามิเตอร์  $\theta_0$  ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์  $\theta_0$  ควรจะมีในตัวแบบ

สมมติฐานการทดสอบ คือ

$$H_0: \theta_1 = 0$$

$$H_1: \theta_1 \neq 0$$

เนื่องจาก p-value = 0.0000 <  $\alpha = 0.05$  จึงปฏิเสธ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่าค่าพารามิเตอร์  $\theta_1$  ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์  $\theta_1$  ควรจะมีในตัวแบบ แสดงว่าตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่ เป็นตัวแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลสี่เคลื่อนบรจกัณฑ์ประเภท P1

**ตารางที่ 4.2** การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	7.7	27.9	36.6	46.1
DF	10	22	34	46
P-Value	0.658	0.179	0.350	0.469

จากตารางที่ 4.2 ทำการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ โดยตรวจสอบจากสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อนโดยสถิติทดสอบ Box-Pierce (Ljung-Box) ณ lag ที่ 12

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

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

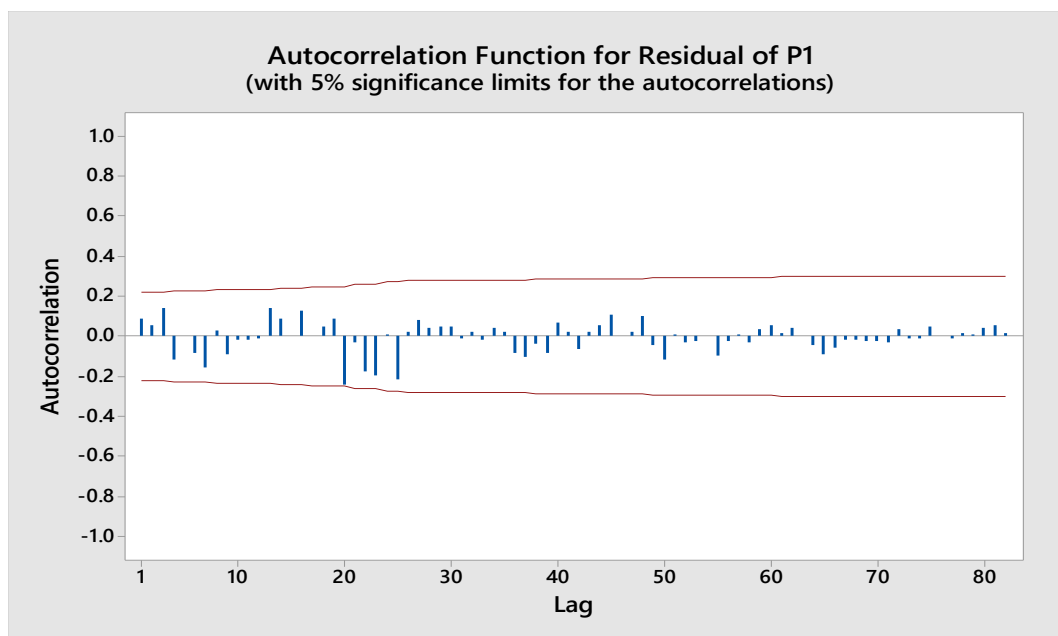
เนื่องจาก p-value = 0.658 >  $\alpha = 0.05$  จึงยอมรับ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน ในทำนองเดียวกัน lag ที่ 24, 36, 48 ก็ยอมรับ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 เช่นเดียวกัน แสดงว่าตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่ เป็นตัวแบบที่เหมาะสม นอกจากตัวแบบ ARIMA(0,1,1) ยังมีตัวแบบอื่นๆ เช่น ARIMA(0,1,1), ARIMA(2,1,0), ARIMA(1,1,0)

และ ARIMA(1,2,1) ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลานี้ จึงพิจารณาคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมโดยใช้เกณฑ์ AIC

**ตารางที่ 4.3** ตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้สำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ สำหรับ  
สี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1

ตัวแบบพยากรณ์	พจน์ ค่าคงที่	F	p	RMSE	AIC
<b>ARIMA(0,1,1)</b>	มี	1	1	2,701.6369	<b>580.0764</b>
ARIMA(0,1,1)	ไม่มี	2	1	2,875.0020	584.6143
ARIMA(2,1,0)	มี	0	2	2,851.5965	586.0179
ARIMA(2,1,0)	ไม่มี	1	2	2,887.2261	586.9239
ARIMA(1,1,0)	มี	1	1	3,080.7795	589.6581
ARIMA(1,1,0)	ไม่มี	2	1	3,103.9384	590.2045
ARIMA(1,2,1)	มี	9	2	3,151.5630	592.8733
ARIMA(1,2,1)	ไม่มี	0	2	3,156.0719	592.9776

จากตารางที่ 4.3 พบว่าค่า AIC ที่น้อยที่สุด คือ ตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่ จึงสรุปได้ว่า ตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่ เป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอนุกรมเวลาชุดนี้



รูปที่ 4.4 คอเรลโรแกรม ACF ของค่าความคลาดเคลื่อนของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลื่อน  
บรรจุกัมภ์ประเภท P1 ด้วยตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่

จากรูปที่ 4.4 ทำการทดสอบความเป็นอิสระของค่าคลาดเคลื่อน lag ที่ 1 โดยการตั้งสมมติฐานการทดสอบ  
คือ

$$H_0: \rho_k(e_t) = 0$$

$$H_1: \rho_k(e_t) \neq 0$$

เนื่องจาก  $z = \frac{r_1(e_t)}{S_{r_1(e_t)}} \approx \frac{r_1(e_t)}{\frac{1}{\sqrt{n}}} = \sqrt{nr_1(e_t)}$  โดยกำหนดให้  $\alpha = 0.05$  มีบริเวณวิกฤตคือ  $|Z| \geq Z_{\frac{\alpha}{2}}$

เนื่องจาก  $-1.96 < Z = 0.8097 < 1.96$  จึงยอมรับ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ในทำนองเดียวกัน lag  
ที่ 2, 3, ..., 84 พบว่าไม่มี lag ใดมีค่าแตกต่างจาก 0 เมื่อ  $k=1, 2, \dots, 84$  จึงสรุปได้ว่า ค่าความคลาด  
เคลื่อนเป็นอิสระกัน ดังนั้นตัวแบบ ARIMA(0,1,1) มีพจน์ของค่าคงที่ จึงเป็นตัวแบบที่เหมาะสม

### 4.1.3 ผลการวิจัยด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

#### (Artificial Neural Networks : ANNs)

นำข้อมูลส่วนที่ 1 มาแบ่งเป็น 2 ชุด โดยที่ชุดที่ 1 สำหรับการเรียนรู้ ใช้ข้อมูลจำนวน 70% และ  
ข้อมูลชุดที่ 2 สำหรับการทดสอบ ใช้ข้อมูลจำนวน 30% ทำการกำหนดโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้  
โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ใช้โหนดชั้นนำเข้าตาม lag ที่ให้ค่า ACF มากกว่า 0 ซึ่งมีโหนดชั้น  
นำเข้าเท่ากับ 13, 19 และ 24 โหนด จากการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ใช้โหนด

ชั้นซ่อนเท่ากับ 1-7 โหนด จำนวนรอบการเรียนรู้ตั้งแต่ 100-1,000 รอบ อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001, 0.005, 0.01, 0.03, 0.05 และ 0.1 ค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.1-1 โดยใช้จำนวนโหนดชั้นส่งออกเท่ากับ 1 โหนด เลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดโดยการเปรียบเทียบค่า RMSE พบว่าจำนวนโหนดชั้นซ่อนเท่ากับ 5 โหนด จำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 700 รอบ อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 ค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.1 ให้ผลการทดสอบที่ดีที่สุด แสดงดังตารางที่ 4.4

**ตารางที่ 4.4** โครงข่ายประสาทเทียมของปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และค่า RMSE

โครงข่ายประสาทเทียม		สี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P1
โครงสร้างของตัวแบบพยากรณ์		13-5-1
จำนวนรอบการเรียนรู้		700
โมเมนตัม		0.1
อัตราการเรียนรู้		0.001
RMSE	ข้อมูลชุดเรียนรู้	4,075.3609
	ข้อมูลชุดทดสอบ	3,125.3729

#### 4.1.4 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์เพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสม

จากการวิเคราะห์ตัวแบบพยากรณ์ ผู้วิจัยเลือกตัวแบบพยากรณ์จากวิธีที่ให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด เป็นวิธีที่ให้ความแม่นยำมากที่สุด เมื่อทำการเปรียบเทียบตัวแบบที่ได้จากการพยากรณ์ 3 วิธี พบว่าการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด คือ ตัวแบบจากวิธี บ็อกซ์-เจนกินส์ มีค่า RMSE เท่ากับ 3,600.3669 แสดงดังตารางที่ 4.5 และมีตัวแบบพยากรณ์ดังสมการที่ (4.2)

**ตารางที่ 4.5** ค่า RMSE ของตัวแบบพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1

RMSE		
วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียล แบบทริปเปิ้ล	วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม
3,907.0861	2,701.6369	4,075.3609

ตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P1

$$\hat{Y}_{84}(l) = \begin{cases} 201.70 - 0.9705(e_{84}) & ; l = 1 \\ 201.70 & ; l = 2 \end{cases} \quad (4.2)$$

(origin ที่เดือน ธันวาคม ปี 2553, t มีหน่วยเป็นเดือน)

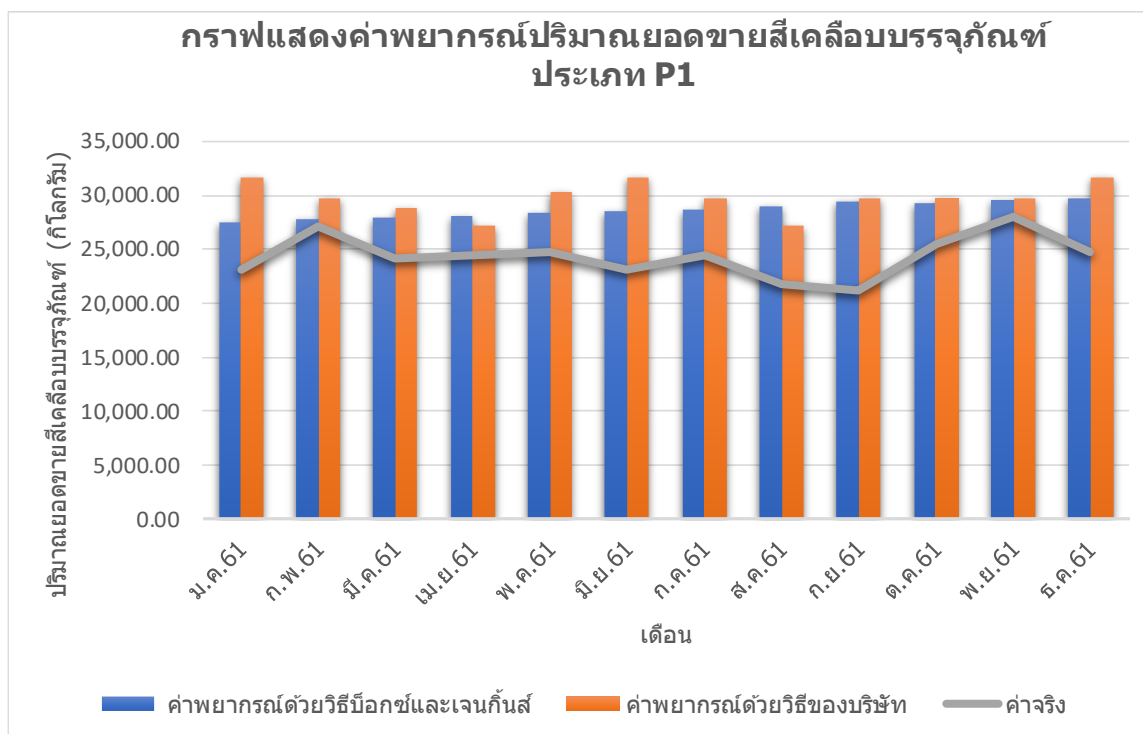
โดยที่  $\hat{Y}_t$  เป็นค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

$e_t$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เวลา t

จากนั้นทำการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน โดยนำค่าพยากรณ์วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และค่าพยากรณ์ของบริษัท ไปเปรียบเทียบกับข้อมูลส่วนที่ 2 ซึ่งเป็นข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2561 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561 พบว่าวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ พยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 ได้ใกล้เคียงกับค่าจริง โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 18.3568% ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ ระดับดี หากบริษัทนำค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ไปใช้ จะสามารถลดปริมาณสินค้าคงคลังลงได้ 13,149 กิโลกรัมต่อปี แสดงดังตารางที่ 4.6 และรูปที่ 4.5

**ตารางที่ 4.6** เปรียบเทียบค่า MAPE ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และวิธีของบริษัทของปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1

เดือน	ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 (กิโลกรัม)		
	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์	ค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบริษัท
ม.ค. 2561	23,187.13	27,553.30	31,600.00
ก.พ. 2561	27,086.81	27,755.00	29,800.00
มี.ค. 2561	24,138.61	27,956.00	28,800.00
เม.ย. 2561	24,541.45	28,158.00	27,200.00
พ.ค. 2561	24,703.98	28,360.10	30,400.00
มิ.ย. 2561	23,107.45	28,561.80	31,600.00
ก.ค. 2561	24,488.13	28,763.50	29,800.00
ส.ค. 2561	21,748.70	28,965.20	27,200.00
ก.ย. 2561	21,221.77	29,466.90	29,800.00
ต.ค. 2561	25,581.17	29,368.60	29,800.00
พ.ย. 2561	28,046.95	29,570.30	29,800.00
ธ.ค. 2561	24,747.97	29,772.00	31,600.00
MAPE		18.3568%	22.8217%



รูปที่ 4.5 กราฟแสดงค่าพยากรณ์ปริมาณยอดขายสีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1

## 4.2 ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ สีเคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3

### 4.2.1 ผลการวิจัยด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์

#### (Holt and Winter Exponential Smoothing Method)

ผู้วิจัยเลือกใช้โปรแกรม minitab 17 ในการคำนวณหาค่าเบื้องต้น โดยการนำข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวน 2 -6 ปี มาหาค่าเริ่มต้น พบว่าข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวน 4 ปี ให้ค่าที่ดีที่สุด โดยค่าที่ปรับให้เรียบสำหรับวิธีการนี้ มี 3 ค่า คือ ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับระดับ ( $\alpha$ ) ค่าคงที่สำหรับแนวโน้มหรือความชัน ( $\gamma$ ) ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับฤดูกาล ( $\delta$ ) และใช้โปรแกรม Microsoft Excel ในการคำนวณหาค่า  $\alpha$ ,  $\gamma$ , และ  $\delta$  ที่ดีที่สุด แสดงผลดังตารางที่ 4.7 และมีตัวแบบพยากรณ์ดังสมการที่ (4.3)

ตารางที่ 4.7 ค่าพารามิเตอร์และค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์โดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์

ช่วงที่	จำนวนปีที่ใช้ในการหาค่าเริ่มต้น	รูปแบบการพยากรณ์	$\alpha$	$\gamma$	$\delta$	RMSE
1	2	บวก	0.2067	0.0084	0.1650	12,371.6123
		คูณ	0.0942	0.0719	0.2895	12,866.6853
2	3	บวก	0.0964	0.0000	0.2216	12,526.6361
		คูณ	0.5796	0.0047	0	17,521.2384
3	4	บวก	0.1675	0.0000	0.4911	<b>12,208.7199</b>
		คูณ	0.2374	0.0084	0.5189	12,722.0593
4	5	บวก	0.0888	0.0423	0.3739	13,815.7908
		คูณ	0.1807	0.0758	0.3072	14,144.7029
5	6	บวก	0.0164	1.0000	0.3397	12,702.5568
		คูณ	0.9982	0.0000	0.3072	222,864.9034

ตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P3

$$\hat{Y}_{84+p} = 105,151.0824 - 728.3126p + \hat{S}_i^* \quad \text{เมื่อ } p = 1, 2, 3, \dots \quad (4.3)$$

(origin ที่เดือนธันวาคม ปี 2553, t มีหน่วยเป็นเดือน)

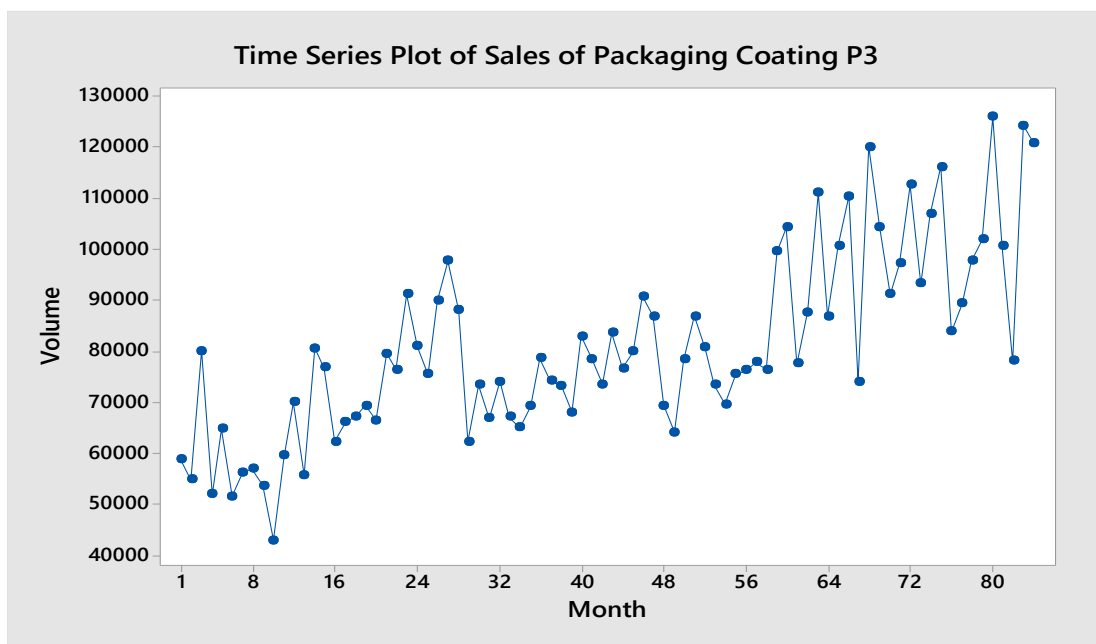
ซึ่ง

$$\begin{aligned} \hat{S}_1^* &= -9,240.0196 & \hat{S}_2^* &= 3,522.0633 & \hat{S}_3^* &= 14,420.9291 & \hat{S}_4^* &= -7,202.3161 \\ \hat{S}_5^* &= -3,487.7058 & \hat{S}_6^* &= 1,421.9406 & \hat{S}_7^* &= -5,616.7218 & \hat{S}_8^* &= 15,082.1551 \\ \hat{S}_9^* &= -2,035.3094 & \hat{S}_{10}^* &= -15,370.8893 & \hat{S}_{11}^* &= 10,220.4425 & \hat{S}_{12}^* &= 12,893.1828 \end{aligned}$$

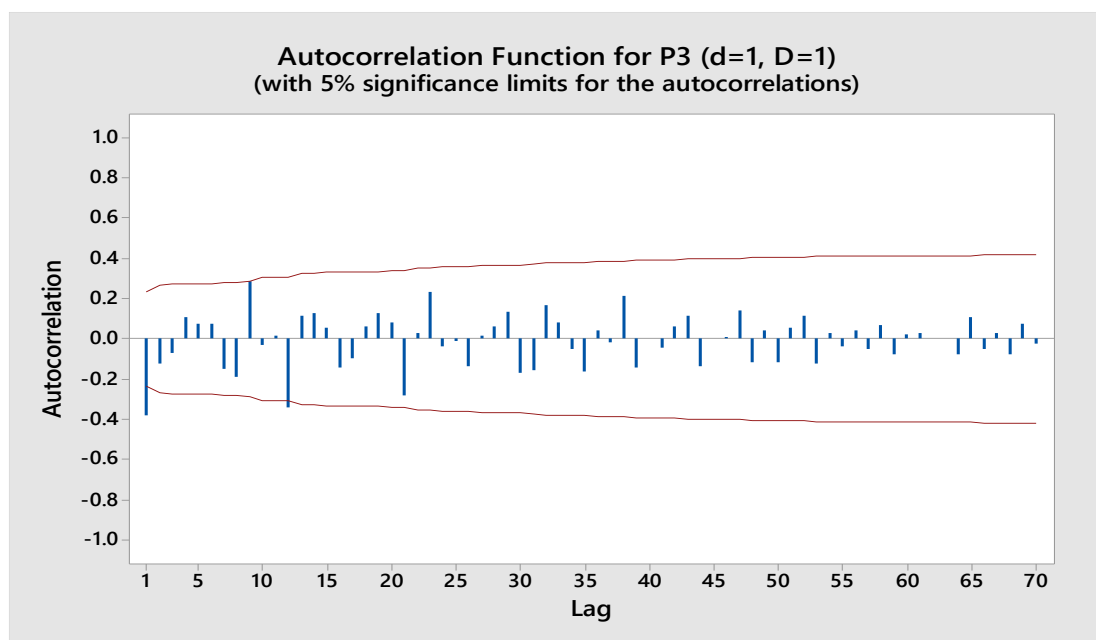
#### 4.2.2 ผลการวิจัยด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method)

พิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ.2554 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2560 รวมทั้งสิ้น 84 เดือน แสดงดังรูปที่ 4.6 พบว่าอนุกรมเวลาอย่างไม่มี ความคงที่ เนื่องจากมีแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาล จึงทำการแปลงอนุกรมเวลาให้มีความคงที่ก่อน โดยทำการหาผลต่าง 1 ครั้ง ( $d=1$ ) และผลต่างฤดูกาล 1 ครั้ง ( $D=1$ )

แล้วพบว่าอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ จึงนำอนุกรมเวลาที่มีความคงที่แล้วมาพล็อตคอเรลโรแกรม ACF และ PACF ดังรูปที่ 4.7 และรูปที่ 4.8 ตามลำดับ

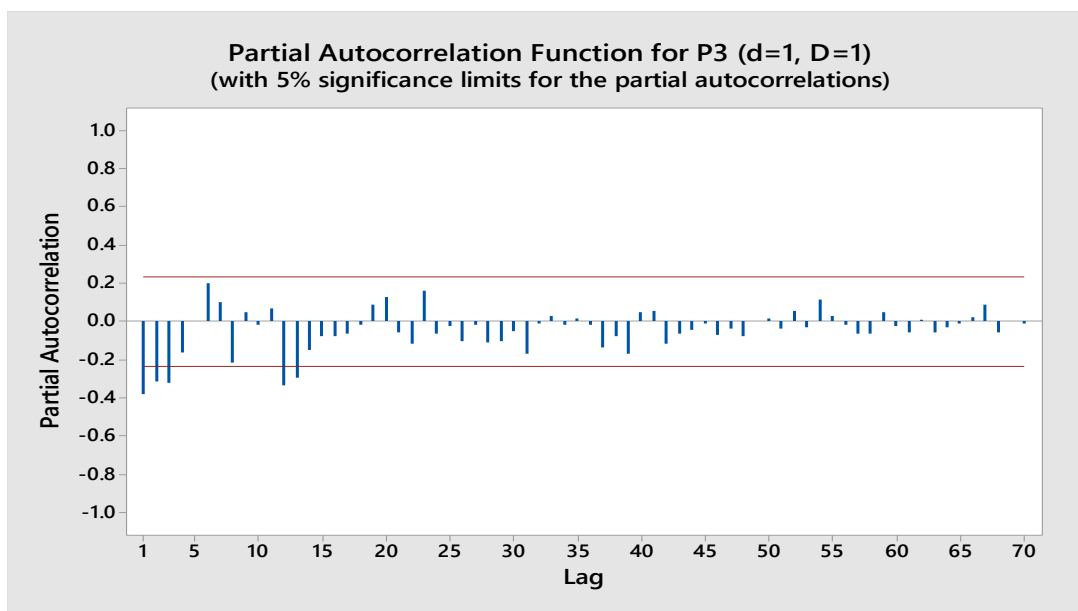


รูปที่ 4.6 การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P3



รูปที่ 4.7 คอเรลโรแกรม ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P3

เมื่อแปลงอนุกรมเวลาด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง และผลต่างฤดูกาล 1 ครั้ง



**รูปที่ 4.8** คอเรลโรแกรม PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 เมื่อแปลงอนุกรมเวลาด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง และผลต่างฤดูกาล 1 ครั้ง

จากรูปที่ 4.7 และรูปที่ 4.8 พบว่าหลังหาผลต่าง 1 ครั้ง คอเรลโรแกรม ACF ลดลงอย่างรวดเร็ว และ คอเรลโรแกรมของ PACF cut off lag ที่ 3 ในส่วนฤดูกาล หลังหาผลต่างฤดูกาล 1 ครั้ง พบว่า คอเรลโรแกรม ACF และ PACF lag ที่ 12, 24, 36,... ลดลงอย่างรวดเร็ว จึงได้รูปแบบเป็น  $ARIMA(3,1,0) \times SARIMA(1,1,1)_{12}$  และทำการทดสอบค่าพารามิเตอร์ตารางที่ 4.8

**ตารางที่ 4.8** การประมาณค่าพารามิเตอร์และการทดสอบสมมติฐานของอนุกรมเวลาปริมาณสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 ด้วยตัวแบบ  $ARIMA(3,1,0) \times SARIMA(1,1,1)_{12}$  ไม่มีพจน์ของค่าคงที่

Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	-0.7786	0.1253	-6.21	0.000
AR	2	-0.5954	0.1413	-4.21	0.000
AR	3	-0.1306	0.1287	-1.01	0.314
SAR	12	-0.3154	0.1591	-1.98	0.052
SMA	12	0.8004	0.1401	5.71	0.000

Differencing: 1 regular, 1 seasonal of order 12  
 Number of observations: Original series 84, after differencing 71  
 Residuals: SS = 8622713789 (backforecasts excluded)  
 MS = 130647179 DF = 66

สมมติฐานการทดสอบ คือ  $H_0: \theta_1 = 0$   
 $H_1: \theta_1 \neq 0$

เนื่องจาก p-value = 0.000 <  $\alpha = 0.05$  จึงปฏิเสธ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่าค่าพารามิเตอร์  $\theta_1$  ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์  $\theta_1$  ควรในมีตัวแบบ

สมมติฐานการทดสอบ คือ  $H_0: \theta_2 = 0$   
 $H_1: \theta_2 \neq 0$

เนื่องจาก p-value = 0.000 <  $\alpha = 0.05$  จึงปฏิเสธ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่าค่าพารามิเตอร์  $\theta_2$  ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์  $\theta_2$  ควรมีในตัวแบบ

สมมติฐานการทดสอบ คือ  $H_0: \theta_3 = 0$   
 $H_1: \theta_3 \neq 0$

เนื่องจาก p-value = 0.314 >  $\alpha = 0.05$  จึงยอมรับ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่าค่าพารามิเตอร์  $\theta_3$  ในตัวแบบมีค่าเท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์  $\theta_3$  ไม่ควรมีในตัวแบบ แสดงว่าตัวแบบ ARIMA(3,1,0) x SARIMA(1,1,1)<sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่ เป็นตัวแบบที่ยังไม่เหมาะสมกับข้อมูลสี่เคลื่อนที่ประเภท P3 จึงทำการปรับตัวแบบเป็น ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1)<sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่

**ตารางที่ 4.9** การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ

ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1)<sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่

Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	-0.7333	0.1063	-6.90	0.000
AR	2	-0.5241	0.1112	-4.71	0.000
SAR	12	-0.3641	0.1506	-2.42	0.018
SMA	12	0.8037	0.1354	5.93	0.000

Differencing: 1 regular, 1 seasonal of order 12  
 Number of observations: Original series 84, after differencing 71  
 Residuals: SS = 8618249484 (backforecasts excluded)  
 MS = 128630589 DF = 67

จากตารางที่ 4.10 สมมติฐานการทดสอบคือ  $H_0: \phi_1 = 0$   
 $H_1: \phi_1 \neq 0$

เนื่องจาก p-value = 0.000 <  $\alpha = 0.05$  จึงปฏิเสธ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่าค่าพารามิเตอร์  $\phi_1$  ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์  $\phi_1$  ควรมีในตัวแบบ

สมมติฐานการทดสอบ คือ  $H_0: \phi_2 = 0$   
 $H_1: \phi_2 \neq 0$

เนื่องจาก p-value = 0.018 <  $\alpha = 0.05$  จึงปฏิเสธ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่าค่าพารามิเตอร์  $\phi_2$  ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์  $\phi_2$  ควรมีในตัวแบบ

สมมติฐานการทดสอบ คือ  $H_0: \phi_{12} = 0$   
 $H_1: \phi_{12} \neq 0$

เนื่องจาก p-value = 0.000 <  $\alpha = 0.05$  จึงปฏิเสธ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่าค่าพารามิเตอร์  $\phi_{12}$  ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์  $\phi_{12}$  ควรมีในตัวแบบ

สมมติฐานการทดสอบ คือ  $H_0: \theta_{12} = 0$   
 $H_1: \theta_{12} \neq 0$

เนื่องจาก p-value = 0.000 <  $\alpha = 0.05$  จึงปฏิเสธ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 สรุปว่าค่าพารามิเตอร์  $\theta_{12}$  ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือพารามิเตอร์  $\theta_{12}$  ควรมีในตัวแบบ แสดงว่าตัวแบบ ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1)<sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่ เป็นตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับสี่เคลื่อนบรจภูณัณฑ์ประเภท P3

ตารางที่ 4.10 การทดสอบความเป็นอิสระของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ

ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1)<sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	13.9	22.3	39.5	60.0
DF	8	20	32	44
P-Value	0.085	0.327	0.169	0.054

จากตารางที่ 4.10 ทำการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ โดยตรวจสอบจากสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อนโดยสถิติทดสอบ Box-Pierce (Ljung-Box) ณ lag ที่ 12

สมมติฐานการทดสอบ คือ

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

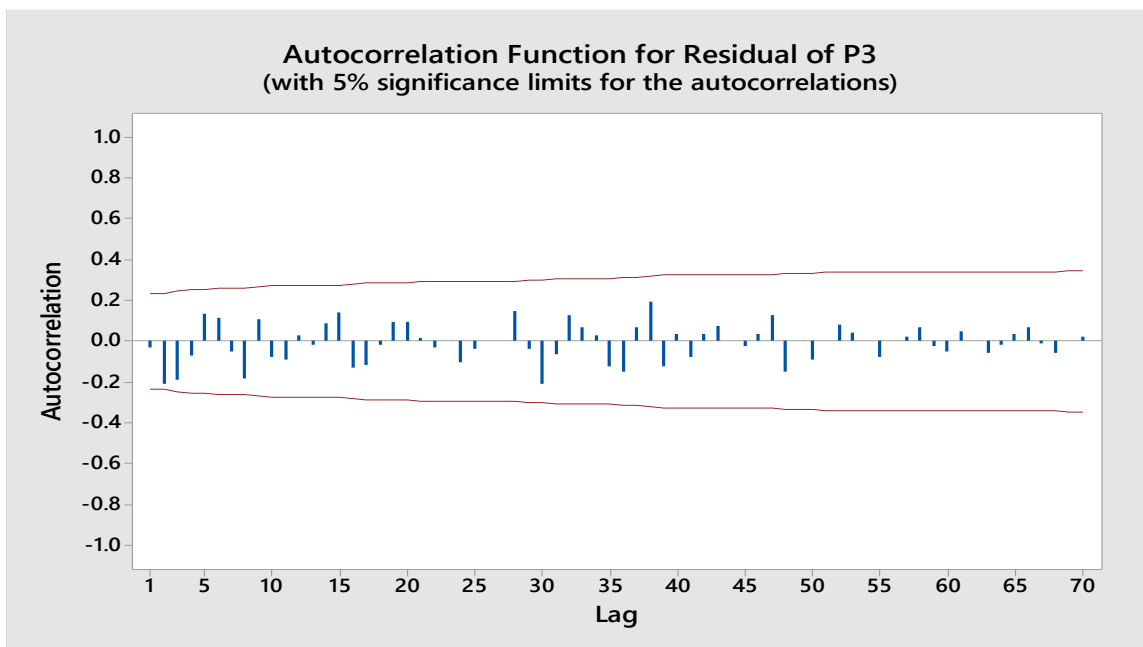
$$H_1 : \rho_k(e_t) \text{ อย่างน้อย 1 ค่า เท่ากับ 0 สำหรับ } k = 1, 2, 3, \dots, 12$$

เนื่องจาก p-value = 0.085 >  $\alpha = 0.05$  จึงยอมรับ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน ในทำนองเดียวกัน lag ที่ 24, 36, 48 ก็ยอมรับ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 เช่นเดียวกัน แสดงว่าตัวแบบ ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1)<sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่ เป็นตัวแบบที่เหมาะสม นอกจากตัวแบบ ยังมีตัวแบบอื่นๆ เช่น ARIMA(0,1,1) x SARIMA(1,1,0)<sub>12</sub>, ARIMA(0,1,1) x SARIMA(1,1,0)<sub>12</sub>, ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลานี้ จึงพิจารณาคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมโดยใช้เกณฑ์ AIC

**ตารางที่ 4.11** ตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้สำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

ตัวแบบพยากรณ์	พจน์ค่าคงที่	F	p	RMSE	AIC
ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1) <sub>12</sub>	ไม่มี	7	4	11,017.4307	<b>682.9357</b>
ARIMA(0,1,1) x SARIMA(1,1,0) <sub>12</sub>	มี	8	2	12,103.1138	685.7930
ARIMA(0,1,1) x SARIMA(1,1,0) <sub>12</sub>	ไม่มี	9	2	12,103.1341	685.7931
ARIMA(3,1,1) x SARIMA(1,1,0) <sub>12</sub>	ไม่มี	6	5	12,342.5612	693.2223
ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,0) <sub>12</sub>	มี	7	3	12,320.8155	689.0937
ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,0) <sub>12</sub>	ไม่มี	8	3	12,322.3223	689.1026
ARIMA(2,1,3) x SARIMA(1,1,0) <sub>12</sub>	ไม่มี	5	6	11,834.9046	692.1579
ARIMA(2,1,3) x SARIMA(0,1,1) <sub>12</sub>	ไม่มี	5	6	11,066.9972	687.2633

จากตารางที่ 4.1 พบว่าค่า AIC ที่น้อยที่สุดคือตัวแบบ ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1)<sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่ จึงสรุปได้ว่า ตัวแบบ ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1)<sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่ เป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอนุกรมเวลานี้



รูปที่ 4.9 คอเรโลแกรม ACF ของค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบของอนุกรมเวลาปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกัมภ์ประเภท P3 ด้วยตัวแบบ ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1)<sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่

จากรูปที่ 4.9 ทำการทดสอบความเป็นอิสระของค่าคลาดเคลื่อน lag ที่ 1 โดยการตั้งสมมติฐานการทดสอบ สมมติฐานการทดสอบ คือ

$$H_0: \rho_k(e_t) = 0$$

$$H_1: \rho_k(e_t) \neq 0$$

เนื่องจาก  $z = \frac{r_1(e_t)}{s_{r_1(e_t)}} \approx \frac{r_1(e_t)}{\frac{1}{\sqrt{n}}} = \sqrt{n}r_1(e_t)$  โดยกำหนดให้  $\alpha = 0.06$  มีบริเวณวิกฤตคือ  $|Z| \geq Z_{\frac{\alpha}{2}}$

เนื่องจาก  $-1.96 < Z = -0.2585 < 1.96$  จึงยอมรับ  $H_0$  ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ในทำนองเดียวกัน lag ที่ 2, 3, ..., 84 พบว่าไม่มี lag ใดมีค่าแตกต่างจาก 0 เมื่อ  $k=1, 2, \dots, 84$  จึงสรุปได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน ดังนั้นตัวแบบ ARIMA(2,1,0) x SARIMA(1,1,1)<sub>12</sub> ไม่มีพจน์ของค่าคงที่ จึงเป็นตัวแบบที่เหมาะสม

### 4.2.3 ผลการวิจัยด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANNs)

ข้อมูลส่วนที่ 1 มาแบ่งเป็น 2 ชุด โดยที่ชุดที่ 1 สำหรับการเรียนรู้ ใช้ข้อมูลจำนวน 70% และข้อมูลชุดที่ 2 สำหรับการทดสอบ ใช้ข้อมูลจำนวน 30% ทำการกำหนดโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ใช้โหนดนำเข้าตาม lag ที่ให้ค่า ACF มากกว่า 0 ซึ่งมีโหนดชั้นนำเข้าเท่ากับ 13 โหนด จากการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ใช้โหนดชั้นซ่อนเท่ากับ 1-7 โหนด จำนวนรอบการเรียนรู้ตั้งแต่ 100-1,000 รอบ อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001, 0.005, 0.03, 0.05 และ 0.1 ค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.1-1 โดยใช้จำนวนโหนดชั้นส่งออกเท่ากับ 1 โหนด เลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดโดยการเปรียบเทียบค่า RMSE พบว่าจำนวนโหนดชั้นซ่อนเท่ากับ 1 โหนด จำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 200 รอบ อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.1 ค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.1 ให้ผลการทดสอบที่ดีที่สุด แสดงดังตารางที่ 4.12

**ตารางที่ 4.12** โครงข่ายประสาทเทียมและการวัดค่าความถูกต้องของตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่ล้ออบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P3

โครงข่ายประสาทเทียม		สี่ล้ออบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P3
โครงสร้างของตัวแบบพยากรณ์		13-1-1
จำนวนรอบการเรียนรู้		200
โมเมนตัม		0.1
อัตราการเรียนรู้		0.1
RMSE	ข้อมูลชุดเรียนรู้	12,039.9783
	ข้อมูลชุดทดสอบ	23,492.6864

### 4.2.4 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์เพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสม

จากการวิเคราะห์ตัวแบบพยากรณ์ ผู้วิจัยเลือกตัวแบบพยากรณ์จากวิธีที่ให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด เป็นวิธีที่ให้ความแม่นยำมากที่สุด เมื่อทำการเปรียบเทียบตัวแบบที่ได้จากการพยากรณ์ 3 วิธี พบว่าการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่ล้ออบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด คือ ตัวแบบจากวิธี บ็อกซ์-เจนกินส์ มีค่า RMSE เท่ากับ 17,766.3324 แสดงดังตารางที่ 4.13 และมีตัวแบบพยากรณ์ดังสมการที่ (4.4)

ตารางที่ 4.13 ค่า RMSE ของตัวแบบพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกัญท์ประเภท P3

RMSE			
วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียล โพลท์-วินเทอร์		วิธีบ็อกซ์ - เจนกินส์	วิธีโครงข่ายประสาทเทียม
รูปแบบบวก	รูปแบบคูณ		
12,208.7199	12,722.0593	11,017.4307	17,766.3324

ตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกัญท์ ประเภท P3

$$\hat{Y}_t = 1.16Y_{t-1} + 1.2574Y_{t-2} + 0.6359Y_{t-12} + 2.1636Y_{t-13} + 1.7914Y_{t-14} + 0.6311Y_{t-24} + 0.5549Y_{t-25} + 0.5340Y_{t-26} - 0.8037e_{t-12}$$

(origin ที่เดือน ธันวาคม ปี 2553, t มีหน่วยเป็นเดือน)

โดยที่  $\hat{Y}_t$  เป็นค่าพยากรณ์ ณ เวลา  $t$

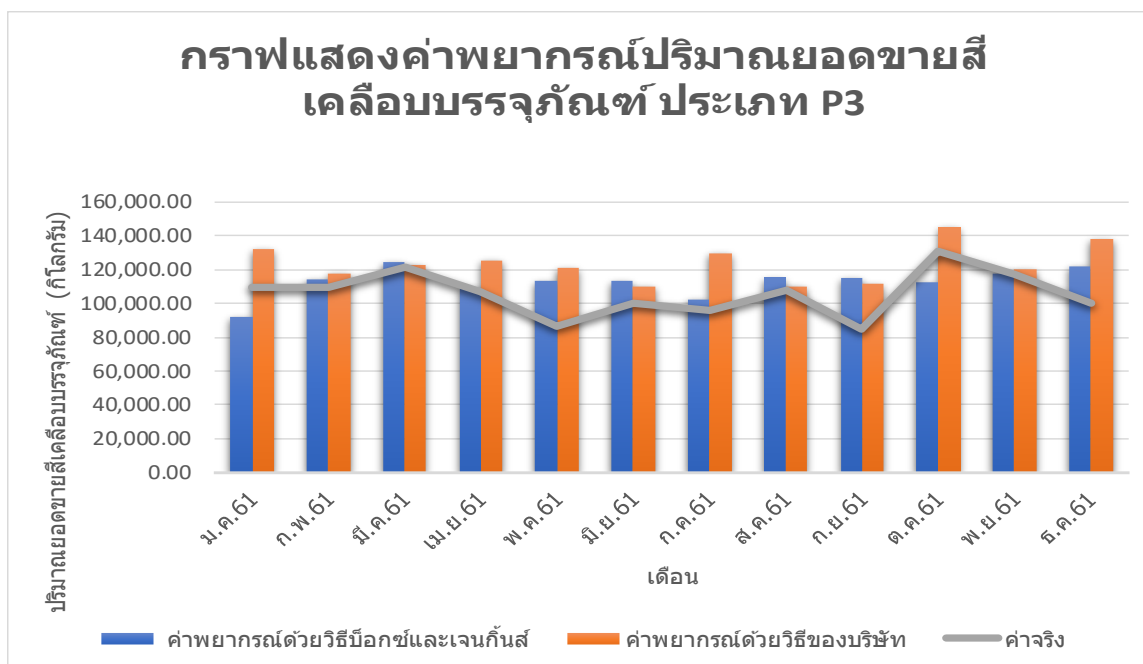
$Y_{t-i}$  เป็นค่าสังเกต ณ เวลา  $t - i$

$e_{t-i}$  เป็นค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เวลา  $t - i$

จากนั้นทำการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน โดยนำค่าพยากรณ์วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และค่าพยากรณ์ของบริษัท ไปเปรียบเทียบกับข้อมูลชุดที่ 2 ซึ่งเป็นข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2561 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561 พบว่าวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ พยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกัญท์ประเภท P3 ได้ใกล้เคียงกับค่าจริง โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 13.0210% ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ระดับดี หากบริษัทนำค่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ไปใช้ จะสามารถลดปริมาณสินค้าคงคลังลงได้ 132,849 กิโลกรัมต่อปี แสดงดังตารางที่ 4.14 และรูปที่ 4.10

ตารางที่ 4.14 เปรียบเทียบค่า MAPE ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และวิธีของบริษัทของปริมาณยอดขาย  
สี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3

เดือน	ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 (กิโลกรัม)		
	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์ด้วย วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์	ค่าพยากรณ์ด้วย วิธีของบริษัท
ม.ค. 2561	109,594.50	91,709.00	132,000.00
ก.พ. 2561	109,560.50	114,506.00	118,000.00
มี.ค. 2561	121,629.50	124,231.00	123,000.00
เม.ย. 2561	107,028.00	109,354.00	125,000.00
พ.ค. 2561	86,360.50	113,337.00	121,000.00
มิ.ย. 2561	100,201.10	113,756.00	110,000.00
ก.ค. 2561	95,600.50	102,179.00	130,000.00
ส.ค. 2561	107,538.50	115,035.00	110,000.00
ก.ย. 2561	84,564.50	114,772.00	112,000.00
ต.ค. 2561	131,269.50	112,690.00	145,000.00
พ.ย. 2561	117,286.50	117,663.00	120,000.00
ธ.ค. 2561	99,693.50	121,919.00	138,000.00
MAPE		13.0210%	18.1556%



รูปที่ 4.10 กราฟแสดงค่าพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3

## บทที่ 5

# สรุปและอภิปรายผลการวิจัย

### 5.1 สรุปผลและอภิปรายผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ทำการศึกษาหาตัวแบบพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3 ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์เป็นข้อมูลจากบริษัทกรณีศึกษา ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2554 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวนทั้งสิ้น 84 ค่า ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2554 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 72 ค่า ใช้สำหรับสร้างและคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด 3 วิธี โดยใช้วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และใช้วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P3 ส่วนที่ 2 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า ใช้สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์

ผลการวิจัยพบว่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุด สำหรับสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท P1 และ P3 เพราะมีค่า RMSE ต่ำที่สุด เท่ากับ 2,701.6369 และ 11,017.4307 มีค่า MAPE เท่ากับ 18.3568% และ 13.0210% ตามลำดับ จากผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับงานวิจัยเรื่องการเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศ โดยวิธีปรับให้เรียบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ที่พบว่าพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบโฮลท์-วินเทอร์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์มีจำนวนไม่มากนัก (พรรณิกา คุ่มสิน, 2560) และสอดคล้องกับงานวิจัยเรื่องการพยากรณ์ราคาพืชน้ำมันโดยวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ และโครงข่ายประสาทเทียม ที่พบว่า เมื่อนำข้อมูลจำนวน 10 ปี มีการเก็บข้อมูลแบบรายเดือน และข้อมูลลักษณะการขึ้นลงของราคาน้ำมันปาล์มที่ไม่แน่นอน การพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ให้ค่าพยากรณ์ที่ดีกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (อภิัญญา หิรัญวงษ์ และ ประสิทธิ์ พยัคฆพงษ์, 2552)

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

1. งานวิจัยนี้ทำการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของค่าสังเกตตามทฤษฎีของอนุกรมเวลา โดยข้อมูลที่เกิดขึ้นนั้นเป็นไปตามเวลาที่เปลี่ยนไป ไม่ได้ศึกษาตัวแบบหรือทฤษฎีอื่น ในงานวิจัยครั้งถัดไป อาจศึกษาตัวแบบตามทฤษฎีอื่นเพิ่มเติม
2. งานวิจัยนี้ข้อมูลอนุกรมเวลามีจำนวนไม่มาก หากมีการเก็บรวบรวมข้อมูลที่มากขึ้น ตัวแบบพยากรณ์ที่ได้อาจเปลี่ยนไปตามปริมาณข้อมูล
3. หากต้องการตัวแบบพยากรณ์ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำลง อาจต้องมีการลงทุนเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลที่ซับซ้อนขึ้น
4. เมื่อเวลาเปลี่ยนไปควรปรับปรุงตัวแบบพยากรณ์ให้เหมาะสมกับค่าพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ประเภท ณ ช่วงเวลานั้นๆ

## เอกสารอ้างอิง

- จิตติมา สงวนสัตย์. 2542. “การใช้วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ในการพยากรณ์ทางเศรษฐกิจ.”  
วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต สาขาสถิติ ภาคสถิติ, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ต้องชนะ อุปัชฌาย์, 2556 “การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมหาขอบเขตเอกสารเพื่อนำไปใช้  
ในการแปล.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์และเทคโนโลยี  
สารสนเทศ คณะสถิติประยุกต์, สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ. 2549. “การพยากรณ์เชิงปริมาณ.” สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ธีรวิมล ประกอบผล. 2552. “โครงข่ายประสาทเทียม.” วารสาร มฉก.วิชาการ. 12(24) : 73-87
- บุษรา ลีพิมพ์พัฒนากูร. 2549. “การพยากรณ์โอกาสการสำเร็จการศึกษา โดยใช้จินีติกอัลกอริทึม  
แบบหลายวัตถุประสงค์ เปรียบเทียบกับวิธีทางโครงข่ายประสาทเทียม : กรณีศึกษา  
นักศึกษาภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และสารสนเทศ.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตร  
มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และสารสนเทศ  
บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- ปฎิมาพร อุดม. 2556. “การพยากรณ์ยอดขายสำหรับผู้แทนจำหน่ายเม็ดพลาสติก.” วิทยานิพนธ์  
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอุตสาหกรรม ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะ  
วิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- พินดา ยืนยงสวัสดิ์. 2547. “การพยากรณ์การใช้ยาโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.” วิทยานิพนธ์  
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระ  
นครเหนือ.
- พยุ่ง มีสัจ. 2555. “ระบบฟิชซีและโครงข่ายประสาทเทียม.” [E-book]. กรุงเทพมหานคร :  
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- พรรณนิภา คุ่มสิน. 2560. “การเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศโดยวิธีปรับ  
ให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์, วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่าย  
ประสาทเทียม.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์ ภาควิชาสถิติ,  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- วรารณ ยิงยวด. 2550. “แนวโน้มการใช้น้ำมันเชื้อเพลิงในประเทศไทย.” วิทยานิพนธ์ปริญญา  
มหาบัณฑิต ภาควิชาสถิติคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- วิจิต หล่อจีระชุนท์กุล และจิวราวัลย์ จิตรถเวช. 2548. “เทคนิคการพยากรณ์.” พิมพ์ครั้งที่ 3  
กรุงเทพฯ โครงการส่งเสริมเอกสารวิชาการ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์.

- ศุภเชษฐ์ กันน้อม. 2547. “การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพัฒนารูปแบบการพยากรณ์ ยอดขายรถจักรยานยนต์ภายในประเทศไทย.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอุตสาหการ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ศูนย์เครือข่ายข้อมูลอาหารครบวงจร. 2561. “บรรจุภัณฑ์/ ภาชนะบรรจุ.” [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก : <http://www.foodnetworksolution.com>.
- สุธิดา ปรีชาเดช และ ชนะ รัชศิริ. 2554. “การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิโคนโดยโครงข่ายประสาทเทียม.” วารสารวิศวกรรมศาสตร์ มก. 24(77) : 1-11.
- อภิชาติ สุนทรวิภาต. 2558. “การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการจัดการความต้องการวัตถุดิบชีวมวล กรณีศึกษาโรงไฟฟ้าชีวมวลแห่งหนึ่ง.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการงานวิศวกรรม ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการและการจัดการ บัณฑิตวิทยาลัย, มหาวิทยาลัยศิลปกร.
- อภิญา หิรัญวงษ์ และ ประสิทธิ์ พัคฆพงษ์. 2552. “การพยากรณ์ราคาพืชน้ำมันโดยวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์และโครงข่ายประสาทเทียม.” หน้า 196-202 ใน การประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 47. กรุงเทพฯ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
- Bahovec, V. & Erjavec, N. 2009. “Uvod u ekonometrijsku analizu.” Zagreb : Element.
- Bowerman, B.L. and R.T. O’Connell. 1987. “Time series forecasting : unified concepts and computer implementation.” Boston : Duxbury, Inc.
- Bowerman, B.L. and R.T. O’Connell. 1993. “Forecasting and Time Series : an applied approach.” 3<sup>rd</sup> ed. Boston : Duxbury Press, Inc.
- Chatfield, C. 2000. “Time-series forecasting.” London New York Washington, D.C.. Chapman & Hall/CRC
- Chinna S., 2007. “Application of Artificial Neural Network for Weather Forecast.” Chiangmai University
- Conor McDonald. 2017. “Machine learning fundamentals (II) : Neural Networks” [Online] Available : <https://towardsdatascience.com/machine-learning-fundamentals-ii-neural-networks-f1e7b2cb3eef>.
- Eric Stellwagen. 1985. “Forecast profiles from exponential smoothing adapted from E. Gardner, Journal of forecasting Vol.4, Available : <http://www.forecastpro.com/Trends/forecasting101November2007.html>.
- Thanakrit Lersmethasakul. 2016. “Neural Networks” [Online] Available : <https://www.thanakrit.net/neural-network/>

T. Raicharoen, C. Lursinsap, P. Sanguanbhoki, “**Application of critical support vector machine to time series prediction.**” Circuits and Systems 2003. ISCAS’03. Proceedings of the 2003 International Symposium on Volume 5, 25-28 May, 2003, page V-741-V-744

ภาคผนวก

## ภาคผนวก ก

ภาคผนวก ก ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์สี่เคลือบบรรจุภัณฑ์

ตารางที่ ก.1 ข้อมูลปริมาณยอดขายสี่เคลือบบรรจุภัณฑ์ ประเภท P1 ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ.2554 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2561

เดือน/ปี (พ.ศ.)	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560	2561
ม.ค.	11,063.86	10,884.99	13,267.36	18,388.63	24,448.52	19,237.16	23,430.45	23,187.13
ก.พ.	12,212.56	12,059.30	11,892.74	13,081.76	22,641.14	21,615.45	18,876.97	27,086.81
มี.ค.	15,325.31	13,484.56	13,303.90	17,589.69	19,984.09	27,467.49	28,608.87	24,138.61
เม.ย.	14,079.95	14,618.29	15,327.79	18,303.29	19,838.44	18,839.37	28,412.56	24,541.45
พ.ค.	14,279.08	14,930.77	12,157.25	16,743.81	17,421.39	28,573.39	28,372.16	24,703.98
มิ.ย.	14,260.11	15,144.05	17,718.57	16,663.74	23,878.37	25,357.80	27,939.22	23,107.45
ก.ค.	12,155.19	13,378.87	18,730.11	19,542.31	16,783.88	23,944.46	26,140.91	24,488.13
ส.ค.	14,046.46	13,659.52	20,286.08	20,833.22	19,705.48	24,598.64	25,885.67	21,748.70
ก.ย.	14,709.31	13,401.98	16,402.92	18,987.92	23,533.45	22,905.39	26,546.55	21,221.77
ต.ค.	9,361.87	12,139.95	12,559.69	20,391.66	19,395.88	23,937.50	22,278.89	25,581.17
พ.ย.	10,675.68	12,393.32	18,743.65	23,067.87	24,022.73	25,489.41	29,644.78	28,046.95
ธ.ค.	11,109.20	12,056.65	18,734.54	18,018.65	26,120.24	19,934.46	34,100.45	24,747.97

ตารางที่ ก.2 ข้อมูลปริมาณยอดขายสี่ล้อบรรจุก๊าซ ประเภท P3 ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ.2554 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2561

เดือน/ปี (พ.ศ.)	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560	2561
ม.ค.	11,063.86	10,884.99	13,267.36	18,388.63	24,448.52	19,237.16	23,430.45	23,187.13
ก.พ.	12,212.56	12,059.30	11,892.74	13,081.76	22,641.14	21,615.45	18,876.97	27,086.81
มี.ค.	15,325.31	13,484.56	13,303.90	17,589.69	19,984.09	27,467.49	28,608.87	24,138.61
เม.ย.	14,079.95	14,618.29	15,327.79	18,303.29	19,838.44	18,839.37	28,412.56	24,541.45
พ.ค.	14,279.08	14,930.77	12,157.25	16,743.81	17,421.39	28,573.39	28,372.16	24,703.98
มิ.ย.	14,260.11	15,144.05	17,718.57	16,663.74	23,878.37	25,357.80	27,939.22	23,107.45
ก.ค.	12,155.19	13,378.87	18,730.11	19,542.31	16,783.88	23,944.46	26,140.91	24,488.13
ส.ค.	14,046.46	13,659.52	20,286.08	20,833.22	19,705.48	24,598.64	25,885.67	21,748.70
ก.ย.	14,709.31	13,401.98	16,402.92	18,987.92	23,533.45	22,905.39	26,546.55	21,221.77
ต.ค.	9,361.87	12,139.95	12,559.69	20,391.66	19,395.88	23,937.50	22,278.89	25,581.17
พ.ย.	10,675.68	12,393.32	18,743.65	23,067.87	24,022.73	25,489.41	29,644.78	28,046.95
ธ.ค.	11,109.20	12,056.65	18,734.54	18,018.65	26,120.24	19,934.46	34,100.45	24,747.97

## ภาคผนวก ข

ภาคผนวก ข ผลลัพธ์การพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกัญฉน์ ด้วยวิธีปรับให้เรียบแบบทริปเปิ้ล

ตารางที่ ข.1 ผลลัพธ์การพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกัญฉน์ ประเภท P1 ด้วยวิธีปรับให้เรียบแบบทริปเปิ้ล

( $\beta_0 = 11,619.0000$ ,  $\beta_1 = 104.7000$ ,  $\beta_2 = 1.1560$  และ  $\alpha = 0.3045$ )

พ.ศ.	เดือน	t	$Y_t$	$A_t$	$A'_t$	$A''_t$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	$e_t$	$e_t^2$
2554	ม.ค.	1	11,063.86	11,293.8753	11,216.2452	11,053.3110	10,796.5009		
	ก.พ.	2	12,212.56	11,573.6491	11,325.0880	11,136.0773	10,668.9552	1,416.0591	2,005,223.3678
	มี.ค.	3	15,325.31	12,716.1697	11,748.7243	11,322.6511	9,835.0250	4,656.3548	21,681,639.8783
	เม.ย.	4	14,079.95	13,131.4917	12,169.8285	11,580.6482	9,925.0727	4,244.9250	18,019,388.5490
	พ.ค.	5	14,279.08	13,480.9751	12,569.1215	11,881.6752	10,174.3709	4,354.0073	18,957,379.4033
	มิ.ย.	6	14,260.11	13,718.2507	12,919.0742	12,197.6019	10,574.2601	4,085.7391	16,693,264.1537
	ก.ค.	7	12,155.19	13,242.2405	13,017.4904	12,447.2885	11,598.6517	1,580.9299	2,499,339.2705
	ส.ค.	8	14,046.46	13,487.1553	13,160.5209	12,664.4944	11,786.2773	2,447.8083	5,991,765.6894
	ก.ย.	9	14,709.31	13,859.3470	13,373.3395	12,880.3642	11,835.2683	2,923.0327	8,544,120.3954
	ต.ค.	10	9,361.87	12,489.6975	13,104.2376	12,948.5420	13,438.3732	-2,473.3983	6,117,699.3426
	พ.ย.	11	10,675.68	11,937.2615	12,748.8498	12,887.7283	13,902.3822	-2,762.6932	7,632,473.7863
	ธ.ค.	12	11,109.20	11,685.0859	12,424.8941	12,746.7780	13,880.1686	-2,793.1822	7,801,866.7881

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

2555	ม.ค.	13	10,884.99	11,441.4269	12,125.3916	12,557.5427	13,749.0323	-2,995.1786	8,971,094.6667
	ก.พ.	14	12,059.30	11,629.5923	11,974.4022	12,379.9547	13,180.9907	-1,689.7323	2,855,195.3620
	มี.ค.	15	13,484.56	12,194.4991	12,041.4299	12,276.8613	12,364.7855	303.5693	92,154.2993
	เม.ย.	16	14,618.29	12,932.6338	12,312.8348	12,287.8165	11,599.4532	2,253.5045	5,078,282.5933
	พ.ค.	17	14,930.77	13,541.1408	12,686.8998	12,409.3523	11,201.1314	3,331.3168	11,097,671.5170
	มิ.ย.	18	15,144.05	14,029.2864	13,095.7066	12,618.3727	11,112.1768	3,942.9186	15,546,607.1020
	ก.ค.	19	13,378.87	13,831.2104	13,319.6949	12,831.9515	11,765.2103	2,266.6932	5,137,898.1779
	ส.ค.	20	13,659.52	13,778.9243	13,459.5474	13,023.0778	12,216.1874	1,894.3097	3,588,409.0603
	ก.ย.	21	13,401.98	13,664.1307	13,521.8506	13,174.9728	12,652.7809	1,185.7926	1,406,104.1488
	ต.ค.	22	12,139.95	13,199.9608	13,423.8232	13,250.7570	13,304.9835	-512.8309	262,995.4997
	พ.ย.	23	12,393.32	12,954.3086	13,280.8385	13,259.9179	13,586.1657	-911.6635	831,130.4045
	ธ.ค.	24	12,056.65	12,680.9381	13,098.1464	13,210.6525	13,776.1397	-1,529.5157	2,339,418.3978
2556	ม.ค.	25	13,267.36	12,859.5254	13,025.4774	13,154.2598	13,468.8982	-508.7797	258,856.7775
	ก.พ.	26	11,892.74	12,565.1032	12,885.2763	13,072.3443	13,613.8405	-1,576.1582	2,484,274.6690
	มี.ค.	27	13,303.90	12,790.0944	12,856.2899	13,006.5477	13,237.6185	-309.9405	96,063.1161
	เม.ย.	28	15,327.79	13,562.9173	13,071.4843	13,026.3233	12,453.4918	2,090.1715	4,368,816.8654
	พ.ค.	29	12,157.25	13,134.8392	13,090.7782	13,045.9522	12,951.0625	-296.2418	87,759.1913
	มิ.ย.	30	17,718.57	14,530.7562	13,529.3052	13,193.1512	11,765.2147	4,767.5075	22,729,128.0683

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

2556	ก.ค.	31	18,730.11	15,809.6160	14,223.7449	13,507.0054	11,048.8942	6,964.8953	48,509,766.3463
	ส.ค.	32	20,286.08	17,172.8662	15,121.8623	13,998.7896	10,610.3602	9,237.1858	85,325,601.2650
	ก.ย.	33	16,402.92	16,938.3889	15,675.0624	14,509.2772	11,916.1219	5,792.5598	33,553,749.4741
	ต.ค.	34	12,559.69	15,604.9118	15,653.6989	14,857.7963	14,060.2263	643.5681	414,179.9052
	พ.ย.	35	18,743.65	16,560.7746	15,929.9373	15,184.3032	13,714.8755	4,683.4237	21,934,457.4077
	ธ.ค.	36	18,734.54	17,222.7672	16,323.6522	15,531.2775	13,725.5575	5,019.6645	25,197,031.9770
2557	ม.ค.	37	18,388.63	17,577.8159	16,705.5919	15,888.9000	14,085.9277	4,663.0725	21,744,245.3902
	ก.พ.	38	13,081.76	16,208.5992	16,554.2391	16,091.5206	15,966.5353	-1,004.1677	1,008,352.6701
	มี.ค.	39	17,589.69	16,629.1929	16,577.0653	16,239.3870	15,823.2567	1,623.1547	2,634,631.2310
	เม.ย.	40	18,303.29	17,139.0179	16,748.2008	16,394.3398	15,599.3719	2,480.0333	6,150,565.1388
	พ.ค.	41	16,743.81	17,018.6623	16,830.5664	16,527.1871	16,002.5214	1,144.4381	1,309,738.5699
	มิ.ย.	42	16,663.74	16,910.5753	16,854.9321	16,626.9977	16,324.2694	661.2186	437,210.0862
	ก.ค.	43	19,542.31	17,712.0366	17,115.9524	16,775.9026	15,776.5493	3,218.0406	10,355,785.1306
	ส.ค.	44	20,833.22	18,662.5534	17,586.9501	17,022.8968	15,272.5105	5,056.6707	25,569,918.5194
	ก.ย.	45	18,987.92	18,761.6396	17,944.6868	17,303.6163	15,747.1292	3,715.4095	13,804,268.0895
	ต.ค.	46	20,391.66	19,258.0416	18,344.6524	17,620.6506	15,872.6827	4,644.5308	21,571,666.5918
	พ.ย.	47	23,067.87	20,418.2764	18,976.1482	18,033.4502	15,487.5710	7,195.1873	51,770,720.2102
	ธ.ค.	48	18,018.65	19,687.5007	19,192.7816	18,386.5098	16,997.6600	2,531.0790	6,406,360.7808

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

2558	ม.ค.	49	24,448.52	21,137.4086	19,784.9930	18,812.4001	16,330.3784	7,450.8600	55,515,314.9071
	ก.พ.	50	22,641.14	21,595.3509	20,336.3145	19,276.4889	16,801.0287	6,310.7616	39,825,712.3309
	มี.ค.	51	19,984.09	21,104.6619	20,570.3049	19,670.5041	18,139.4944	3,183.0613	10,131,879.1067
	เม.ย.	52	19,838.44	20,719.0501	20,615.6034	19,958.3221	19,146.2204	1,698.9456	2,886,416.2458
	พ.ค.	53	17,421.39	19,714.7896	20,341.2720	20,074.9446	20,459.4217	-1,724.8304	2,975,039.8122
	มิ.ย.	54	23,878.37	20,982.7551	20,536.6275	20,215.5443	19,396.5219	3,418.9483	11,689,207.2581
	ก.ค.	55	16,783.88	19,704.0411	20,283.0739	20,236.1096	20,804.1099	-2,612.6419	6,825,897.8759
	ส.ค.	56	19,705.48	19,704.4793	20,106.8703	20,196.7514	20,722.2678	-1,098.6299	1,206,987.6800
	ก.ย.	57	23,533.45	20,870.5436	20,339.4373	20,240.2046	19,567.2972	2,811.1822	7,902,745.5190
	ต.ค.	58	19,395.88	20,421.4536	20,364.4143	20,278.0311	20,124.9229	-171.4172	29,383.8608
	พ.ย.	59	24,022.73	21,518.1765	20,715.7779	20,411.3413	19,229.7589	3,897.8071	15,192,900.2668
	ธ.ค.	60	26,120.24	22,919.6765	21,386.9472	20,708.4497	18,347.8936	6,890.4811	47,478,729.5255
2559	ม.ค.	61	19,237.16	21,798.2129	21,512.1930	20,953.2195	20,051.1617	889.2664	790,794.6780
	ก.พ.	62	21,615.45	21,742.5548	21,582.3467	21,144.8122	20,506.7027	1,564.2883	2,446,997.7676
	มี.ค.	63	27,467.49	23,486.0110	22,162.0835	21,454.6092	19,286.0222	6,960.7873	48,452,560.0930
	เม.ย.	64	18,839.37	22,070.9356	22,134.3256	21,661.6082	21,224.6380	-446.6522	199,498.1674
	พ.ค.	65	28,573.39	24,051.1754	22,718.0778	21,983.3426	19,775.8642	7,348.7520	54,004,155.3968
	มิ.ย.	66	25,357.80	24,449.0913	23,245.2360	22,367.6362	20,145.6156	5,581.9358	31,158,006.7759

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

2559	ก.ค.	67	23,944.46	24,295.4123	23,565.0538	22,732.2945	21,063.6158	3,798.8444	14,431,218.9007
	ส.ค.	68	24,598.64	24,387.7564	23,815.5975	23,062.2007	21,647.1271	3,535.0242	12,496,395.9519
	ก.ย.	69	22,905.39	23,936.3206	23,852.3621	23,302.8343	22,626.5673	1,258.2629	1,583,225.6138
	ต.ค.	70	23,937.50	23,936.6797	23,878.0400	23,478.0059	22,988.3567	1,310.9327	1,718,544.6640
	พ.ย.	71	25,489.41	24,409.5440	24,039.9028	23,649.1245	22,837.3520	2,501.0533	6,255,267.4611
	ธ.ค.	72	19,934.46	23,046.7140	23,737.4398	23,676.0198	24,347.8240	-2,902.8920	8,426,781.9598
2560	ม.ค.	73	23,430.45	23,163.5760	23,562.6768	23,641.5026	24,151.7048	-917.3740	841,574.9828
	ก.พ.	74	18,876.97	21,858.1446	23,043.5832	23,459.4139	25,168.8206	-5,274.7348	27,822,827.0084
	มี.ค.	75	28,608.87	23,913.9922	23,308.6552	23,413.5022	22,879.2130	3,440.0494	11,833,940.1348
	เม.ย.	76	28,412.56	25,283.9739	23,910.2134	23,564.7693	21,729.4629	5,533.3470	30,617,929.1966
	พ.ค.	77	28,372.16	26,224.4417	24,614.9822	23,884.5983	21,386.7399	6,642.6971	44,125,425.1495
	มิ.ย.	78	27,939.22	26,746.6557	25,264.1563	24,304.7252	21,697.8854	6,552.4801	42,934,996.0662
	ก.ค.	79	26,140.91	26,562.1835	25,659.4540	24,717.2906	22,747.8078	4,443.0246	19,740,467.1992
	ส.ค.	80	25,885.67	26,356.1599	25,871.6269	25,068.8291	23,694.5618	3,137.8622	9,846,179.0940
	ก.ย.	81	26,546.55	26,414.1408	26,036.8426	25,363.6253	24,242.1660	2,851.9882	8,133,836.8212
	ต.ค.	82	22,278.89	25,154.8027	25,768.2286	25,486.8421	25,841.3048	-1,963.2760	3,854,452.8400
	พ.ย.	83	29,644.78	26,522.1682	25,997.8313	25,642.4574	24,703.3376	3,803.4752	14,466,423.2642
	ธ.ค.	84	34,100.45	28,830.0377	26,860.3438	26,013.3492	23,006.4432	9,397.1124	88,305,721.9316

ภาคผนวก ค ผลลัพธ์การพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกัญท์ ด้วยวิธีปรับให้เรียบแบบโฮลท์-วินเทอร์

ตารางที่ ค.1 ผลลัพธ์การพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกัญท์ ประเภท P3 ด้วยวิธีปรับให้เรียบแบบโฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบบวก

$$(\alpha = 0.1675, \gamma = 0.0000, \delta = 0.4911)$$

พ.ศ.	เดือน	$t$	$Y_t$	$\hat{Y}_t(t-1)$	$e_t$	$\hat{T}t(t)$	$\hat{\beta}1(t)$	$\hat{T}t+1(t)$	$\hat{S}i(t)$	$\hat{Y}_t(t+1)$
2554	ม.ค.	1	58,947.70							
	ก.พ.	2	54,960.50							
	มี.ค.	3	80,128.30							
	เม.ย.	4	52,074.50							
	พ.ค.	5	64,846.50							
	มิ.ย.	6	51,662.00							
	ก.ค.	7	56,320.00							
	ส.ค.	8	57,036.50							
	ก.ย.	9	53,726.50							
	ต.ค.	10	43,013.00							
	พ.ย.	11	59,613.50							
	ธ.ค.	12	70,097.00							

ตารางที่ ค.1 (ต่อ)

2555	ม.ค.	13	55,892.50							
	ก.พ.	14	80,588.50							
	มี.ค.	15	76,862.50							
	เม.ย.	16	62,355.50							
	พ.ค.	17	66,169.50							
	มิ.ย.	18	67,331.00							
	ก.ค.	19	69,342.50							
	ส.ค.	20	66,548.00							
	ก.ย.	21	79,633.50							
	ต.ค.	22	76,394.00							
	พ.ย.	23	91,142.50							
	ธ.ค.	24	81,044.50							
2556	ม.ค.	25	75,589.50							
	ก.พ.	26	89,901.50							
	มี.ค.	27	97,703.50							
	เม.ย.	28	87,982.50							
	พ.ค.	29	62,405.50							
	มิ.ย.	30	73,443.10							

ตารางที่ ค.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	$t$	$Y_t$	$\hat{Y}_t(t-1)$	$e_t$	$\hat{T}t(t)$	$\hat{\beta}1(t)$	$\hat{T}t+1(t)$	$S_i(t)$	$\hat{Y}_t(t+1)$
2556	ก.ค.	31	66,912.00							
	ส.ค.	32	74,130.50							
	ก.ย.	33	67,204.90							
	ต.ค.	34	65,134.50							
	พ.ย.	35	69,319.40							
	ธ.ค.	36	78,623.50							
2557	ม.ค.	37	74,252.50						-3,689.5000	
	ก.พ.	38	73,311.00						10,407.9000	
	มี.ค.	39	68,054.50						11,368.7000	
	เม.ย.	40	82,934.00						6,423.7000	
	พ.ค.	41	78,502.50						-4,499.2000	
	มิ.ย.	42	73,511.50						-5,107.6000	
	ก.ค.	43	83,634.80						-4,372.9000	
	ส.ค.	44	76,651.50						-2,431.6000	
	ก.ย.	45	79,931.50						-5,881.0000	
	ต.ค.	46	90,794.50						-6,505.7000	
	พ.ย.	47	86,850.50						-1,562.2000	
	ธ.ค.	48	69,437.50			82,780.0000	489.0000	83,269.0000	5,849.4000	79,579.5000

ตารางที่ ค.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	$t$	$Y_t$	$\hat{Y}_t(t-1)$	$e_t$	$\hat{T}t(t)$	$\beta_1(t)$	$\hat{T}t+1(t)$	$\hat{S}i(t)$	$\hat{Y}_t(t+1)$
2558	ม.ค.	49	64,124.50	79,579.5000	-15,455.0000	80,680.4005	489.0000	81,169.4005	-10,008.2036	91,577.3005
	ก.พ.	50	78,409.10	91,577.3005	-13,168.2005	78,963.8232	489.0000	79,452.8232	5,024.1436	90,821.5232
	มี.ค.	51	86,868.00	90,821.5232	-3,953.5232	78,790.6369	489.0000	79,279.6369	9,752.3208	85,703.3369
	เม.ย.	52	80,707.00	85,703.3369	-4,996.3369	78,442.7870	489.0000	78,931.7870	4,380.9713	74,432.5870
	พ.ค.	53	73,386.50	74,432.5870	-1,046.0870	78,756.5751	489.0000	79,245.5751	-4,926.8877	74,137.9751
	มิ.ย.	54	69,699.50	74,137.9751	-4,438.4751	78,502.1630	489.0000	78,991.1630	-6,922.2495	74,618.2630
	ก.ค.	55	75,532.50	74,618.2630	914.2370	79,144.2910	489.0000	79,633.2910	-3,999.1185	77,201.6910
	ส.ค.	56	76,347.50	77,201.6910	-854.1910	79,490.2202	489.0000	79,979.2202	-2,780.8319	74,098.2202
	ก.ย.	57	77,868.20	74,098.2202	3,769.9798	80,610.6643	489.0000	81,099.6643	-4,339.6616	74,593.9643
	ต.ค.	58	76,487.50	74,593.9643	1,893.5357	81,416.8177	489.0000	81,905.8177	-5,731.5369	80,343.6177
	พ.ย.	59	99,531.50	80,343.6177	19,187.8823	85,119.6477	489.0000	85,608.6477	6,282.6749	91,458.0477
	ธ.ค.	60	104,180.00	91,458.0477	12,721.9523	87,739.4817	489.0000	88,228.4817	11,050.7100	78,220.2781
2559	ม.ค.	61	77,603.50	78,220.2781	-616.7781	88,125.1759	489.0000	88,614.1759	-10,260.3704	93,638.3194
	ก.พ.	62	87,593.50	93,638.3194	-6,044.8194	87,601.7128	489.0000	88,090.7128	2,552.7477	97,843.0336
	มี.ค.	63	111,029.30	97,843.0336	13,186.2664	90,299.3160	489.0000	90,788.3160	15,143.4634	95,169.2873
	เม.ย.	64	86,891.50	95,169.2873	-8,277.7873	89,401.8472	489.0000	89,890.8472	996.6371	84,963.9594
	พ.ค.	65	100,736.70	84,963.9594	15,772.7406	92,532.6659	489.0000	93,021.6659	1,521.7226	86,099.4164
	มิ.ย.	66	110,333.50	86,099.4164	24,234.0836	97,080.6978	489.0000	97,569.6978	2,985.7409	93,570.5792

ตารางที่ ค.1 (ต่อ)

2559	ก.ค.	67	74,097.50	93,570.5792	-19,473.0792	94,308.0993	489.0000	94,797.0993	-11,960.5948	92,016.2674
	ส.ค.	68	119,965.00	92,016.2674	27,948.7326	99,478.3077	489.0000	99,967.3077	8,645.8751	95,627.6461
	ก.ย.	69	104,301.00	95,627.6461	8,673.3539	101,420.0311	489.0000	101,909.0311	-793.6019	96,177.4942
	ต.ค.	70	91,196.50	96,177.4942	-4,980.9942	101,074.7510	489.0000	101,563.7510	-7,767.9928	107,846.4259
	พ.ย.	71	97,119.00	107,846.4259	-10,727.4259	99,766.9856	489.0000	100,255.9856	1,896.8176	111,306.6956
	ธ.ค.	72	112,591.50	111,306.6956	1,284.8044	100,471.1809	489.0000	100,960.1809	11,575.9962	90,699.8105
2560	ม.ค.	73	93,195.50	90,699.8105	2,495.6895	101,378.1907	489.0000	101,867.1907	-9,240.0196	104,419.9384
	ก.พ.	74	106,790.80	104,419.9384	2,370.8616	102,264.2927	489.0000	102,753.2927	3,522.0633	117,896.7560
	มี.ค.	75	116,129.50	117,896.7560	-1,767.2560	102,457.2902	489.0000	102,946.2902	14,420.9291	103,942.9273
	เม.ย.	76	83,889.00	103,942.9273	-20,053.9273	99,587.4040	489.0000	100,076.4040	-7,202.3161	101,598.1266
	พ.ค.	77	89,345.50	101,598.1266	-12,252.6266	98,024.1786	489.0000	98,513.1786	-3,487.7058	101,498.9194
	มี.ย.	78	97,674.00	101,498.9194	-3,824.9194	97,872.5326	489.0000	98,361.5326	1,421.9406	86,400.9378
	ก.ค.	79	101,917.50	86,400.9378	15,516.5622	100,960.4433	489.0000	101,449.4433	-5,616.7218	110,095.3184
	ส.ค.	80	125,837.90	110,095.3184	15,742.5816	104,086.2106	489.0000	104,575.2106	15,082.1551	103,781.6087
	ก.ย.	81	100,744.50	103,781.6087	-3,037.1087	104,066.5171	489.0000	104,555.5171	-2,035.3094	96,787.5243
	ต.ค.	82	78,191.50	96,787.5243	-18,596.0243	101,440.8190	489.0000	101,929.8190	-15,370.8893	103,826.6366
	พ.ย.	83	124,185.50	103,826.6366	20,358.8634	105,339.7798	489.0000	105,828.7798	10,220.4425	117,404.7760
	ธ.ค.	84	120,626.50	117,404.7760	3,221.7240	106,368.3950	489.0000	106,857.3950	12,893.1828	97,617.3754

ตารางที่ ค.2 ผลลัพธ์การพยากรณ์ปริมาณยอดขายสี่เคลื่อนบรรจุกัญช์ ประเภท P3 ด้วยวิธีปรับให้เรียบแบบแบบโฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบคูณ

$(\alpha = 0.2374, \gamma = 0.0084, \delta = 0.5189)$

พ.ศ.	เดือน	$t$	$Y_t$	$\hat{Y}_t(t-1)$	$e_t$	$\hat{T}t(t)$	$\hat{\beta}1(t)$	$\hat{T}t + 1(t)$	$\hat{S}i(t)$
2554	ม.ค.	1	58,947.70						
	ก.พ.	2	54,960.50						
	มี.ค.	3	80,128.30						
	เม.ย.	4	52,074.50						
	พ.ค.	5	64,846.50						
	มิ.ย.	6	51,662.00						
	ก.ค.	7	56,320.00						
	ส.ค.	8	57,036.50						
	ก.ย.	9	53,726.50						
	ต.ค.	10	43,013.00						
	พ.ย.	11	59,613.50						
	ธ.ค.	12	70,097.00						

ตารางที่ ค.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	$t$	$Y_t$	$\hat{Y}_t(t-1)$	$e_t$	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$
2555	ม.ค.	13	55,892.50						
	ก.พ.	14	80,588.50						
	มี.ค.	15	76,862.50						
	เม.ย.	16	62,355.50						
	พ.ค.	17	66,169.50						
	มิ.ย.	18	67,331.00						
	ก.ค.	19	69,342.50						
	ส.ค.	20	66,548.00						
	ก.ย.	21	79,633.50						
	ต.ค.	22	76,394.00						
	พ.ย.	23	91,142.50						
	ธ.ค.	24	81,044.50						
2556	ม.ค.	25	75,589.50						
	ก.พ.	26	89,901.50						
	มี.ค.	27	97,703.50						
	เม.ย.	28	87,982.50						
	พ.ค.	29	62,405.50						
	มิ.ย.	30	73,443.10						

ตารางที่ ค.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	$t$	$Y_t$	$\hat{Y}_t(t-1)$	$e_t$	$\hat{T}t(t)$	$\hat{\beta}1(t)$	$\hat{T}t+1(t)$	$\hat{S}i(t)$
2556	ก.ค.	31	66,912.00						
	ส.ค.	32	74,130.50						
	ก.ย.	33	67,204.90						
	ต.ค.	34	65,134.50						
	พ.ย.	35	69,319.40						
	ธ.ค.	36	78,623.50						
2557	ม.ค.	37	74,252.50						0.9536
	ก.พ.	38	73,311.00						1.1311
	มี.ค.	39	68,054.50						1.1741
	เม.ย.	40	82,934.00						1.0842
	พ.ค.	41	78,502.50						0.9366
	มิ.ย.	42	73,511.50						0.9347
	ก.ค.	43	83,634.80						0.9409
	ส.ค.	44	76,651.50						0.9597
	ก.ย.	45	79,931.50						0.9198
	ต.ค.	46	90,794.50						0.9095
	พ.ย.	47	86,850.50						0.9750
	ธ.ค.	48	69,437.50			83,517.2787	1.0074	83,518.2861	1.0807

ตารางที่ ค.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	$t$	$Y_t$	$\hat{Y}_t(t-1)$	$e_t$	$\hat{T}t(t)$	$\hat{\beta}1(t)$	$\hat{T}t+1(t)$	$\hat{S}i(t)$
2558	ม.ค.	49	64,124.50	79,643.0376	-15,518.5376	79,655.6787	-31.5881	79,624.0905	0.8765
	ก.พ.	50	78,409.10	90,062.0125	-11,652.9125	77,178.7838	-52.2234	77,126.5603	1.0713
	มี.ค.	51	86,868.00	90,556.6083	-3,688.6083	76,380.8977	-58.5159	76,322.3818	1.1550
	เม.ย.	52	80,707.00	82,747.1999	-2,040.1999	75,875.7318	-62.2851	75,813.4467	1.0735
	พ.ค.	53	73,386.50	71,009.9068	2,376.5932	76,415.6986	-57.2028	76,358.4958	0.9489
	มิ.ย.	54	69,699.50	71,373.8132	-1,674.3132	75,933.3370	-60.7906	75,872.5464	0.9260
	ก.ค.	55	75,532.50	71,389.9964	4,142.5036	76,917.5222	-51.9723	76,865.5498	0.9622
	ส.ค.	56	76,347.50	73,770.1741	2,577.3259	77,502.9560	-46.5934	77,456.3626	0.9729
	ก.ย.	57	77,868.20	71,243.5877	6,624.6123	79,165.8574	-32.1675	79,133.6900	0.9529
	ต.ค.	58	76,487.50	71,969.7170	4,517.7830	80,312.7421	-22.2178	80,290.5243	0.9317
	พ.ย.	59	99,531.50	78,286.4729	21,245.0271	85,462.1952	21.4246	85,483.6198	1.0734
	ธ.ค.	60	104,180.00	92,380.4382	11,799.5618	88,075.2008	43.2943	88,118.4951	1.1337
2559	ม.ค.	61	77,603.50	77,235.6869	367.8131	88,218.0980	44.1348	88,262.2328	0.8781
	ก.พ.	62	87,593.50	94,558.4950	-6,964.9950	86,719.1431	31.1131	86,750.2562	1.0395
	มี.ค.	63	111,029.30	100,198.0956	10,831.2044	88,976.0456	49.8959	89,025.9415	1.2032
	เม.ย.	64	86,891.50	95,572.7791	-8,681.2791	87,106.5565	33.6987	87,140.2552	1.0341
	พ.ค.	65	100,736.70	82,691.6110	18,045.0890	91,653.7446	71.7869	91,725.5315	1.0269
	มิ.ย.	66	110,333.50	84,937.2541	25,396.2459	98,235.1803	126.7201	98,361.9004	1.0283

ตารางที่ ค.2 (ต่อ)

2559	ก.ค.	67	74,097.50	94,647.1847	-20,549.6847	93,292.9226	83.9443	93,376.8669	0.8751
	ส.ค.	68	119,965.00	90,845.4954	29,119.5046	100,481.0787	143.8949	100,624.9736	1.0876
	ก.ย.	69	104,301.00	95,886.2648	8,414.7352	102,720.9474	161.5823	102,882.5297	0.9853
	ต.ค.	70	91,196.50	95,858.9884	-4,662.4884	101,694.7865	151.5592	101,846.3457	0.9136
	พ.ย.	71	97,119.00	109,324.0862	-12,205.0862	99,147.5720	128.7850	99,276.3570	1.0247
	ธ.ค.	72	112,591.50	112,549.6540	41.8460	99,285.1180	128.8589	99,413.9769	1.1339
2560	ม.ค.	73	93,195.50	87,300.1939	5,895.3061	101,007.4129	142.3055	101,149.7184	0.9012
	ก.พ.	74	106,790.80	105,150.1651	1,640.6349	101,524.3140	145.4666	101,669.7806	1.0459
	มี.ค.	75	116,129.50	122,328.5054	-6,199.0054	100,446.9051	135.1471	100,582.0522	1.1788
	เม.ย.	76	83,889.00	104,011.5027	-20,122.5027	95,963.3801	96.1713	96,059.5514	0.9511
	พ.ค.	77	89,345.50	98,640.3741	-9,294.8741	93,911.1008	78.0411	93,989.1419	0.9877
	มิ.ย.	78	97,674.00	96,649.7228	1,024.2772	94,225.5654	80.0362	94,305.6017	1.0326
	ก.ค.	79	101,917.50	82,523.0610	19,394.4390	99,566.2031	124.4291	99,690.6322	0.9521
	ส.ค.	80	125,837.90	108,421.7654	17,416.1346	103,491.5254	156.5038	103,648.0292	1.1542
	ก.ย.	81	100,744.50	102,127.2245	-1,382.7245	103,314.9472	153.6930	103,468.6402	0.9800
	ต.ค.	82	78,191.50	94,527.6759	-16,336.1759	99,224.4369	117.8773	99,342.3142	0.8484
	พ.ย.	83	124,185.50	101,796.4368	22,389.0632	104,528.3276	161.6407	104,689.9683	1.1095
	ธ.ค.	84	120,626.50	118,704.5303	1,921.9697	105,092.2964	165.0359	105,257.3323	1.1411

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	นางสาวธนาภรณ์ ไตรศุภกิตติ
เกิด	14 มีนาคม พ.ศ. 2532
ที่อยู่ปัจจุบัน	567/156 หมู่ 5 ต.คลองตำหรุ อ.เมือง จ.ชลบุรี 20000
ประวัติการศึกษา	วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง พ.ศ. 2555 วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง พ.ศ. 2563