

การพยากรณ์ยอดขายสำหรับผู้แทนจำหน่ายเม็ดพลาสติก



นางสาวปฐิมาพร อุดม

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

CHULALONGKORN UNIVERSITY

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2556


ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)

เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR) are the thesis authors' files submitted through the University Graduate School.

SALES FORECASTING FOR A PELLET PLASTICS DISTRIBUTOR



Miss Patimaporn Udom

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

CHULALONGKORN UNIVERSITY

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering Program in Industrial Engineering

Department of Industrial Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2013

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การพยากรณ์ยอดขายสำหรับผู้แทนจำหน่ายเม็ดพลาสติก

โดย

นางสาวปัทมาพร อุดม

สาขาวิชา

วิศวกรรมอุตสาหการ

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

ดร.นระเกณท์ พุ่มชูศรี

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วน
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

.....คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(ศาสตราจารย์ ดร.บัณฑิต เอื้ออาภรณ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มานพ เรียวเดชะ)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ดร.นระเกณท์ พุ่มชูศรี)

.....กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปวีณา เชาวลิทวงศ์)

.....กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นันทชัย กานตานันทะ)

CHULALONGKORN UNIVERSITY

ปฏิมาพร อุดม : การพยากรณ์ยอดขายสำหรับผู้แทนจำหน่ายเม็ดพลาสติก. (SALES FORECASTING FOR A PELLET PLASTICS DISTRIBUTOR) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์
 หลัก: ดร.นระเกณท์ พุ่มชูศรี, 157 หน้า.

การพยากรณ์เป็นเครื่องมือที่สำคัญอันหนึ่ง สำหรับการวางแผนการดำเนินงานของผู้ประกอบการประเภทผู้แทนจำหน่ายเม็ดพลาสติก เนื่องจากการพยากรณ์ยอดขายที่ผิดพลาดจะส่งผลกระทบต่อการจัดการสินค้าคงคลัง ซึ่งอาจจะเกิดต้นทุนจมจากการเก็บสินค้าไว้มากเกินความจำเป็น และการเสียโอกาสทางการค้าในกรณีสินค้าขาดมือ

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์ที่จะพัฒนาเทคนิคการพยากรณ์ยอดขายรายเดือนของสินค้ากลุ่มทั่วไปและสินค้ากลุ่มที่มีคุณสมบัติพิเศษสำหรับผู้แทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกแห่งหนึ่งในประเทศไทย โดยทำการเปรียบเทียบระหว่างเทคนิคการพยากรณ์แบบบอซ-เจนกินส์ (ARIMA) การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) และการพยากรณ์โดยประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม (Genetic algorithm with artificial neural network) ซึ่งใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการหาจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น และได้เปรียบเทียบผลจากเทคนิคการพยากรณ์ดังกล่าวกับวิธีการปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์ (Winters exponential smoothing) และวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average) โดยใช้ร้อยละของค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) เป็นตัวชี้วัดผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์แต่ละเทคนิค

ผลการวิจัยพบว่า เทคนิคการพยากรณ์โครงข่ายประสาทเทียมโดยการประยุกต์ใช้วิธีการทางพันธุศาสตร์ในการหาจำนวนชั้นซ่อน และจำนวนโหนดในแต่ละชั้นซ่อน เป็นเทคนิคที่ให้ร้อยละของค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยในการพยากรณ์น้อยที่สุดสำหรับสินค้ากลุ่มทั่วไป และเทคนิคการพยากรณ์โครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น เป็นเทคนิคที่ให้ร้อยละของค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยในการพยากรณ์น้อยที่สุดสำหรับสินค้ากลุ่มที่มีคุณสมบัติพิเศษ

ภาควิชา วิศวกรรมอุตสาหการ

ลายมือชื่อนิสิต

สาขาวิชา วิศวกรรมอุตสาหการ

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

ปีการศึกษา 2556

5371427721 : MAJOR INDUSTRIAL ENGINEERING

KEYWORDS: FORECASTING PLASTIC PELLET ARTIFICAIL NEURAL NETWORK GENETIC ALGORITHM.

PATIMAPORN UDOM: SALES FORECASTING FOR A PELLET PLASTICS DISTRIBUTOR. ADVISOR: NARAGAIN PHUMCHUSRI, Ph.D., 157 pp.

Forecasting is one of the important tools for operation planning of pellet plastics distributors. It is because inaccurate forecasting will affect inventory management which may lead to high over stock costs and opportunity loss from products shortage.

The objective of this research is to develop forecasting models for monthly sales of community and engineering plastic pellets sold by a distributor in Thailand. Three types of models are compared: 1) auto-regressive integrated moving average (ARIMA) or Box - Jenkins method 2) artificial neural networks (ANN) and 3) artificial neural networks that has been modified by genetics algorithm (GA) to find the number of hidden layers and the number of neurons in the hidden layer of the neural network to be more efficient in learning. The forecasting results from each model are also compared with winters exponential smoothing method and moving average method, using the mean absolute percentage error (MAPE).

The results showed the artificial neural network forecasting method using genetics algorithm to find the hidden layer and the number of neurons in each hidden layer provided the most accurate forecasting result for community products. The artificial neuron network with 1 hidden layer provided the most accurate forecasting result for engineering products.

Department: Industrial Engineering

Student's Signature

Field of Study: Industrial Engineering

Advisor's Signature

Academic Year: 2013

กิตติกรรมประกาศ

ข้าพเจ้าสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความรู้ และความสามารถที่คณาจารย์ได้ประสิทธิประสาทวิชา และด้วยความช่วยเหลือจาก ดร.นระเกณท์ พุ่มชูศรี อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รวมทั้งเป็นอาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่คอยให้คำปรึกษาแนะนำ ตลอดจนช่วยทำการตรวจสอบแก้ไข และชี้แนะแนวทางการทำวิทยานิพนธ์เป็นอย่างดีตลอดระยะเวลาที่ข้าพเจ้าจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ อีกทั้งยังคอยเอาใจใส่และคอยติดตามอย่างสม่ำเสมอ ผู้ทำงานวิจัยถือโอกาสนี้ขอขอบพระคุณท่านอาจารย์เป็นอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ผศ. ดร.มานพ เรียวเดชะ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผศ. ดร.ปวีณา เขาวลิตวงศ์ กรรมการสอบ และ ผศ. ดร.นันทชัย กานตานันท์ กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย ที่กรุณาให้ความช่วยเหลือ ให้คำแนะนำต่างๆ อีกทั้งแนะแนวทางการปรับปรุงวิทยานิพนธ์ และตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่องทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีความถูกต้องและสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

ขอขอบคุณบริษัทกรณีศึกษาเป็นอย่างสูงที่ให้ความร่วมมือในการเก็บข้อมูลเพื่อให้ในการทำวิทยานิพนธ์เป็นอย่างดี ขอขอบคุณหัวหน้างานที่คอยให้คำแนะนำต่างๆที่เป็นประโยชน์แก่ข้าพเจ้าซึ่งหากขาดส่วนนี้ไปแล้ว วิทยานิพนธ์ของข้าพเจ้าคงไม่สามารถสำเร็จลุล่วงไปได้

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และครอบครัวที่อยู่เบื้องหลังความสำเร็จ ให้ความช่วยเหลือ สนับสนุน และให้กำลังใจตลอดการทำวิทยานิพนธ์ รวมทั้งผู้ที่เกี่ยวข้องทุกท่านที่มีได้กล่าวไว้ ณ ที่นี้ด้วย ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งที่ทำให้วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ประโยชน์และคุณค่าที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูป.....	ฎ
บทที่ 1	บทนำ..... 1
1.1.	อุตสาหกรรมพลาสติกในประเทศไทย..... 1
1.2.	ข้อมูลทั่วไปของบริษัทกรณีศึกษา..... 2
1.3.	ที่มาและความสำคัญของปัญหา..... 4
1.4.	วัตถุประสงค์ของงานวิจัย..... 7
1.5.	ขอบเขตงานวิจัย..... 7
1.6.	ขั้นตอนการศึกษางานวิจัย..... 8
1.7.	ผลที่คาดว่าจะได้รับ..... 9
1.8.	ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ..... 9
บทที่ 2	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... 10
2.1.	งานวิจัยที่ใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา..... 10
2.2.	งานวิจัยที่ใช้เทคนิคการพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์..... 12
2.3.	งานวิจัยที่เปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างเทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา และการพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์..... 13
2.4.	แนวคิดที่ได้รับจากการศึกษางานวิจัย..... 14
บทที่ 3	ทฤษฎีที่ใช้ในการศึกษา..... 15
3.1.	ความหมายของการพยากรณ์..... 15
3.2.	การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา..... 15
3.3.	การเลือกวิธีการพยากรณ์..... 18
3.4.	กระบวนการพยากรณ์..... 19
3.5.	การวิเคราะห์รูปแบบข้อมูลเพื่อใช้ในการพยากรณ์..... 20

3.6.	เทคนิคการพยากรณ์.....	24
3.7.	เทคนิคการพยากรณ์โดยใช้วิธีของบอซซ์ – เจนกินส์ หรือ ARIMA.....	28
3.8.	เทคนิคการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียม.....	35
3.9.	ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับวิธีทางพันธุกรรม.....	44
3.10.	การประเมินค่าพยากรณ์.....	51
บทที่ 4	กรอบแนวความคิดและระเบียบวิธีวิจัย.....	54
4.1.	กรอบแนวความคิด.....	54
4.1.1.	การวิเคราะห์และการเลือกใช้ข้อมูลในการศึกษา.....	55
4.1.2.	การทดสอบความนิ่งของข้อมูล.....	56
4.1.3.	การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีนารีฟ.....	57
4.1.4.	การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่.....	57
4.1.5.	การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์ (Winters exponential smoothing method).....	58
4.1.6.	การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีการบอซซ์ – เจนกินส์ หรือ ARIMA.....	60
4.1.7.	การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	63
4.2.	วิธีการดำเนินงานวิจัย.....	69
4.2.1.	วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์แบบเดิม.....	70
4.2.2.	วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีบอซซ์ – เจนกินส์.....	70
4.2.3.	วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	71
4.2.3.1	การพยากรณ์โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับและมีจำนวนชั้นซ่อน เป็น 2 ชั้น.....	71
4.2.3.2	การพยากรณ์โดยการประยุกต์ใช้วิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์ในการหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนและจำนวนชั้นของชั้นซ่อนจากนั้นพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ.....	72
4.2.4.	วิธีการหาระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับสำหรับแบบจำลองการพยากรณ์.....	74
4.2.5.	วิธีการออกแบบการนำแบบจำลองการพยากรณ์ไปประยุกต์ใช้กับบริษัทกรณีศึกษา.....	74
บทที่ 5	ผลการศึกษา.....	75
5.1.	ผลการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์แบบเดิม.....	75

5.2.	วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีบอกซ์ – เจนกินส์.....	78
5.3.	ศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	110
5.4.	การเปรียบเทียบผลการทดลอง.....	127
5.5.	วิธีการหาระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลองการพยากรณ์.....	131
5.6.	แนวทางการนำแบบจำลองการพยากรณ์ไปประยุกต์ใช้กับบริษัทกรณีศึกษา.....	133
5.7.	วิจารณ์ผลการทดลอง.....	134
บทที่ 6	สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ.....	138
6.1.	สรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย.....	138
6.2.	ปัญหาที่พบ.....	139
6.3.	ข้อเสนอแนะงานวิจัย.....	140
	รายการอ้างอิง.....	141
	ภาคผนวก.....	144
	ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์.....	158

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 4.1 การวิเคราะห์ ABC Analysis	55
ตารางที่ 4.2 ลักษณะการเปลี่ยนแปลงค่า ACF และ PACF ของกระบวนการอนุกรมเวลาภายใต้ สภาวะคงที่.....	61
ตารางที่ 5.1 MAPE ของการคำนวณโดยใช้วิธีน้าอึฟ	75
ตารางที่ 5.2 MAPE ของวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่	76
ตารางที่ 5.3 MAPE ของการพยากรณ์ด้วยวิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์.....	77
ตารางที่ 5.4 MAPE ของวิธีการพยากรณ์แบบน้าอึฟ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และปรับเรียบเอกซ์โพเนน เชียลแบบวินเทอร์	78
ตารางที่ 5.5 ตัวแบบ ARIMA สำหรับแต่ละรหัสสินค้า.....	98
ตารางที่ 5.6 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสินค้ารหัส 1101 ด้วย ARIMA (1,1,1)(1,1,0) ₁₂	99
ตารางที่ 5.7 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสินค้ารหัส 2101 ด้วย ARIMA (0,1,1)(0,2,1) ₁₂	99
ตารางที่ 5.8 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสินค้ารหัส 2301 ด้วย ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ₁₂	100
ตารางที่ 5.9 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสินค้ารหัส 1202 ด้วย ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ₁₂	100
ตารางที่ 5.10 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสินค้ารหัส 2302 ด้วย ARIMA (1,1,0)(1,2,1) ₁₂ ...	100
ตารางที่ 5.11 MAPE ของการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบการพยากรณ์ของบอกรี - เจนกินส์.....	110
ตารางที่ 5.12 ตัวแปรที่คาดว่าจะมีผลต่อยอดขายสินค้า	111
ตารางที่ 5.13 ตัวแปรที่คาดว่าจะมีผลต่อยอดขายสินค้าแต่ละรหัสสินค้า	112
ตารางที่ 5.14 RMSE ของสินค้า 1101 จำนวนชั้นช้อ 1 ชั้น.....	114
ตารางที่ 5.15 RMSE ของสินค้า 2101 จำนวนชั้นช้อ 1 ชั้น.....	115
ตารางที่ 5.16 RMSE ของสินค้า 2301 จำนวนชั้นช้อ 1 ชั้น.....	115
ตารางที่ 5.17 RMSE ของสินค้า 1202 จำนวนชั้นช้อ 1 ชั้น.....	116
ตารางที่ 5.18 RMSE ของสินค้า 2302 จำนวนชั้นช้อ 1 ชั้น.....	116
ตารางที่ 5.19 RMSE ของสินค้า 1101 จำนวนชั้นช้อ 2 ชั้น.....	117
ตารางที่ 5.20 RMSE ของสินค้า 2101 จำนวนชั้นช้อ 2 ชั้น.....	117
ตารางที่ 5.21 RMSE ของสินค้า 2301 จำนวนชั้นช้อ 2 ชั้น.....	118
ตารางที่ 5.22 RMSE ของสินค้า 1202 จำนวนชั้นช้อ 2 ชั้น.....	118
ตารางที่ 5.23 RMSE ของสินค้า 2302 จำนวนชั้นช้อ 2 ชั้น.....	119
ตารางที่ 5.24 MAPE ของการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	120
ตารางที่ 5.25 RMSE ของสินค้า 1101 สำหรับคำนวณฟังก์ชันเป้าหมาย.....	121

ตารางที่ 5.26 RMSE จากผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้กับฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้า รหัส 1101.....	121
ตารางที่ 5.27 MAPE ของสินค้า 1101 จากการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม.....	122
ตารางที่ 5.28 RMSE ของสินค้า 2101 สำหรับคำนวณฟังก์ชันเป้าหมาย.....	122
ตารางที่ 5.29 RMSE จากผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้กับฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้า รหัส 2101.....	122
ตารางที่ 5.30 MAPE ของสินค้า 2101 จากการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม.....	123
ตารางที่ 5.31 RMSE ของสินค้า 2301 สำหรับคำนวณฟังก์ชันเป้าหมาย.....	123
ตารางที่ 5.32 RMSE จากผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้กับฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้า รหัส 2301.....	124
ตารางที่ 5.33 MAPE ของสินค้า 2301 จากการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม.....	124
ตารางที่ 5.34 RMSE ของสินค้า 1202 สำหรับคำนวณฟังก์ชันเป้าหมาย.....	125
ตารางที่ 5.35 RMSE จากผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้กับฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้า รหัส 1202.....	125
ตารางที่ 5.36 MAPE ของสินค้า 1202 จากการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม.....	125
ตารางที่ 5.37 RMSE ของสินค้า 2302 สำหรับคำนวณฟังก์ชันเป้าหมาย.....	126
ตารางที่ 5.38 RMSE จากผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้กับฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้า รหัส 2302.....	126
ตารางที่ 5.39 MAPE ของสินค้า 2302 จากการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม.....	127
ตารางที่ 5.40 MAPE ของการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ประยุกต์กับโครงข่ายประสาทเทียม.....	128
ตารางที่ 5.41 MAPE ของการทดลองหาเวลาที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์.....	132
ตารางที่ 5.42 MAPE ของเทคนิคการพยากรณ์จากงานวิจัย.....	135

สารบัญรูป

หน้า

รูปที่ 1.1	ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรมถ่วงน้ำหนักมูลค่าเพิ่ม	1
รูปที่ 1.2	ภาพรวมผลิตภัณฑ์ของบริษัท	2
รูปที่ 1.3	บทบาทของธุรกิจตัวแทนจำหน่าย	4
รูปที่ 1.4	ขั้นตอนกระบวนการสั่งซื้อในฝ่ายขายและการตลาดของบริษัทตัวอย่าง	6
รูปที่ 3.1	ข้อมูลที่มีลักษณะรูปแบบต่างๆ	17
รูปที่ 3.2	ขั้นตอนกระบวนการพยากรณ์	20
รูปที่ 3.3	โครงข่ายประสาทชีวภาพ	35
รูปที่ 3.4	การทำงานของแบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย	36
รูปที่ 3.5	ฟังก์ชันกระตุ้นที่เป็นแบบต่อเนื่องแบบ Sigmoid	37
รูปที่ 3.6	แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว	38
รูปที่ 3.7	โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น	39
รูปที่ 3.8	โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ	40
รูปที่ 3.9	โครงสร้างกระบวนการพันธุกรรมศาสตร์	46
รูปที่ 3.10	การคัดเลือกแบบวงล้อรูเลท	48
รูปที่ 3.11	การข้ามสายพันธุ์แบบจุดเดียว	49
รูปที่ 3.12	การข้ามสายพันธุ์แบบหลายจุด	50
รูปที่ 3.13	การข้ามสายพันธุ์แบบยูนิฟอร์ม	50
รูปที่ 4.1	ขั้นตอนการพยากรณ์โดยใช้วิธี ARIMA	63
รูปที่ 4.2	ขั้นตอนการทำงานของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์	69
รูปที่ 4.3	ขั้นตอนการทำงานของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์	73
รูปที่ 5.1	การเคลื่อนไหวของข้อมูลของสินค้ารหัส 1101	78
รูปที่ 5.2	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1101	79
รูปที่ 5.3	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1101 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง	80
รูปที่ 5.4	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1101 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้งที่มีอิทธิพลฤดูกาล	81
รูปที่ 5.5	การเคลื่อนไหวของข้อมูลของสินค้ารหัส 2101	82
รูปที่ 5.6	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2101	83

รูปที่ 5.7 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2101 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง.....	84
รูปที่ 5.8 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2101 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้งที่มีอิทธิพลฤดูกาล	85
รูปที่ 5.9 การเคลื่อนไหวของข้อมูลของสินค้ารหัส 2301	86
รูปที่ 5.10 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2301	87
รูปที่ 5.11 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2301 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง.....	88
รูปที่ 5.12 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2301 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้งที่มีอิทธิพลฤดูกาล	89
รูปที่ 5.13 การเคลื่อนไหวของข้อมูลของสินค้ารหัส 1202.....	90
รูปที่ 5.14 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1202	91
รูปที่ 5.15 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1202 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง.....	92
รูปที่ 5.16 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1202 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้งที่มีอิทธิพลฤดูกาล	93
รูปที่ 5.17 การเคลื่อนไหวของข้อมูลของสินค้ารหัส 2302.....	94
รูปที่ 5.18 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2302	95
รูปที่ 5.19 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2302 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง.....	96
รูปที่ 5.20 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2302 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้งที่มีอิทธิพลฤดูกาล	97
รูปที่ 5.21 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ค่าคงเหลือของยอดขายสินค้ารหัส 1101	102
รูปที่ 5.22 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ค่าคงเหลือของยอดขายสินค้ารหัส 2101	103
รูปที่ 5.23 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ค่าคงเหลือของยอดขายสินค้ารหัส 2301	104
รูปที่ 5.24 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ค่าคงเหลือของยอดขายสินค้ารหัส 1202	105
รูปที่ 5.25 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ค่าคงเหลือของยอดขายสินค้ารหัส 2302	106
รูปที่ 5.26 กราฟเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงจากเทคนิควิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมของสินค้ารหัส 1101	128

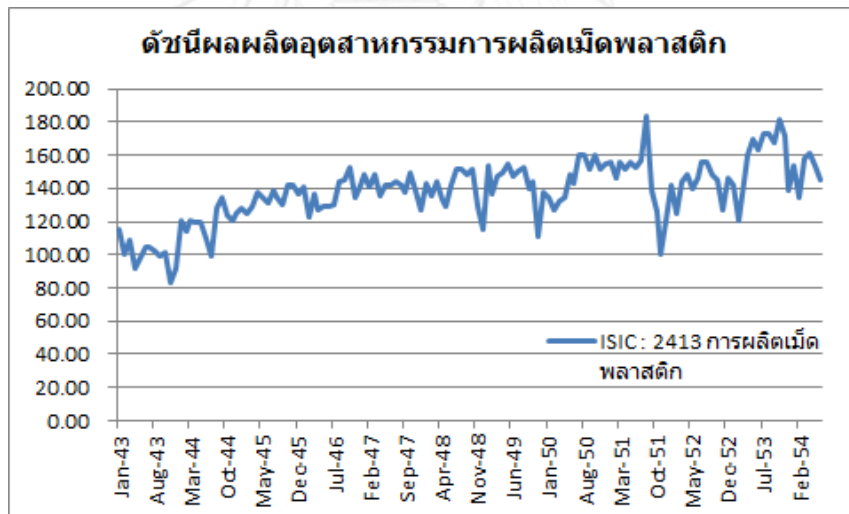
รูปที่ 5.27 กราฟเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงจากเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้นของสินค้าน้ำดื่ม 2101	129
รูปที่ 5.28 กราฟเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงจากเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น ของสินค้าน้ำดื่ม 2301	129
รูปที่ 5.29 กราฟเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงจากเทคนิควิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมของสินค้าน้ำดื่ม 1202	130
รูปที่ 5.30 กราฟเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงจากเทคนิควิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมของสินค้าน้ำดื่ม 2302	130
รูปที่ 5.31 การออกแบบการทดลองในการหาค่าที่เหมาะสมในการปรับแก้ค่า 131	131

บทที่ 1

บทนำ

1.1. อุตสาหกรรมพลาสติกในประเทศไทย

อุตสาหกรรมพลาสติก เป็นอุตสาหกรรมหนึ่งที่มีความสำคัญต่อระบบเศรษฐกิจของประเทศไทย เนื่องจากเป็นอุตสาหกรรมต้นน้ำสำหรับกระบวนการผลิตสินค้าพลาสติก เช่น สินค้าอุปโภคบริโภค ชิ้นส่วนพลาสติกในอุตสาหกรรมยานยนต์ อุตสาหกรรมสิ่งทอ และอุตสาหกรรมอิเล็กทรอนิกส์ เป็นต้น จากรูปที่ 1.1 (สำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม [สศอ], 2555) พบว่าดัชนีผลผลิตของอุตสาหกรรมการผลิตเม็ดพลาสติกข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 จนถึงเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2554 มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น แสดงให้เห็นว่ามีผู้ประกอบการซึ่งมีความต้องการวัตถุดิบเกี่ยวกับเม็ดพลาสติกเพิ่มสูงขึ้น



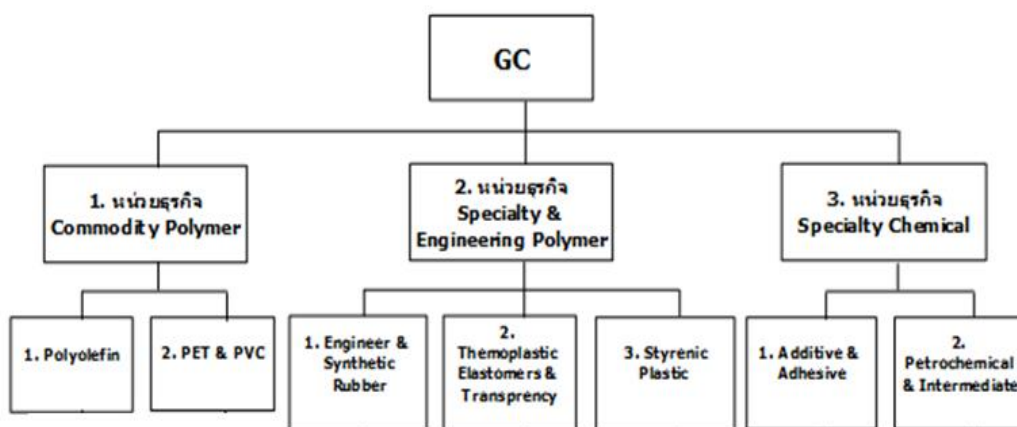
รูปที่ 1.1 ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรมถ่วงน้ำหนักมูลค่าเพิ่ม (สศอ, 2555)

ปัจจุบันพบว่ามีผู้ประกอบการเป็นตัวแทนจำหน่ายวัตถุดิบเพื่ออุตสาหกรรมพลาสติกเป็นจำนวนมากสถิติปี พ.ศ. 2555 มีผู้ประกอบการเป็นตัวแทนจำหน่ายวัตถุดิบเพื่ออุตสาหกรรมพลาสติกถึง 31 บริษัท และยังคงมีผู้ประกอบการเป็นตัวแทนจำหน่ายรายใหม่เข้ามาอยู่เสมอ ดังนั้นจึงทำให้เกิดการแข่งขันด้านราคาและวงเงินเครดิตแก่ลูกค้าซึ่งเป็นผู้ประกอบการที่ใช้วัตถุดิบประเภทเม็ดพลาสติกมากขึ้น ผู้ประกอบการเองก็หันมาให้ความสนใจกับการบริหารต้นทุนให้มีต้นทุนต่ำที่ต่ำลง

เพื่อเพิ่มผลกำไร ทั้งนี้การประกอบธุรกิจตัวแทนจำหน่ายนอกจากจะต้องเฝ้าติดตามข้อมูลข่าวสารให้เป็นปัจจุบันเพื่อประเมินสถานการณ์ราคาตลาดของเม็ดพลาสติกแล้ว การบริหารจัดการสินค้าคงคลังก็ถือเป็นหัวใจสำคัญของธุรกิจอีกอย่างหนึ่ง เพราะถ้าหากปริมาณสินค้าที่นำเข้ามามีปริมาณมากเกินไปก็จะทำให้ต้นทุนการจัดเก็บสูงขึ้น อย่างไรก็ตามหากสินค้าในคลังมีน้อยเกินไปจะทำให้ผู้ประกอบการเสียโอกาสทางการค้า และเปิดโอกาสให้คู่แข่งเข้ามาแย่งตลาด องค์กรประกอบสำคัญอันหนึ่งที่จะทำให้การจัดการสินค้าคงคลังมีประสิทธิภาพมากขึ้นก็คือการพยากรณ์ความต้องการที่มีความแม่นยำซึ่งช่วยให้ผู้ประกอบการตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกคาดการณ์สถานการณ์คำสั่งซื้อของลูกค้าได้ใกล้เคียงความเป็นจริงมากขึ้น

1.2. ข้อมูลทั่วไปของบริษัทกรณีศึกษา

บริษัทตัวอย่าง ดำเนินธุรกิจเป็นตัวแทนจำหน่ายวัตถุดิบที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมพลาสติก และอุตสาหกรรมปิโตรเคมี รวมถึงสารเติมแต่งพิเศษที่ใช้ในกระบวนการแปรรูปที่ผลิตภัณฑ์พลาสติกต่างๆ โดยบริษัทฯ เป็นตัวแทนจัดจำหน่ายสินค้าให้กับผู้ผลิตชั้นนำทั้งภายในประเทศ และต่างประเทศ รวมกันถึง 27 บริษัท อาทิเช่น บริษัท เอสซีจี พลาสติก จำกัด ซึ่งเป็นบริษัทจัดจำหน่ายเม็ดพลาสติกในกลุ่มโพลีเอทิลีนที่ บริษัท.ปูนซีเมนต์ไทย จำกัด (มหาชน) บริษัท ไทยพลาสติกและเคมีภัณฑ์ จำกัด (มหาชน) ExxonMobil Chemical Co., Ltd. DuPont Performance Polymers Co., Ltd. บริษัท สยามโพลีสไตรีน จำกัด และ Chi Mei Co., Ltd. เป็นต้น ผลิตภัณฑ์ที่บริษัทตัวอย่าง เป็นตัวแทนจำหน่ายสามารถแสดงดังรูปที่ 1.2



รูปที่ 1.2 ภาพรวมผลิตภัณฑ์ของบริษัท

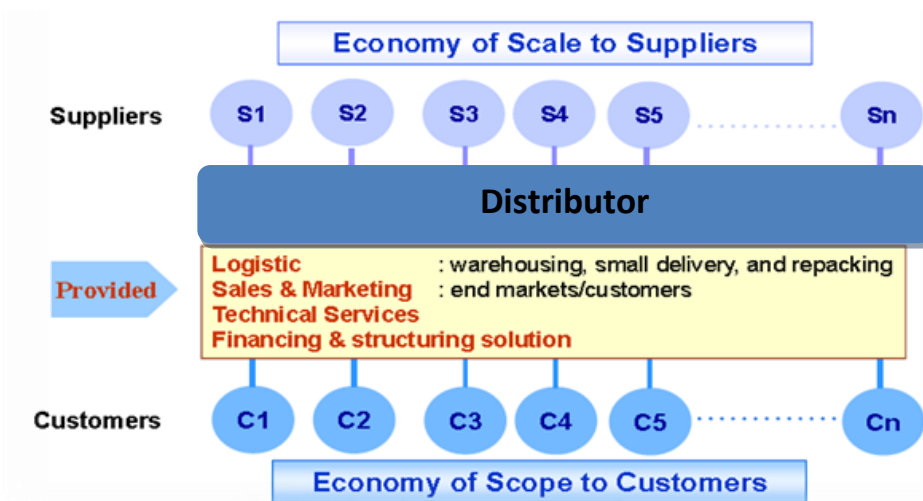
จากรูปที่ 1.2 สินค้าของบริษัทตัวอย่างสามารถจำแนกออกได้เป็น 3 กลุ่มธุรกิจ ดังนี้

1. Community products หรือเม็ดพลาสติกเกรดที่ใช้กันทั่วไป เช่น โพลีเอทิลีน (Polyethylene) โพลีโพรพิลีน (Polypropylene) พีวีซี (Polyvinyl chloride; PVC) และ โพลีเอทิลีนเทอเลฟทาตาเลท (Polyethyleneterephthalate; PET) เป็นต้น ซึ่งสินค้าในกลุ่มนี้จำหน่ายไปผลิตเป็นชิ้นส่วนพลาสติกที่ไม่ต้องการคุณสมบัติพิเศษมากนัก อายุการใช้งานไม่ยาวนานมาก ปริมาณการจำหน่ายต่อเดือนสูง และยังเป็นสินค้าหลักที่บริษัทฯ ตัวอย่างจำหน่ายอีกด้วย

2. Industrials and engineering plastic หรือพลาสติกที่มีคุณสมบัติทางกายภาพ และคุณสมบัติทางเคมีเหนือกว่าสินค้ากลุ่มทั่วไป เช่น โพลียูรีเทน (Polyurethane; PU) ไนลอน (Nylon) โพลิบิวทิลีน เทอเลฟทาตาเลท (Polybutylene terephthalate; PBT) โพลิสไตรีน (Polystyrene; PS) และอะคริโลไนไตร บิวตะไดอิน สไตรีน (Acrylonitrile butadiene styrene; ABS) เป็นต้น สินค้ากลุ่มนี้โดยส่วนมากจะถูกจำหน่ายให้กับผู้ผลิตชิ้นส่วนยานยนต์ อุตสาหกรรมเครื่องใช้ไฟฟ้าและอิเล็กทรอนิกส์ และผลิตภัณฑ์พลาสติกที่ต้องการคุณสมบัติพิเศษสูง เช่น ทนการกระแทกสูง มีความยืดหยุ่นสูง ทนความร้อนและสภาวะภายนอกสูง เป็นต้น ปริมาณการจำหน่ายต่อเดือนสูงเป็นอันดับรองลงมา มีเพียงสินค้าบางเกรดในกลุ่มนี้เท่านั้นที่มีลักษณะเฉพาะของสินค้า ซึ่งปริมาณการจำหน่ายก็จะน้อยลงไปตามความต้องการของตลาด บางเกรดมีการนำไปผสมกับสินค้าในกลุ่มทั่วไป เพื่อเพิ่มคุณสมบัติพิเศษแต่ไม่กระทบกับต้นทุนของผลิตภัณฑ์พลาสติกมากนัก ทำให้ปริมาณการจำหน่ายแปรผันตรงกับสินค้าในกลุ่มทั่วไป

3. Additive specialty chemicals หรือสารเติมแต่งสำหรับพลาสติก เช่น สารป้องกันการเสื่อมสภาพของพลาสติก (Antioxidant), สารป้องกันรังสีจากแสงแดดในผลิตภัณฑ์พลาสติก (UV stabilizer), สารเพิ่มความแข็งแรงให้แก่พลาสติก (Filler) เป็นต้น เปรียบดังเช่นการเพิ่มคุณค่าให้กับผลิตภัณฑ์พลาสติกนั้นๆ ซึ่งปริมาณการจำหน่ายต่อเดือนค่อนข้างน้อย และไม่มี ความแน่นอนไม่สามารถคาดการณ์ได้ เป็นความต้องการเฉพาะของตลาดบางตลาดเท่านั้น หรือเพื่อส่งเสริมการขายของลูกค้าปลายทาง เป็นต้น

บทบาทและหน้าที่หลักของบริษัทตัวอย่าง คือ การให้บริการลูกค้าที่เป็นผู้ประกอบการในอุตสาหกรรมพลาสติกจัดหาวัตถุดิบสินค้าอุตสาหกรรม ช่วยลดภาระทางด้านการจัดเก็บสินค้าคงคลังให้แก่ลูกค้ากรณีที่ลูกค้าใช้วัตถุดิบปริมาณไม่มาก หรือพื้นที่การจัดเก็บสินค้าวัตถุดิบของลูกค้าไม่เพียงพอ ช่วยติดตามสถานการณ์ราคาตลาดแทนลูกค้ากรณีที่ราคาสินค้าวัตถุดิบมีความผันผวนสูง และยังช่วยลดความยุ่งยากในการติดต่อกับผู้ผลิต (Supplier) ซึ่งมีจำนวนมาก ในกรณีที่ลูกค้าต้องการใช้วัตถุดิบมากกว่า 1 ชนิด ซึ่งบทบาทของธุรกิจตัวแทนจำหน่ายสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 1.3



รูปที่ 1.3 บทบาทของธุรกิจตัวแทนจำหน่าย

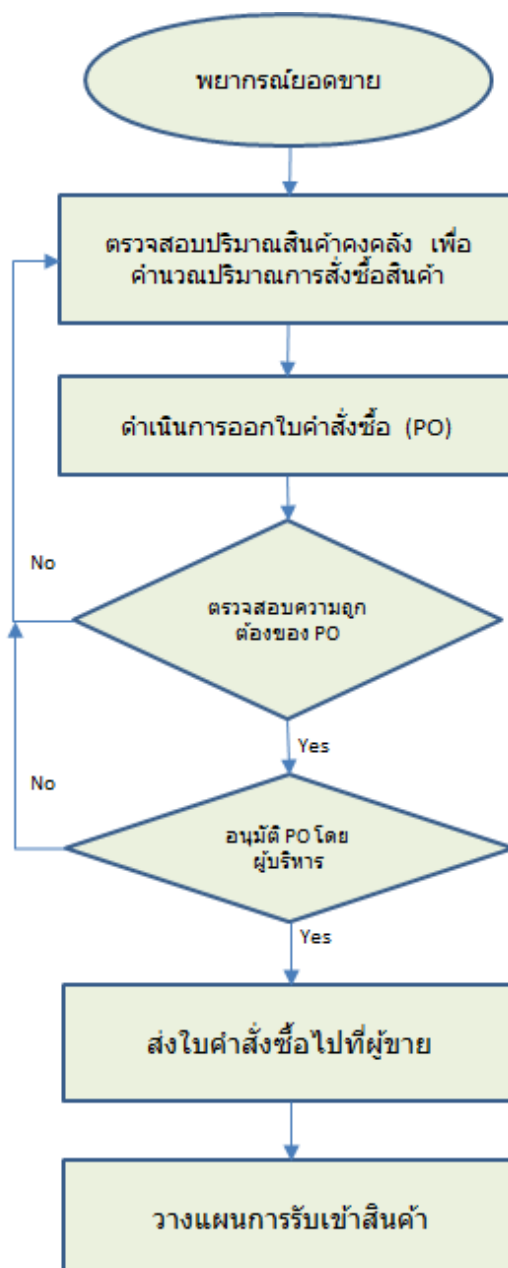
1.3. ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ลักษณะการทำงานของบริษัทตัวอย่างมิได้เกี่ยวข้องกับเฉพาะกระบวนการซื้อและขายออกไปเท่านั้น บริษัทฯ จำเป็นต้องคำนึงถึงผลกระทบที่อาจเกิดขึ้นต่างๆ ตามมา ไม่ว่าจะเป็นความเสี่ยงเรื่องหนี้ศูนย์จากลูกค้าที่ไม่ชำระค่าสินค้า ความเสี่ยงของค่าเงินที่มีความผันผวนกรณีที่ต้องนำสินค้าเข้ามาจากต่างประเทศ ความเสี่ยงเรื่องดอกเบี้ยเงินกู้เมื่อไม่สามารถเรียกชำระเงินค่าสินค้าได้จากลูกค้าภายในระยะเวลาที่กำหนด ซึ่งในด้านความเสี่ยงดังกล่าว เป็นความเสี่ยงที่เกี่ยวข้องกับการจัดการทางด้านบัญชีและการเงิน ซึ่งบริษัทฯ ได้มีการศึกษาและวางแผนเพื่อดำเนินการป้องกันอย่างรัดกุม

อย่างไรก็ดีบริษัทตัวอย่าง ยังมีได้มีวางแผนควบคุมและป้องกันความเสี่ยงที่เกิดจากการเก็บสินค้าไว้มากเกินไป และความเสี่ยงจากการเสียโอกาสทางการค้าในกรณีที่สินค้าขาดมือ ดังตัวอย่างจากผลกระทบจากวิกฤตเศรษฐกิจที่เกิดขึ้นในช่วงปลายปี 2550 บริษัทฯขาดทุนจากการที่มีสินค้าคงคลังมากเกินไป ทำให้ผลประกอบการเมื่อสิ้นปี 2551 ลดลง 7% เมื่อเทียบกับปี 2550 และลดลง 10% เมื่อเทียบกับเป้าของผลกำไรที่คาดการณ์ไว้ ซึ่งการดำเนินธุรกิจจึงจำเป็นต้องมีการคาดการณ์เหตุการณ์ที่อาจจะเกิดขึ้นในอนาคต เพื่อนำมาเป็นข้อมูลที่ใช้ตัดสินใจและวางแผนการดำเนินงานต่างๆ เช่น การวางแผนทางการตลาด การวางแผนบริหารเงินทุนหมุนเวียน การวางแผนการจัดการคลัง เป็นต้น และการวางแผนที่ดีนั้นจะช่วยให้สามารถเตรียมรับมือกับสถานการณ์ที่อาจเกิดขึ้นในอนาคตได้ โดยประสิทธิภาพของการวางแผนก็ขึ้นอยู่กับข้อมูลและเครื่องมือที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งเครื่องมือที่นิยมใช้ประกอบการวางแผนอย่างหนึ่งก็คือการพยากรณ์ โดยการพยากรณ์สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภทใหญ่ๆ คือ การพยากรณ์เชิงปริมาณ และการพยากรณ์เชิงคุณภาพ โดยทั่วไป

การพยากรณ์เชิงคุณภาพจะขึ้นอยู่กับความสามารถ ความรู้ ความชำนาญ และประสบการณ์ของผู้พยากรณ์ปัจจุบันบริษัทตัวอย่าง มีอัตราการลาออกของพนักงานฝ่ายขายค่อนข้างสูง ซึ่งพนักงานฝ่ายขายจะเป็นผู้ที่รับผิดชอบการพยากรณ์ยอดขายของสินค้านั้นๆ ดังนั้นจึงไม่สามารถใช้ความรู้ ความชำนาญ และประสบการณ์ของผู้พยากรณ์ในการพยากรณ์ได้ พนักงานฝ่ายขายที่มีอายุงานไม่มากนักจะอาศัยข้อมูลของเดือนปัจจุบันเพื่อพยากรณ์ยอดขายเดือนถัดไป ต่างจากการพยากรณ์เชิงปริมาณที่ใช้ข้อมูลที่มีในอดีตเพื่อหาแบบแผนขั้นตอน และวิธีการคำนวณที่เป็นระบบ เพื่อคาดการณ์สิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคตจากข้อมูลนั้นๆ ซึ่งบริษัทตัวอย่างมีข้อมูลยอดขายในอดีตมากพอที่จะนำมาใช้ให้เกิดประโยชน์ได้ โดยนำมาวิเคราะห์หาเทคนิคการพยากรณ์ทางสถิติ

งานวิจัยนี้จะทำการออกแบบการพยากรณ์เชิงปริมาณเป็นหลัก เนื่องจากบริษัทมีข้อมูลในอดีตที่สามารถนำมาใช้เพื่อการวิเคราะห์เพื่อหารูปแบบวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม โดยผู้วิจัยจะทำการพยากรณ์ยอดขายรายเดือนของบริษัทตัวอย่าง วัตถุประสงค์ของการพยากรณ์ยอดขายคือการได้ข้อมูลเพื่อให้ฝ่ายขายและการตลาดสามารถวางแผนการสั่งซื้อสินค้าจากผู้ผลิตได้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น



รูปที่ 1.4 ขั้นตอนกระบวนการสั่งซื้อในฝ่ายขายและการตลาดของบริษัทตัวอย่าง

กระบวนการสั่งซื้อที่เป็นอยู่ปัจจุบันสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 1.4 จะเห็นได้ว่าขั้นตอนการสั่งซื้อจะเกิดขึ้นเมื่อได้รับคำสั่งซื้อจากฝ่ายขาย ซึ่งก่อนที่ฝ่ายขายจะออกคำสั่งซื้อนั้นต้องมีการตรวจเช็คสินค้าคงคลังที่เหลืออยู่ในคลังก่อนออกคำสั่งซื้อทุกครั้งผ่านระบบ Winspeed การออกคำสั่งซื้อนั้นฝ่ายขายจะอาศัยข้อมูลพยากรณ์ยอดขายที่คาดว่าจะเกิดขึ้นหักลบกับสินค้าที่มีค้างอยู่ในคลัง แล้วจึงทำการออกคำสั่งซื้อตามจำนวนที่ต้องการเพิ่ม โดยแจ้งคำสั่งซื้อไปยังฝ่ายประสานงานขาย

จากนั้นฝ่ายประสานงานขายจะทำการติดต่อกับผู้ผลิต และกรมศุลกากร (กรณีที่เป็นสินค้านำเข้าจากต่างประเทศ) ปัญหาที่พบคือการพยากรณ์และพิจารณาปริมาณสั่งซื้อขึ้นอยู่กับพนักงานขายแต่ละคน ซึ่งแต่ละคนก็มีหลักเกณฑ์ในการพยากรณ์ยอดขายที่แตกต่างกันทำให้ไม่มีมาตรฐานหรือแบบแผนในการพยากรณ์ยอดขายก่อนการออกคำสั่งซื้อที่แน่นอน โดยพนักงานขายส่วนใหญ่จะอาศัยข้อมูลยอดขายเดือนปัจจุบันเป็นค่าพยากรณ์ความต้องการยอดขายในเดือนถัดไป (Naïve method) ทำให้ค่าพยากรณ์ยอดขายที่ได้ของเดือนถัดไปเกิดความคลาดเคลื่อน ส่งผลให้ออกคำสั่งซื้อในปริมาณที่ไม่เหมาะสม จึงก่อให้เกิดปริมาณสินค้าคงคลังที่มีมากเกินไปจนเกิดความจำเป็น ในทางตรงกันข้ามบางครั้งทำให้เกิดภาวะสินค้าขาดมือและไม่สามารถส่งสินค้าให้แก่ลูกค้าได้ ส่งผลให้เกิดการเสียโอกาสทางการค้า อีกทั้งเปิดช่องทางให้คู่แข่งเข้ามามีบทบาทในตลาดมากยิ่งขึ้น

1.4. วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อพัฒนาตัวแบบการพยากรณ์ยอดขายสำหรับผู้แทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกแห่งหนึ่งในประเทศไทย

1.5. ขอบเขตงานวิจัย

- 1) ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นข้อมูลยอดขายรายเดือนของบริษัทตัวอย่าง ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2547 ถึง เดือนมีนาคม 2555 จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง คือ
 - ข้อมูลที่ใช้ในการหาตัวแปรในการสร้างสมการพยากรณ์สำหรับข้อมูลยอดขายรายเดือนของแต่ละผลิตภัณฑ์ ตั้งแต่เดือนมกราคม 2547 ถึง เดือน ธันวาคม 2553 รวมทั้งสิ้น 72 เดือน
 - ข้อมูลที่ใช้ทดสอบค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์แต่ละตัวแบบ ตั้งแต่เดือนมกราคม 2554 ถึงเดือนมิถุนายน 2555 รวมทั้งสิ้น 18 เดือน
- 2) เทคนิคการพยากรณ์ที่ใช้ศึกษา เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ โดยประกอบด้วยเทคนิคการพยากรณ์ ดังนี้ เทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา เช่น การพยากรณ์แบบบอซซ์ – เจนกินส์ การพยากรณ์แบบปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียล การพยากรณ์แบบเคลื่อนที่ เป็นต้น และการพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์ เช่น การพยากรณ์โครงข่ายประสาทเทียม การประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม เป็นต้น
- 3) ความเหมาะสมของตัวแบบการพยากรณ์ วัดจากค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบหรือสมการการพยากรณ์ โดยใช้ค่าร้อยละของค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนเมื่อเทียบกับค่าจริงโดยเฉลี่ย (The mean absolute percentage error : MAPE) ในการเปรียบเทียบผล

- 4) ข้อมูลผลิตภัณฑ์ที่นำมาใช้ในการหาตัวแบบการพยากรณ์ ได้แก่ ผลิตภัณฑ์ในกลุ่มธุรกิจที่ 1 และกลุ่มธุรกิจที่ 2 จำนวนทั้งสิ้น 5 ชุดข้อมูล ได้แก่ สินค้ารหัส 1101 สินค้ารหัส 2101 สินค้ารหัส 2301 สินค้ารหัส 1202 และสินค้ารหัส 2302
- 5) การหาระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับรูปแบบการพยากรณ์ โดยศึกษาระยะเวลาสำหรับข้อมูลช่วงนำเข้าจำนวน 4 ช่วงเวลา ได้แก่ 12 เดือน 24 เดือน 36 เดือน และ 48 เดือน และทำการศึกษาระยะการเวลาของการพยากรณ์ออกเป็น 4 ช่วงเวลาเช่นกัน ได้แก่ 1 เดือน 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน

1.6. ขั้นตอนการศึกษางานวิจัย

- 1) ศึกษาและรวบรวมข้อมูลทั้งทฤษฎี งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ และขั้นตอนการพยากรณ์ของแต่ละเทคนิคที่เลือกใช้ในงานวิจัย
- 2) ศึกษาวิธีการประมาณการยอดขายที่ใช้อยู่ ณ ปัจจุบันของบริษัทตัวอย่าง
- 3) รวบรวมข้อมูลยอดขายรายเดือนรายผลิตภัณฑ์ของบริษัทตัวอย่าง ตั้งแต่เดือนมกราคม 2547 ถึงเดือน ธันวาคม 2553 เพื่อใช้ในการหาตัวแปรที่ใช้สร้างตัวแบบหรือสมการพยากรณ์ยอดขายของแต่ละรายผลิตภัณฑ์ของบริษัทตัวอย่าง
- 4) ศึกษาลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูล เพื่อวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลยอดขายรายเดือนของบริษัทตัวอย่างว่ามีลักษณะข้อมูลเป็นประเภทใด โดยพิจารณาจากกราฟของยอดขายรายเดือนแทนด้วย Y_t ตามด้วยลำดับเวลาแทนด้วย t และวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโต (Autocorrelation function : ACF)
- 5) ศึกษาปัจจัยที่คาดว่าจะมีผลต่อยอดขายของบริษัทตัวอย่าง เพื่อนำมาใช้ในการพยากรณ์โดยวิเคราะห์จากความสัมพันธ์ของตัวแปรต้นที่เลือกใช้
- 6) วิเคราะห์หาเทคนิคการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลสินค้าแต่ละรหัสสินค้า
- 7) เก็บข้อมูลยอดขายรายเดือนช่วงที่ 2 ตั้งแต่เดือนเมษายน พ.ศ. 2554 จนถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2555
- 8) ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ที่ได้ โดยใช้ค่า MAPE ว่าตัวแบบการพยากรณ์ใดให้ค่าน้อยที่สุด
- 9) วิเคราะห์หาระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ ในกรณีที่ข้อมูลมีจำนวนเปลี่ยนแปลงไป โดยใช้ค่า MAPE เป็นตัววัดผลความเหมาะสมของระยะเวลาการพยากรณ์
- 10) สรุปผลการวิจัยและเรียบเรียงวิทยานิพนธ์

1.7.ผลที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) ตัวแบบหรือสมการการพยากรณ์ยอดขายที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด เพื่อใช้ในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าแต่ละกลุ่มผลิตภัณฑ์ของบริษัทตัวอย่าง
- 2) ระยะเวลาและแนวทางที่เหมาะสมสำหรับวิธีการพยากรณ์จากตัวแบบหรือสมการพยากรณ์ที่ได้จากงานวิจัย

1.8.ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) ข้อมูลการพยากรณ์ยอดขายที่แม่นยำจะช่วยทำให้การวางแผนการขายและการวางแผนการสั่งซื้อมีประสิทธิภาพมากขึ้น นอกจากนี้ยังลดความน่าจะเป็นที่สินค้าจะขาดมือ และช่วยลดสินค้าคงคลังที่เดิมอาจมากเกินไป ซึ่งเป็นการลดต้นทุนที่ใช้ในการเก็บสินค้าอีกด้วย
- 2) ได้ข้อมูลการพยากรณ์ยอดขายที่น่าเชื่อถือมากขึ้น เพื่อใช้ในการตัดสินใจวางแผนการดำเนินธุรกิจของผู้บริหารในอนาคต
- 3) ระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับสมการการพยากรณ์และกระบวนการพยากรณ์ที่ได้จากงานวิจัยนี้จะเป็นแนวทางเพื่อสร้างมาตรฐานการดำเนินการพยากรณ์ของบริษัทตัวอย่าง ลดความผิดพลาดในการคาดการณ์อันเนื่องมาจากวิธีการทำงานที่ไม่ตรงกันของพนักงานแต่ละคน

บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time series forecasting) หรือวิธีการพยากรณ์ที่มีตัวแปรหนึ่งตัวแปร (Univariate forecasting method) เป็นการพยากรณ์โดยอาศัยหลักทางสถิติ ซึ่งจะใช้ข้อมูลในอดีตมาเป็นตัวแปรวิเคราะห์หาตัวแบบที่สามารถอธิบายลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ต้องการการศึกษาหรือค่าสังเกตที่เก็บตามลำดับเวลา และใช้ตัวแบบนั้นมาพยากรณ์ค่าที่ต้องการการศึกษาหรือค่าสังเกตในอนาคต ซึ่งวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลามีอยู่หลายวิธี เช่น วิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential smoothing methods) วิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา วิธีการของบอซ-เจนกินส์หรือ Autoregressive Integrated Moving Average Model (ARIMA)

นอกจากการพยากรณ์อนุกรมเวลาแล้ว ปัจจุบันมีงานวิจัยหลายงานวิจัยที่ได้นำการศึกษาหาแบบการพยากรณ์ที่มีความซับซ้อนมากขึ้น เช่น การพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม หรือ Artificial Neuron Network (ANN) และยิ่งไปกว่านั้นได้มีการประยุกต์ใช้เทคนิคทางคณิตศาสตร์หลากหลายเทคนิคมาใช้กับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้ค่าการพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น ซึ่งความแม่นยำที่มากขึ้นนั้น ก็ดำเนินคู่ขนานไปพร้อมกับวิธีการที่ยุ่งยากซับซ้อนมากขึ้นเช่นกัน แต่อย่างไรก็ตามเรายังพบว่าในปัจจุบันนี้ได้มีการนำการพยากรณ์ไปประยุกต์ใช้กับหลายธุรกิจเพื่อให้ได้ความแม่นยำมากยิ่งขึ้น ส่วนเทคนิคและวิธีการก็ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมและความจำเป็นของธุรกิจนั้นๆ

จากการทำการศึกษางานวิจัยที่ต้องการนำมาพัฒนางานวิจัยนี้ จึงได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์เชิงปริมาณเท่านั้น โดยทำการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา และเทคนิคการพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์ ซึ่งแต่ละเทคนิคการพยากรณ์แบบต่างๆ นั้นก็มีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกัน โดยจะกล่าวได้จากงานวิจัยดังต่อไปนี้

2.1. งานวิจัยที่ใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา

สุมิตรา อมรรวพัตร์ (2542) โดยศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ทั้งหมด 4 เทคนิค คือ วิธีของบอซ-เจนกินส์ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง วิธีแยกการองค์ประกอบ และวิธีการวิเคราะห์การถดถอย เพื่อนำไปเปรียบเทียบกับเทคนิคที่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคใช้อยู่ปัจจุบัน ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์ทุกวิธี พบว่าเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีการของบอซ-เจนกินส์เป็น

วิธีการที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดเมื่อนำมาใช้ในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค

Wang (2011) ศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิคการพยากรณ์ของบอซ-เจนกินส์ สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกของประเทศไต้หวัน จากงานวิจัยผู้ทำงานวิจัยได้ทำการศึกษาหาตัวแบบการพยากรณ์แบบบอซ - เจนกินส์ที่เหมาะสมกับปริมาณการส่งออกของประเทศไต้หวัน เปรียบเทียบกับการพยากรณ์โดยใช้เทคนิค Fuzzy time series ซึ่งพบว่าพยากรณ์แบบบอซ - เจนกินส์ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าเมื่อข้อมูลนำเข้ามีมากเพียงพอ และเทคนิค Fuzzy time series จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าเมื่อข้อมูลนำเข้ามีจำนวนจำกัดในปริมาณน้อยๆ

Babai และคณะ (2013) ศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีบอซ - เจนกินส์ เพื่อใช้ในการปรับปรุงสินค้าคงคลังของบริษัทตัวอย่าง โดยใช้ตัวแบบพยากรณ์ ARIMA (0,1,1) พบว่าเมื่อใช้เทคนิคการพยากรณ์ของบอซ - เจนกินส์เข้ามาช่วยสามารถปรับปรุงสินค้าคงคลังของบริษัทตัวอย่างได้มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นถึง 8.3% เมื่อเปรียบเทียบกับไม่ได้นำเทคนิคการพยากรณ์มาใช้ ซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้ในการหาตัวแบบ ARIMA มีมากเพียงพอที่จะทำให้ได้ค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ลดลง

Bianchi และคณะ (1998) ศึกษาการปรับปรุงการประยุกต์ใช้เทคนิคการพยากรณ์ในการพยากรณ์ปริมาณจำนวนสายเข้าในธุรกิจขายตรงผ่านโทรศัพท์ โดยใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบ ARIMA เปรียบเทียบกับเทคนิคการปรับให้เรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบฮอลท์และวินเทอร์ (Holt and winters exponential method) พบว่าเทคนิคการพยากรณ์แบบ ARIMA ให้ผลที่แม่นยำกว่าการพยากรณ์แบบอื่นๆ โดยวัดประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์จากค่า MAPE

นอกจากนี้ก็มีงานวิจัยที่ทำการศึกษาในประเทศไทย ตัวอย่างเช่น นริสา สมุทรสาคร (2548) ศึกษาการประยุกต์ใช้วิธีการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธี ARIMA หรือวิธีการของบอซ-เจนกินส์ โดยผู้วิจัยต้องการที่จะทดสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ ซึ่งผลจากการศึกษาพบว่าเมื่อทำการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้วิธีการพยากรณ์ของบอซ - เจนกินส์ ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนลดน้อยลง

ถาวร พุทธิคุณ และ วรนนท์ ปิยะโรจนานุกูล (2545) ศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิคการพยากรณ์ทำการพยากรณ์ปริมาณและมูลค่าการนำเข้าเหล็กแผ่นรีดร้อนของประเทศไทยโดยเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการพยากรณ์ของบอซ-เจนกินส์ โดยการใช้โปรแกรมสำเร็จรูปในการศึกษา ซึ่งพบว่าตัวแบบของการพยากรณ์ด้วยวิธีบอซ - เจนกินส์ที่ได้จากโปรแกรมสำเร็จรูปนั้นสามารถให้ค่าความแม่นยำของการพยากรณ์สูงขึ้นมากกว่าการพยากรณ์แบบปกติ

ศราวุฒิ จินตนาสุนทรศิริ (2548) พยากรณ์ราคาปิดขายรายวันของหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยใช้วิธีการพยากรณ์แบบเคลื่อนที่ที่ช้า 2 ครั้ง และวิธีบอซซ์-เจนกินส์ ผู้วิจัยได้นำวิธีการพยากรณ์ของบอซซ์ - เจนกินส์มาใช้ในการพยากรณ์ราคาปิดขายรายวันของหุ้นในตลาดหลักทรัพย์ เนื่องจากพบว่าถ้าหากข้อมูลที่ใช้ศึกษาเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา การพยากรณ์ด้วยวิธีนี้จะให้ค่าความแม่นยำสูง และผู้ศึกษาเห็นว่าราคาปิดขายของหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยมีการเปลี่ยนแปลงทุกวัน จึงได้นำวิธีการพยากรณ์นี้มาประยุกต์ใช้ ซึ่งจากผลการวิจัยพบว่าวิธีการพยากรณ์ของบอซซ์ - เจนกินส์ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนลดน้อยลง

2.2. งานวิจัยที่ใช้เทคนิคการพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์

กฤษฎา ชิเชียว และ เอื้อน ปิ่นเงิน (2550) ได้ศึกษาวิธีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ใช้ จากงานวิจัยนี้พบว่าการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มีประสิทธิภาพในการค้นหาค่าตอบอยู่ในเกณฑ์ดี เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบกับวิธี SMNN และ HGA-NN พบว่าในจำนวนรอบการเรียนรู้ที่เท่ากัน เปรียบเทียบกับโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่หลากหลายรูปแบบแล้ว พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มีประสิทธิภาพในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมได้ดีกว่า 2 วิธีดังกล่าว โดยพิจารณาจากค่า MSE และ SSE ที่ต่ำกว่าโดยมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายที่ใกล้เคียงกัน

Sedki (2009) ได้ประยุกต์ใช้วิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์วิเคราะห์ร่วมกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายปริมาณน้ำฝนที่ประเทศโมร็อกโค และพบว่าการประยุกต์ใช้วิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์วิเคราะห์ร่วมกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความแม่นยำมากกว่าการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพียงอย่างเดียว โดยได้ประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ในช่วงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้ที่แม่นยำมากขึ้น

Somsong Chiraphadhanakul และคณะ (2011) ได้ทำการศึกษาการประยุกต์ใช้วิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์ในการพยากรณ์ปริมาณเงินฝากของประเทศไทย โดยใช้วิธีการแบบ Genetic forecasting loop และ Pattern learning loop ในการหาค่าฟิตเนส (Fitness) ซึ่งพบว่าข้อมูลการนำเข้าในช่วงเวลาที่แตกต่างกันจะได้ค่าการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนไม่เหมือนกัน แต่อย่างไรก็ตามการนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ยังแสดงค่าความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วงที่รับได้และให้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าจริงมากกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพียงอย่างเดียว

2.3. งานวิจัยที่เปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างเทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา และการพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์

วัชรินทร์ แสงมา และ พิษณุ ทองขาว (2553) ได้นำวิธีการพยากรณ์แบบ ARIMA มาใช้พยากรณ์ความต้องการเหล็กและเหล็กกล้าของไทย เพื่อนำไปใช้ในการวางแผนและควบคุมการผลิตหาวิธีการสั่งซื้อ และวิธีการผลิตที่ประหยัดที่ ในบางงานวิจัยพบว่าจะอาศัยการพยากรณ์อย่างง่ายในการพยากรณ์ความต้องการใช้วัตถุดิบก่อนจะนำไปใช้ในกระบวนการอื่นๆ แต่ในงานวิจัยนี้เลือกใช้วิธีการพยากรณ์ของบอซซ์ – เจนกินส์มาปรับปรุงการพยากรณ์ก่อนที่จะนำไปใช้การออกแบบการสั่งซื้อ ซึ่งพบว่าสามารถลดต้นทุนจากการสั่งซื้อสินค้าเพิ่มขึ้นเฉลี่ยร้อยละ 23

นवलพรรณ มีนาทุ่ง (2542) ศึกษาวิจัยเรื่อง การพยากรณ์มูลค่าการส่งออกอุตสาหกรรมสิ่งทอไทย ซึ่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาหาวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับพยากรณ์มูลค่าส่งออกอุตสาหกรรมสิ่งทอไทยเพื่อให้ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่ให้ความคลาดเคลื่อนต่ำ โดยค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้วิจัยใช้เป็นตัววัดผลคือ MAPE และใช้เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณเพื่อศึกษาเปรียบเทียบ 4 เทคนิค ได้แก่วิธีของบอซซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลัง วิธีการวิเคราะห์ถดถอย และวิธีแยกองค์ประกอบ โดยทำการศึกษาอุตสาหกรรมสิ่งทอเพียง 2 หมวดคือ หมวดเครื่องนุ่งห่ม และหมวดผ้าผืนและด้าย ซึ่งเมื่อพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์แล้วสามารถสรุปได้ว่ามูลค่าการส่งออกของอุตสาหกรรมสิ่งทอหมวดเครื่องนุ่งห่มส่วนใหญ่ เหมาะกับวิธีการพยากรณ์ของบอซซ์-เจนกินส์ ส่วนอุตสาหกรรมสิ่งทอหมวดผ้าผืนและด้ายเหมาะกับวิธีการพยากรณ์แบบวิเคราะห์การถดถอย เนื่องจากให้ค่าวัดผลดังกล่าวน้อยที่สุด การศึกษาความเหมาะสมของเทคนิคการพยากรณ์สำหรับอุตสาหกรรมการส่งออก

พงษ์ศิริ ศิริพานิช (2550) เปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์ 3 แบบ คือ ARIMA ANN และตัวแบบผสม ARIMA/ANN ในการพยากรณ์ราคาปิดหุ้นรายวันในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลราคาหุ้นของบริษัทปิโตรเลียมแห่งประเทศไทย จำกัด(มหาชน) หรือ PPT และข้อมูลราคาหุ้นของธนาคารกรุงเทพ จำกัด (มหาชน) หรือ BBL พบว่าหุ้น PPT ใช้ตัวแบบผสมในการพยากรณ์ระยะสั้น 7 วันจะเหมาะสมที่สุด ส่วนการพยากรณ์ระยะยาว 30 วันควรใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบ ANN ในส่วนราคาหุ้นของ BBL เทคนิคการพยากรณ์แบบ ANN เหมาะสมทั้งการพยากรณ์ระยะสั้น 7 วัน และระยะยาว 30 วัน เป็นต้น

Taylor (2008) ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาสำหรับพยากรณ์จำนวนสายเรียกเข้าของศูนย์ให้บริการทางโทรศัพท์สำหรับธนาคารหนึ่งในสหราชอาณาจักร ซึ่งพบว่าการพยากรณ์โดยใช้วิธีบอซซ์ – เจนกินส์ แบบที่มีฤดูกาลเกี่ยวข้อง (Seasonal ARIMA) ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์ของฮอลท์และวินเทอร์

2.4. แนวคิดที่ได้รับจากการศึกษางานวิจัย

จากงานวิจัยที่ได้ทำการศึกษาทั้งหมด ทำให้ผู้วิจัยได้ทราบถึงข้อดี – ข้อด้อยของแต่ละงานวิจัยซึ่งช่วยให้ผู้ทำงานวิจัยเห็นถึงผลที่คาดว่าจะได้รับจากการนำวิธีการพยากรณ์ต่างๆไปประยุกต์ใช้ โดยทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ได้ และสามารถนำไปพัฒนาปรับปรุงงานวิจัยที่ต้องการพยากรณ์ยอดขายรายเดือนของบริษัทตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติก ซึ่งพบว่าการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบบอซซ์ – เจนกินส์ ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับพยากรณ์ด้วยอนุกรมเวลาทั่วไป แต่การพยากรณ์แบบบอซซ์ – เจนกินส์ยังคงมีข้อจำกัดเนื่องจากการพยากรณ์แบบนี้จะให้ผลลัพธ์ที่ดีสำหรับข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลาเท่านั้น ส่วนการพยากรณ์โดยการอาศัยความสัมพันธ์จำเป็นต้องมีการเลือกตัวแปรต้นให้เหมาะสมกับข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์เพราะหากตัวแปรต้นที่เลือกมาไม่มีความเหมาะสมกับตัวแปรตามที่ต้องการพยากรณ์แล้วนั้น ผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ก็จะมีค่าความคลาดเคลื่อนสูง

นอกจากนั้นผู้วิจัยพบว่าการศึกษาผลการประยุกต์ใช้การพยากรณ์ที่มีรูปแบบที่ซับซ้อนสำหรับอุตสาหกรรมตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติก หรือแม้กระทั่งในอุตสาหกรรมพลาสติกก็ตามมีค่อนข้างน้อย ซึ่งผู้วิจัยมีความคิดเห็นว่าในอุตสาหกรรมพลาสติกนั้น แท้จริงการเปลี่ยนแปลงทางการตลาดมีผลกระทบต่ออุตสาหกรรมค่อนข้างมากเช่นกัน จึงต้องการศึกษาผลกระทบทางด้านเวลาและปัจจัยด้านอื่นๆ ที่มีผลกับอุตสาหกรรมพลาสติกหรือไม่ โดยเริ่มจากการศึกษาการพยากรณ์ยอดขายของตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกในประเทศไทย ซึ่งผลประโยชน์เบื้องต้นที่ได้คือ การพยากรณ์ที่แม่นยำจะเป็นส่วนสำคัญที่จะทำให้การตัดสินใจที่เกี่ยวข้อง เช่น การบริหารจัดการสินค้าคงคลัง มีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้น สืบเนื่องจากหลายงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดการสินค้าคงคลัง มักจะข้อจำกัดเสมอว่าการพยากรณ์ความต้องการยิ่งแม่นยำมากเท่าใด จะส่งผลให้การบริหารจัดการคงคลังมีประสิทธิภาพมากขึ้นตามไปด้วย ดังนั้นงานวิจัยนี้ผู้วิจัยต้องการที่จะศึกษาหาแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลยอดขายสินค้าของตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติก โดยศึกษาเปรียบเทียบระหว่าง รูปแบบการพยากรณ์แบบบอซซ์-เจนกินส์ (ARIMA) และรูปแบบการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาท (ANN) ทั้งนี้ในการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมได้มีการดัดแปลงประยุกต์ใช้วิชาการทางพันธุกรรมศาสตร์ (Genetic algorithm) ในการหาจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมด้วย

บทที่ 3 ทฤษฎีที่ใช้ในการศึกษา

ดังที่กล่าวมาแล้วว่าการพยากรณ์เป็นสิ่งจำเป็นสำหรับทุกองค์กร เพราะทุกองค์กรต้องมีการวางแผนก่อนการดำเนินงาน และการคาดการณ์เป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่น่ามาช่วยการตัดสินใจการวางแผนต่างๆ ยิ่งโดยเฉพาะกรณีที่ดำเนินงานภายใต้ความไม่แน่นอน การตัดสินใจที่มีผลกระทบกับองค์กรถือเป็นสิ่งที่ทุกองค์กรไม่ต้องการให้เกิดขึ้น การคาดการณ์โดยใช้ประสบการณ์ของผู้มีความรู้หรือใช้ข้อมูลประกอบย่อมมีความน่าเชื่อถือมากกว่าการคาดการณ์อย่างไม่มีความรู้และไม่มีเหตุผลประกอบ แต่ไม่ได้หมายความว่า การใช้ดุลยพินิจในการพยากรณ์จะไม่ดี เพียงแต่การนำเทคนิคมาใช้ถือเป็นส่วนเสริมในการใช้ดุลยพินิจในการตัดสินใจ หากพิจารณาให้ดีเกือบทุกองค์กรมีความจำเป็นต้องใช้การพยากรณ์ ไม่ว่าจะเป็นองค์กรขนาดเล็กหรือใหญ่ เพราะทุกองค์กรจะต้องมีการวางแผนเพื่อรองรับสถานการณ์ในอนาคต ระบบการพยากรณ์ที่ดีจะต้องเชื่อมโยงการพยากรณ์เพื่อการจัดการในด้านต่างๆ เข้าด้วยกัน ทั้งนี้เพราะความผิดพลาดในด้านหนึ่งอาจส่งผลกระทบต่ออีกด้านหนึ่ง

3.1. ความหมายของการพยากรณ์

การพยากรณ์ (Forecasting) หมายถึง การคาดคะเนหรือทำนายการเกิดเหตุการณ์หรือสภาพการณ์ต่างๆ ในอนาคต โดยการพยากรณ์จะทำการศึกษาแนวโน้มและรูปแบบการเกิดเหตุการณ์จากข้อมูลในอดีตและประสบการณ์ ความสามารถของผู้พยากรณ์เพื่อนำมาพยากรณ์ ในปัจจุบันการพยากรณ์มักจะนำไปใช้เกี่ยวกับการวางแผนอุปสงค์ (Demand planning) หรือการพยากรณ์ห่วงโซ่อุปทาน (Supply chain forecasting) ซึ่งมักจะใช้ทั้งวิธีการพยากรณ์ทางสถิติ และการพยากรณ์มักใช้กับอนุกรมเวลา (นิภา นิรุตติกุล, 2553)

3.2. การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา

การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series analysis) เป็นการศึกษาลักษณะของข้อมูลเพื่ออธิบายว่าข้อมูลชุดนั้นๆ มีรูปแบบลักษณะข้อมูลเป็นอย่างไร และนำลักษณะรูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูลนั้นไปใช้ประโยชน์ในด้านต่างๆ เช่น การคาดการณ์แนวโน้มที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งถือว่าเป็นสิ่งสำคัญในการวางแผนการดำเนินงานให้มีประสิทธิภาพ ลักษณะของข้อมูลสามารถแบ่งได้เป็นสองลักษณะ คือ ลักษณะข้อมูลขึ้นกับขอบเขตของความถี่ความถี่ และลักษณะ

ข้อมูลที่ขึ้นกับขอบเขตของเวลา โดยการวิเคราะห์อนุกรมเวลา นั้นเป็นข้อมูลที่มีลักษณะขึ้นกับขอบเขตของเวลา และควรใช้กราฟช่วยในการพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูล ดังนั้นก่อนที่จะนำข้อมูลใดๆ ไปใช้จึงควรมีการศึกษาลักษณะของข้อมูลก่อนเสมอ เพื่อตอบสนองความต้องการของผู้ใช้ได้อย่างถูกต้อง

เมื่อพิจารณาจากองค์ประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลา มีส่วนประกอบอยู่ 4 ส่วนประกอบคือ แนวโน้ม ความผันแปรตามฤดูกาล ความผันแปรตามวัฏจักร และ ความผันแปร อันเนื่องมาจากความไม่แน่นอน และในการวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูล สามารถทำได้ตั้งแต่การพิจารณาลักษณะกราฟของข้อมูลเบื้องต้นเทียบกับเวลา จนถึงการวิเคราะห์ขั้นสูงโดยการใช้โปรแกรมสำเร็จรูปช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูล ข้อมูลอนุกรมเวลาจึงมักนิยมนำมาใช้ในการวิเคราะห์คาดการณ์สิ่งต่างๆ โดยเฉพาะในเรื่องเกี่ยวกับข้อมูลทางธุรกิจ ลักษณะของข้อมูลที่มีส่วนประกอบต่างๆ สามารถอธิบายได้ ดังนี้

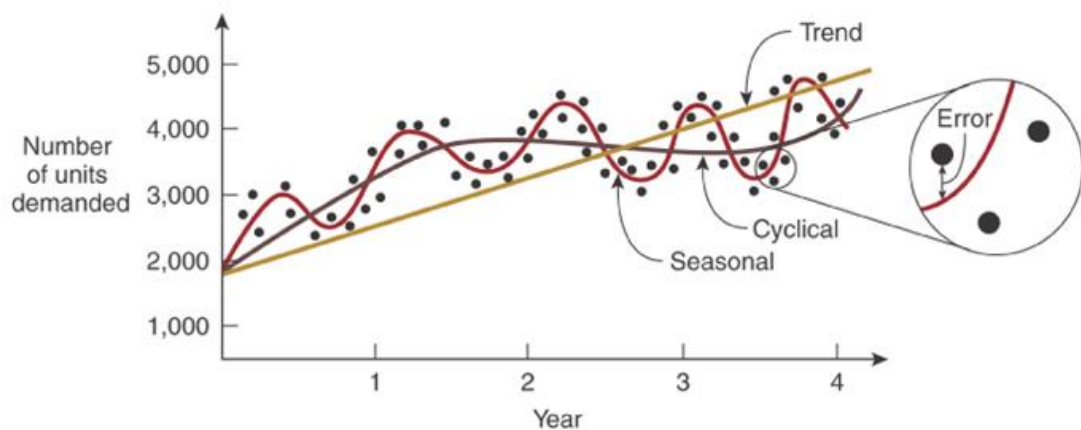
ข้อมูลที่มีแนวโน้ม (Trend data pattern : T) เป็นข้อมูลที่มีการเพิ่มขึ้นหรือลดลงอย่างสม่ำเสมอตามระยะเวลา อาจมีลักษณะเป็นเส้นตรง เส้นโค้ง หรือลักษณะอื่นๆ ส่วนประกอบแนวโน้มของข้อมูลอนุกรมเวลา เป็นส่วนประกอบที่มีความสำคัญส่วนหนึ่ง เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนมากมักจะมีแนวโน้ม จึงควรมีวิธีในการวิเคราะห์แนวโน้มของข้อมูล ซึ่งวิธีที่ง่ายที่สุดในการพิจารณาแนวโน้มของข้อมูล คือ การพิจารณาจากกราฟแสดงการกระจายของข้อมูล ประกอบกับการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาในส่วนอื่นๆ

ข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal data pattern : S) เป็นข้อมูลที่มีส่วนประกอบของอิทธิกรเปลี่ยนแปลงของฤดูกาล มีลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลขึ้นลงซ้ำๆกันในช่วงเวลาเดียวกัน ซึ่งจะแสดงการเปลี่ยนแปลงอันเกิดจากฤดูกาลในลักษณะรูปแบบที่เกิดขึ้นซ้ำๆกันในแต่ละช่วงเวลากการวิเคราะห์ข้อมูลลักษณะนี้เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อทำการแยกความเปลี่ยนแปลงที่เกิดจากฤดูกาลออกจากข้อมูลอนุกรมเวลาซึ่งมีช่วงเวลาที่น้อยกว่าปี อาจจะเป็น เดือนหรือไตรมาส และการวิเคราะห์ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลที่มีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องต่อข้อมูลอนุกรมเวลานั้น จะทำให้ทราบถึงรูปแบบและลักษณะของข้อมูลที่แท้จริง เพื่อประโยชน์ในการพยากรณ์ และในการวางแผนการดำเนินงานทำให้สามารถจัดอิทธิพลของฤดูกาลที่เกี่ยวข้องออกจากข้อมูลอนุกรมเวลาได้ ซึ่งทำให้ได้ค่าพยากรณ์ข้อมูลในสิ่งที่เป็นจริงมากขึ้น

ข้อมูลที่ขึ้นลงตามวัฏจักร (Cyclical data pattern : C) มีลักษณะคล้ายฤดูกาลแต่ช่วงของวัฏจักรจะยาวกว่าฤดูกาลมาก ส่วนมากมักจะขึ้นลงตามวัฏจักรเศรษฐกิจ การวิเคราะห์ความเคลื่อนไหวของข้อมูลลักษณะนี้มีการเปลี่ยนแปลงตามรูปแบบของวัฏจักรซึ่งจะเกิดการเปลี่ยนแปลง 4 ระยะ คือ ระยะธุรกิจรุ่งเรือง ระยะธุรกิจค่อยๆตกต่ำ ระยะธุรกิจตกต่ำ และ ระยะธุรกิจฟื้นตัว บางชุด

ข้อมูลอนุกรมเวลาอาจจะมีครบหรือไม่ครบทั้ง 4 ระยะก็ได้ ในการวิเคราะห์หาค่าการเปลี่ยนแปลงอันเนื่องมาจากวัฏจักรนั้น ควรพิจารณาลักษณะของข้อมูลและคุณลักษณะเฉพาะของข้อมูลนั้นๆ รวมถึงเหตุการณ์ต่างๆ ที่มีผลกระทบต่อข้อมูลมาประกอบด้วย และขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของข้อมูลรูปแบบของการวิเคราะห์ อาจจะใช้โปรแกรมสำเร็จรูปช่วยในการวิเคราะห์เพื่อพิจารณาความเหมาะสมต่างๆ ได้อย่างรวดเร็ว

ลักษณะข้อมูลที่มีความผันแปรอันเนื่องมาจากเหตุการณ์ผิดปกติ เป็นส่วนประกอบหนึ่งของข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งนำมาใช้ในการวิเคราะห์ก่อนจะนำข้อมูลนั้นไปใช้เพื่อการพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยปกตินิยมใช้เป็นเลขดัชนี และมีหน่วยเป็นร้อยละ รวมถึงจะต้องพิจารณาภาพรวมของข้อมูลว่ามีจุดเด่น จุดด้อยของข้อมูลหรือไม่ เพื่อเป็นตัวช่วยในการอธิบายผลและการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลานั้นๆ ด้วย (นवलพรรณ มินาทุง, 2542)



รูปที่ 3.1 ข้อมูลที่มีลักษณะรูปแบบต่างๆ (Cook, 2003)

การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยอาศัยส่วนประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลานิยมนำมาใช้เพื่อช่วยในการพยากรณ์ และนำค่าการพยากรณ์ที่ได้นั้นมาประกอบการวางแผนการดำเนินงาน เพื่อให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น อีกทั้งมีการเตรียมการล่วงหน้าเพื่อผลประโยชน์ที่จะเกิดขึ้น วิธีการวิเคราะห์ส่วนประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลายังมีอีกหลายวิธี โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อแยกส่วนประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลาเพื่อใช้สำหรับการพยากรณ์ เพื่อจะสามารถเลือกรูปแบบที่เหมาะสมและมีความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์น้อยที่สุด

การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำเป็นต้องมีค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์น้อยที่สุด หรือ อีกนัยหนึ่งคือต้องทำให้ค่าพยากรณ์ที่ได้มีความแม่นยำ เป็นที่ยอมรับได้และสามารถนำไปใช้ได้ อย่างมีประสิทธิภาพ การตรวจสอบความเหมาะสมของการพยากรณ์จึงเป็นสิ่งจำเป็น โดยวิธีการ ตรวจสอบความเหมาะสมของการพยากรณ์ก็มีอยู่หลายวิธีซึ่งจะกล่าวถึงรายละเอียดต่อไป เพราะฉะนั้นในการอธิบายผลการวิเคราะห์จึงต้องมีผลจากการวัดค่าความคลาดเคลื่อนจากการ พยากรณ์ควบคู่ไปด้วยเสมอ

3.3. การเลือกวิธีการพยากรณ์

วิธีการพยากรณ์แต่ละวิธี จะต้องพิจารณาถึงการเลือกใช้โดยปัจจัยต่างๆ ดังนี้ เหตุผลในการ พยากรณ์ ค่าพยากรณ์และช่วงเวลาของการพยากรณ์ล่วงหน้าแต่ละวิธีจะเหมาะกับการพยากรณ์ใน ช่วงเวลาล่วงหน้าที่แตกต่างกัน ซึ่งอาจจะเป็นระยะสั้น ระยะกลาง หรือระยะยาว ขึ้นกับเหตุผลการ นำไปประยุกต์ใช้ของค่าการพยากรณ์นั้นๆ (นิภา นิรุตติกุล, 2553)

ระยะเวลาที่ใช้ในการทำการพยากรณ์แต่ละครั้งและความถี่ในการพยากรณ์ โดยแต่ละวิธีจะ ใช้เวลาทั้งการหารูปแบบและการวิเคราะห์ที่แตกต่างกัน เช่น ยอดขายสินค้าหลายๆ ประเภท การใช้ วิธีการพยากรณ์ที่ยุ่ยากจะใช้เวลาการพยากรณ์ที่นานมาก ซึ่งจะทำให้ผลของการพยากรณ์ที่ได้ไม่ทัน ต่อการนำไปใช้งาน

ลักษณะของข้อมูลและจำนวนข้อมูลที่จะใช้ในการพยากรณ์ จำเป็นที่จะต้องทราบว่า จะหา ข้อมูลได้จากแหล่งใด ข้อมูลที่หามาได้มีความน่าเชื่อถือมากน้อยเพียงใด มีลักษณะการเคลื่อนไหว อย่างไร มีหน่วยวัดเป็นอย่างไร และข้อมูลควรมีจำนวนมากน้อยเพียงใดเพียงพอในการนำมาวิเคราะห์ หรือไม่ ซึ่งจะทำให้สามารถเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมและมีประสิทธิภาพได้

ความยากง่ายของการพยากรณ์ วิธีการพยากรณ์ที่ใช้ หากมีความยุ่งยากซับซ้อนหรือใช้เวลา ในการวิเคราะห์นานเกินไปอาจจะไม่เหมาะกับการนำไปใช้งาน เพราะมีความยุ่งยากซับซ้อนและยาก ต่อการอธิบายให้ผู้อื่นเข้าใจ ดังนั้นวิธีการพยากรณ์ที่เลือกใช้ควรเป็นวิธีที่ไม่ยากต่อความเข้าใจมากนัก เวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์ไม่นานมาก และให้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูง

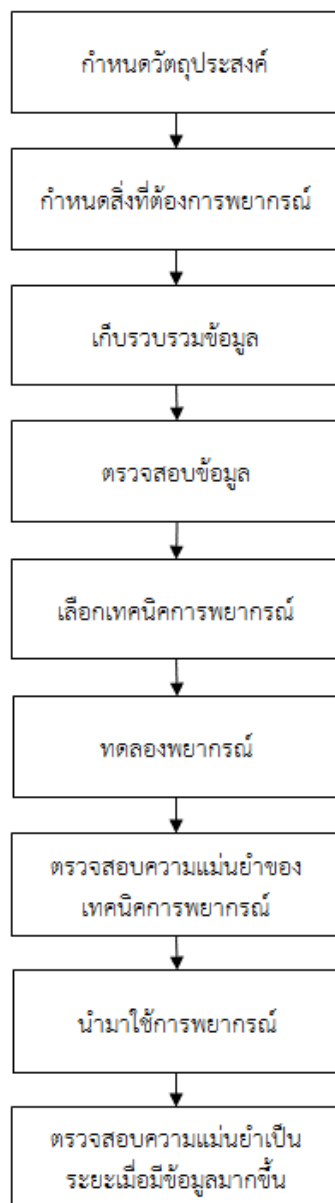
ค่าใช้จ่ายในการพยากรณ์ การพยากรณ์จะมีค่าใช้จ่ายที่ครอบคลุมตั้งแต่การหาตัวแปรที่ เหมาะสมที่จะนำมาศึกษา หาข้อมูล เก็บข้อมูล และการดำเนินการพยากรณ์ตั้งแต่การสร้างรูปแบบ จนถึงหาค่าพยากรณ์จากตัวแปรหรือสมการพยากรณ์ ต้องพิจารณาว่าเหมาะสมหรือไม่หากมีการ ลงทุนในการหาค่าตัวแปรต่างๆ กับค่าพยากรณ์ที่ได้

ความถูกต้องของการพยากรณ์ ซึ่งแต่ละวิธีจะให้ความถูกต้องของค่าพยากรณ์ที่แตกต่างกันไป อย่างไรก็ตามยังไม่มีวิธีการชี้วัดว่าวิธีการพยากรณ์ใดจะให้ค่าการพยากรณ์ที่ดีที่สุด ข้อจำกัดของแต่ละวิธี วิธีการพยากรณ์บางวิธี เช่น การวิเคราะห์ถดถอย จะให้ค่าการพยากรณ์ทั้งที่เป็นแบบจุดและแบบช่วงพยากรณ์ (Point and interval forecast) ส่วนวิธีแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลาให้แต่ค่าพยากรณ์ที่เป็นแบบจุด ซึ่งอาจไม่เหมาะสมกับข้อมูลบางประเภท

โปรแกรมสำเร็จรูปสำหรับวิธีการพยากรณ์ที่มีการคำนวณยุ่งยากและใช้เวลา ถึงแม้จะให้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูง ผู้พยากรณ์อาจไม่เลือกใช้หากไม่มีโปรแกรมสำเร็จรูปช่วยในการคำนวณและวิเคราะห์แต่อย่างไรก็ตามต้องคำนึงถึงค่าใช้จ่ายที่อาจเกิดขึ้นจากการลงทุนหาโปรแกรมสำเร็จรูปมาใช้ด้วย

3.4. กระบวนการพยากรณ์

กระบวนการพยากรณ์ มี 9 ขั้นตอนสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.2 สังเกตได้ว่ากระบวนการพยากรณ์ทั้ง 9 ขั้นตอน ต้องมีการพยากรณ์ซ้ำๆ และตรวจสอบผลการพยากรณ์เป็นระยะๆ เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่ถูกต้องมากที่สุด เพราะฉะนั้นการพยากรณ์ไม่สามารถทำการพยากรณ์เพียงครั้งเดียวแล้วถือว่าสิ้นสุด เมื่อเวลาผ่านไปหรือมีการเปลี่ยนแปลงของเหตุการณ์ ผู้พยากรณ์ต้องทำการพยากรณ์ซ้ำ ในช่วงเวลาใหม่ (นิภา นิรุตติกุล, 2553)



รูปที่ 3.2 ขั้นตอนกระบวนการพยากรณ์

3.5. การวิเคราะห์รูปแบบข้อมูลเพื่อใช้ในการพยากรณ์

การพยากรณ์จะให้ค่าที่ถูกต้องและมีประโยชน์จะต้องพิจารณาใน 2 เรื่อง คือ การเก็บข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ซึ่งจะทำให้การพยากรณ์ถูกต้อง และการเลือกเทคนิคการพยากรณ์เพื่อให้เกิดประโยชน์ที่สุด หลังจากที่มีการเก็บข้อมูลและลดข้อมูลให้เหลือแต่ข้อมูลที่เกี่ยวข้องแล้วนั้น ขั้นตอนต่อไปคือการตรวจสอบลักษณะของข้อมูลว่าข้อมูลดังกล่าวมีลักษณะอย่างไร โดยนำข้อมูลมา

สร้างเป็นกราฟเส้นหรือนำมาหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ จากนั้นจึงเข้าสู่ขั้นการเลือกเทคนิคการพยากรณ์ (นิภา นิรุตติกุล, 2553)

เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณที่พยากรณ์โดยเทคนิคทางสถิติ ผู้พยากรณ์ต้องแน่ใจว่าข้อมูลที่นำมาพยากรณ์เหมาะสมที่จะใช้วิเคราะห์เพียงใด จึงควรวิเคราะห์รูปแบบข้อมูลก่อนว่าข้อมูลดังกล่าวมีลักษณะใด มีส่วนประกอบใดอยู่ในข้อมูล เพื่อที่จะเลือกวิธีการพยากรณ์ได้เหมาะสม เกิดความถูกต้องแม่นยำ ซึ่งการวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลสามารถพิจารณาได้จากค่าสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ

การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ (Autocorrelation analysis) เป็นการวัดความสัมพันธ์ของตัวแปรในช่วงเวลาปัจจุบันกับช่วงเวลาก่อนหน้า (Lag time) ตั้งแต่ 1 ช่วงเวลาขึ้นไป การวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลจะวิเคราะห์จากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติหลายลักษณะติดต่อกันไป เพื่อพิจารณาว่าข้อมูลที่สนใจมีลักษณะใดประกอบอยู่ (วารภรณ์ ยิ่งยวด, 2550) แสดงดังสมการ 3.1

	ข้อมูลอดีต	t	การพยากรณ์ในอดีต
	A_{t-k}	A_{t-3}	A_{t-2}
	A_{t-1}	A_t	A_{t+1}
	A_{t+2}	A_{t+3}	A_{t+k}

โดยที่ A_t เป็นข้อมูลปัจจุบัน

A_{t-k} เป็นข้อมูลในอดีต (โดยที่ $k = 1, 2, 3, \dots, n$)

A_{t+k} เป็นข้อมูลที่พยากรณ์ (โดยที่ $k = 1, 2, 3, \dots, n$)

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (A_t - \bar{A})(A_{t-k} - \bar{A})}{\sum_{t=1}^n (A_t - \bar{A})^2} \quad (3.1)$$

โดยที่	r_k	=	ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตลำดับที่ k
	\bar{A}	=	ค่าเฉลี่ยของ A
	A_t	=	ค่า A ณ เวลาที่ t
	A_{t-k}	=	ค่า A งวดก่อนหน้างวด k หรือ งวดที่ $t-k$

กราฟการแสดงสหสัมพันธ์แบบออโตมีประโยชน์ในการแสดงสหสัมพันธ์แบบออโตในลำดับแบบต่างๆ โดยแกนตั้งแสดงขนาดความ สัมพันธ์ที่เป็นไปได้ตั้งแต่ -1 ถึง +1 ส่วนแกนนอนแสดงช่วงเวลา (Lagged period) อย่างไรก็ตามหากผู้พยากรณ์เพิ่มจำนวนข้อมูลที่นำมาใช้คำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตในลำดับต่างๆ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตอาจจะเปลี่ยนแปลงไป ยิ่งผู้พยากรณ์มีข้อมูลในอดีตมากขึ้นจนทำให้เป็นภาพลักษณะของข้อมูลได้ชัดเจนขึ้น

การตรวจสอบข้อมูลอนุกรมเวลาจะพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตตั้งแต่ลำดับที่ 1 จนถึงลำดับสุดท้าย เพื่อนำมาวิเคราะห์ว่าข้อมูลมีลักษณะ ดังต่อไปนี้หรือไม่

- ข้อมูลมีการสุ่มหรือไม่ (หรือข้อมูลที่ไม่มีความสัมพันธ์ตามลำดับเวลาที่เพิ่มขึ้น)
- ข้อมูลมีลักษณะเป็นแนวโน้มหรือไม่
- ข้อมูลมีลักษณะเป็นข้อมูลคงที่หรือไม่
- ข้อมูลมีลักษณะเป็นข้อมูลที่มีฤดูกาลหรือไม่

ถ้าข้อมูลมีการสุ่ม แสดงว่าข้อมูลในอดีตไม่มีความสัมพันธ์กัน ไม่สามารถนำข้อมูลในอดีตมาพยากรณ์อนาคตได้ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตในทุกค่าจะมีค่าจะใกล้ศูนย์ (0)

ถ้าอนุกรมมีแนวโน้ม แสดงว่าข้อมูลในอดีตสามารถพยากรณ์อนาคตได้ และข้อมูลมีลักษณะแนวโน้ม ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตลำดับต้นจะมีค่าสูง หรือจะแตกต่างจากค่าศูนย์ (0) มาก และจะค่อยๆลดลงเข้าหา 0 เมื่อลำดับเพิ่มขึ้น โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตลำดับที่ 1 จะมีค่ามาก หรือใกล้กับ 1 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตลำดับที่ 2 จะมีค่าสูงเช่นเดียวกัน แต่ไม่เท่ากับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตลำดับที่ 1

ถ้าอนุกรมมีลักษณะคงที่ แสดงว่าข้อมูลในอนาคตจะมีค่าคงที่ใกล้เคียงกับข้อมูลในอดีต ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตในลำดับต้น (r_1, r_2) จะมีค่าสูงและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตในลำดับต่อมา (r_3, r_4, \dots) จะลดลงเท่ากับศูนย์อย่างรวดเร็ว

ถ้าอนุกรมมีรูปแบบของฤดูกาล แสดงว่าข้อมูลมีฤดูกาลประกอบอยู่ สามารถนำข้อมูลในอดีตมาพยากรณ์อนาคตได้ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโต (r) จะมีค่ามากในลำดับที่มีการเคลื่อนไหว

ของฤดูกาล เช่น ถ้าเป็นอนุกรมรายไตรมาส r จะมีค่ามากในลำดับที่ 4, 8, 12, ... ถ้าเป็นอนุกรมรายเดือน จะมากในลำดับที่ 12, 24, 36, ...

ในการวิเคราะห์ว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญ สามารถวิเคราะห์ได้ 3 วิธีคือ

1. การวิเคราะห์จากการเปรียบเทียบค่า t_{cal} กับ ค่า $t_{\alpha/2, n-1}$
2. นำค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติเปรียบเทียบกับขีดจำกัดบน - ล่าง
3. นำค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติเปรียบเทียบกับกฎ Rule of Thumb

วิธีที่ 1 การวิเคราะห์จากการเปรียบเทียบ ค่า t_{cal} กับ ค่า $t_{\alpha/2, n-1}$ ทำได้โดยจะทำการคำนวณหาค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติลำดับที่ k (standard errors of the autocorrelation function) ดังสมการ 3.2

$$SEr(k) = \sqrt{\frac{1 + 2 \sum_{i=0}^{k-1} r_i^2}{n}} \quad (3.2)$$

โดยที่ SEr_k = ค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติลำดับที่ k

r_i = ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติลำดับที่ i

n = จำนวนข้อมูล

และนำมาทดสอบโดยใช้การคำนวณค่าที่ (t -statistic) ดังสมการ 3.3

$$t = \frac{r_k - \rho_k}{SEr(k)} \quad (3.3)$$

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ จะแตกต่างจากศูนย์ เมื่อค่า $|t_{cal}| > t_{\alpha/2, n-1}$

วิธีที่ 2 นำค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโต เปรียบเทียบกับขีดจำกัดบน - ล่าง ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโตจากสมการ 3.3 จะเท่ากับศูนย์เมื่อค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโต (r) อยู่ในช่วงของค่า t_{cal} และสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโตจะแตกต่างจากศูนย์เมื่อ $|t_{cal}| > t_{\alpha/2, n-1}$

วิธีที่ 3 นำค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโต เปรียบเทียบกับ กฎหัวแม่มือ (Rule of thumb) จะใช้ได้เมื่อข้อมูลมีขนาดใหญ่และมีการแจกแจงปกติ ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโตจากสมการ 3.3 จะเท่ากับศูนย์เมื่อค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโต (r) อยู่ในช่วงของ t_{cal} และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโตจะแตกต่างจากศูนย์เมื่อ $|t_{cal}| > t_{\alpha/2, n-1}$ (n = จำนวนค่าสังเกต)

3.6. เทคนิคการพยากรณ์

ในการพยากรณ์มีหลากหลายวิธีที่นิยมใช้กัน เทคนิคหรือวิธีที่ใช้ในการพยากรณ์แบ่งออกเป็น 2 วิธีใหญ่ๆ คือ

3.6.1 การพยากรณ์เชิงคุณภาพ

เมื่อไม่มีข้อมูลในอดีตที่จะใช้เพื่อนำมาพยากรณ์ เทคนิคการพยากรณ์เชิงคุณภาพจึงเป็นอีกวิธีหนึ่งที่มีผู้นิยมใช้กัน มักใช้ในการพยากรณ์ความต้องการของผลิตภัณฑ์ใหม่ๆ หรือใช้เพื่อหากกลยุทธ์การแข่งขันที่ดีที่สุด รวมถึงการใช้ปรับปรุงการพยากรณ์ระยะยาว ซึ่งกล่าวได้ว่าการพยากรณ์เชิงคุณภาพเป็นการปรับปรุงค่าพยากรณ์โดยใช้ดุลยพินิจ และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญในอุตสาหกรรมนั้นๆ เทคนิคการพยากรณ์เชิงคุณภาพทำได้หลายลักษณะ ดังนี้ (นิภา นิรุตติกุล, 2553)

1. การพยากรณ์โดยคณะผู้บริหาร เป็นการให้ผู้รับผิดชอบบริหารในฝ่ายต่างๆ เข้าร่วมพยากรณ์ในนามของบริษัท มักใช้ การลงมติ เป็นการตัดสินใจ
2. วิธีเดลฟาย เป็นวิธีการพยากรณ์เชิงคุณภาพอีกวิธีการหนึ่งที่นิยมใช้กับ ค่าการพยากรณ์จากวิธีนี้มาจากความเห็นของหลายฝ่าย อาจเป็นบุคคลภายในหรือ ภายนอกบริษัทก็ได้
3. การพยากรณ์โดยหน่วยงาน เป็นเทคนิคที่อาศัยความเชี่ยวชาญของหน่วยงานที่เกี่ยวข้องมาเพื่อทำการพยากรณ์ อย่างไรก็ตามวิธีนี้อาจเกิดความผิดพลาดจากความลำเอียงของหน่วยงานนั้นๆ
4. การวิจัยตลาด สามารถวิจัยตลาดโดยใช้ข้อมูลปฐมภูมิ หรือทุติยภูมิก็ได้ ขึ้นกับว่าต้องการพยากรณ์สินค้าประเภทไหน และมีงบประมาณในการสำรวจข้อมูลเพื่อมาวิจัยตลาดมากน้อยเพียงใด

3.6.2 การพยากรณ์เชิงปริมาณ

เป็นการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลในอดีตและใช้วิธีการทางคณิตศาสตร์หรือวิธีการทางสถิติเข้ามาใช้ในการพยากรณ์ ซึ่งสามารถจำแนกได้เป็น 2 เทคนิคใหญ่ๆ ได้แก่ เทคนิคการพยากรณ์ทางสถิติ (นิภา นิรุตติกุล, 2553) และเทคนิคการพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์ มีรายละเอียดดังนี้

● การพยากรณ์ทางสถิติ

1. วิธีนาอีฟ (Naïve methods) เทคนิคนี้ใช้ข้อมูลปัจจุบันเป็นค่าพยากรณ์ที่ดีที่สุดของอนาคต โดยวิธีนาอีฟยังสามารถแบ่งย่อยได้เป็น วิธีนาอีฟลำดับแรก (First naïve), วิธีนาอีฟสำหรับข้อมูลแนวโน้ม (Naïve for trend series), วิธีนาอีฟสำหรับข้อมูลฤดูกาล (Naïve for seasonal series) และวิธีนาอีฟสำหรับข้อมูลแนวโน้มและฤดูกาล (Naïve for trend and seasonal series) สามารถแสดงดังสมการ 3.4 ได้ดังนี้

$$F_{t+1} = A_t \quad (3.4)$$

โดยที่

A_t เป็นข้อมูลจริง ณ เวลา t

F_{t+1} เป็นค่าพยากรณ์ 1 ช่วงเวลาล่วงหน้า หรือ ณ เวลา $t+1$

2. วิธีค่าเฉลี่ย (Average methods) เทคนิคนี้เป็นวิธีการหาค่าเฉลี่ยจากการปรับความผันผวนของข้อมูลที่เกิดขึ้นระยะสั้น โดยการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของข้อมูลจริงในอดีต ซึ่งวิธีค่าเฉลี่ยสามารถแบ่งได้เป็น

- วิธีค่าเฉลี่ยอย่างง่าย (Simple average methods)
- วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average methods)
- วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 2 ครั้ง (Double moving average methods)

3. วิธีการทำให้เรียบ หรือ วิธีการปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential smoothing methods) วิธีนี้คล้ายกับวิธีค่าเฉลี่ย เพียงแต่มีการปรับเรียบข้อมูลในอดีต ซึ่งมีสมมติฐานว่าข้อมูลที่เกิดขึ้นในแต่ละช่วงมีน้ำหนักไม่เท่ากันสำหรับวิธีการปรับเรียบมีอยู่หลายวิธีขึ้นกับลักษณะของข้อมูล วิธีการปรับเรียบ มีดังนี้

- วิธีทำให้เรียบอย่างง่าย (Simple exponential smoothing หรือ Single exponential smoothing method)

- วิธีทำให้เรียบที่มีการปรับค่า (Adaptive – response – single exponential smoothing method)
- วิธีทำให้เรียบซ้ำสองครั้ง (Double exponential smoothing method)
- วิธีทำให้เรียบแบบฮอลท์ (Holt’s exponential smoothing method)
- วิธีการปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์ (Winters exponential smoothing method)

4. วิธีการพยากรณ์โดยใช้วิธีบ็อกซ์ – เจนกินส์ หรือ ARIMA ใช้ความสัมพันธ์ของข้อมูลในอดีต เพื่อแสดงพฤติกรรมของข้อมูลดังกล่าวมาเป็นแนวทางในการวิเคราะห์หาค่าพยากรณ์เพื่อแสดงพฤติกรรมของข้อมูลในอนาคต เทคนิคนี้จะต้องมีข้อมูลในอดีตจำนวนมากพอสมควร โดยจะพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกต Y และเวลาตำแหน่ง t ซึ่งสามารถแสดงความสัมพันธ์ของค่าสังเกตในช่วงเวลาอดีตระหว่าง Y_t กับ Y_{t-1} และนำมาพยากรณ์ค่าในอนาคตได้ การพยากรณ์โดยวิธี ARIMA มักจะนำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลระยะสั้นหรือปานกลางเท่านั้น ไม่นิยมนำมาใช้ในการพยากรณ์ระยะยาว (วารสารณ ยิงยวด, 2550) การพยากรณ์โดยวิธี ARIMA มีรูปแบบสมการเบื้องต้นดังสมการ 3.5 คือ

$$Y_t = P + \varepsilon_t \quad (3.5)$$

โดยที่ Y_t = ค่าสังเกตของอนุกรมเวลาที่เวลา t

P = ค่าคงที่ของรูปแบบความสัมพันธ์ของสมการ

ε_t = ค่าความคลาดเคลื่อนสุ่มที่เวลา t

● การพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์

เป็นการพยากรณ์โดยวิเคราะห์จากความสัมพันธ์ของตัวแปรหรือความเป็นเหตุเป็นผลของตัวแปร โดยตัวแปร 2 ตัวที่มีความสัมพันธ์กัน จำแนกได้ดังนี้

- ตัวแปรต้น หรือตัวแปรอิสระ (Independent variable) เป็นตัวแปรที่มีการกำหนดค่าที่แน่นอนไว้ล่วงหน้า และส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของสมการ

- ตัวแปรตาม (Dependent variable) เป็นตัวแปรที่เปลี่ยนแปลงไปตามตัวแปรต้น ซึ่งอาจจะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกัน หรือทิศทางตรงกันข้ามก็ได้

เทคนิคดังกล่าว ได้แก่ การวิเคราะห์ถดถอยอย่างง่าย (Simple regression analysis) และการวิเคราะห์ถดถอยโดยใช้ตัวแปร 2 ตัว (Bivariate regression analysis) โดยมีรายละเอียดดังนี้

1. วิธีถดถอยเชิงเดี่ยว (Simple regression model)

ในกรณีนี้จะหาสมการเพื่อใช้พยากรณ์ โดยใช้ความสัมพันธ์ของตัวแปรเพียง 1 ตัว เช่น เชื่อว่ายอดขายขึ้นกับราคาน้ำมันโลก ก็เก็บรวบรวมข้อมูลในอดีตเพื่อสร้างตัวแบบความสัมพันธ์ของตัวแปรยอดขายกับตัวแปรราคาน้ำมันโลก ดังนั้นจึงเรียกตัวแปรยอดขายว่าเป็นตัวแปรตาม (Dependent variable) และเรียกตัวแปรงบประมาณว่าเป็นตัวแปรต้นหรือตัวแปรอิสระ (Independent variable) โดยสมการแสดงได้ดังสมการ 3.6 คือ

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta \quad (3.6)$$

โดย Y = ตัวแปรตาม

x = ตัวแปรอิสระ

β = ค่าความผิดพลาด

β_0 = intercept ค่าที่เกิดจากจุดที่เส้นตรงตัดกับแกน Y

β_1 = Slope ความเอียงของเส้น จำนวนที่เพิ่มขึ้นหรือลดลงในค่า Y เมื่อเพิ่มค่า x

1 หน่วย

หลักการวิเคราะห์การถดถอยนั้นจากข้อมูลที่เก็บมาจะพยายามหาเส้นตรงที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้ง 2 ให้มีความผิดพลาดต่ำที่สุด (Minimized sum of squares of the errors, SSE) การทดสอบว่าตัวแบบหรือสมการเส้นตรงสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ได้หรือไม่นั้นสามารถใช้ F-test ในการทดสอบว่าตัวแบบสามารถนำไปใช้ได้ ส่วนการใช้ Analysis of variance (ANOVA) สามารถนำไปทดสอบว่ามีความสัมพันธ์ทางสถิติระหว่างตัวแปรตาม กับตัวแปรอิสระ 1 ตัวหรือมากกว่า 1 ตัวได้ เทคนิคการพยากรณ์

2. วิธีการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple regression method)

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ เป็นการดูความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระมากกว่า 1 ตัว และ ตัวแปรตาม 1 ตัวพหุคูณ แนวคิดจะเหมือนในกรณีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเดี่ยว สมการแสดงความสัมพันธ์ คือ

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \beta \quad (3.7)$$

จากสมการ 3.7 ตัวแปรตามขึ้นกับตัวแปรอิสระจำนวน n ตัวโดยค่า β_n เป็นการชี้ให้เห็นว่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระ แต่ละตัว โดยที่ตัวแปรอิสระอื่นๆ คงที่

ความแตกต่างระหว่างการพยากรณ์อนุกรมเวลาและการพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์ เทคนิคการพยากรณ์ทั้งสอง ต่างก็มีประโยชน์ในสถานการณ์การพยากรณ์ที่แตกต่างกัน การพยากรณ์อนุกรมเวลาอาจมีความยุ่งยากน้อยกว่าในขั้นตอนการพยากรณ์ แต่การพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์จะก่อให้เกิดประโยชน์ต่อการกำหนดนโยบายและการตัดสินใจของผู้บริหารได้มากกว่า การจะเลือกใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบใดนั้นขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ในการพยากรณ์เป็นสำคัญด้วย เพราะถึงแม้เทคนิคการพยากรณ์ทั้งสองจะเป็นการพยากรณ์เชิงปริมาณเหมือนกัน แต่ก็มี ความแตกต่างกันอยู่หลายประการ การพิจารณาว่าเทคนิคในการพยากรณ์ใดมีความเหมาะสมมากที่สุดนั้น ไม่สามารถที่จะสรุปได้ เนื่องจากต้องพิจารณาจากหลายๆ ปัจจัย และสิ่งสำคัญที่สุดของกรพยากรณ์ คือต้องทราบวัตถุประสงค์ว่าต้องการพยากรณ์หรือต้องการคาดการณ์สิ่งใดไปเพื่ออะไร (Mahfound และคณะ, 1996)

3.7. เทคนิคการพยากรณ์โดยใช้วิธีของบอช - เจนกินส์ หรือ ARIMA

วิธีการพยากรณ์สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาโดยทั่วไปแล้ว จะมีข้อสมมติฐานว่าอนุกรมเวลา $(\dots, Y_{t-2}, Y_{t-1}, Y_t, Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots)$ จะไม่มีสหสัมพันธ์ ซึ่งข้อสมมติฐานดังกล่าวจะพบว่าไม่เป็นจริงอยู่บ่อยครั้ง หมายความว่า ในข้อมูลอนุกรมสำหรับหลายกรณี ที่มีสหสัมพันธ์ ดังนั้นการที่ตัวแปรอนุกรมเวลาที่ไม่มีความสัมพันธ์อาจจะไม่เหมาะสมกับเทคนิคการพยากรณ์ทั่วไป เนื่องจากว่าในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ของเทคนิคการพยากรณ์เหล่านี้ไม่ได้มีการนำตัวแปรสหสัมพันธ์ไปใช้ในการ

คำนวณ จากข้อยกเว้นดังกล่าวจึงได้มีผู้คิดหาเทคนิควิธีการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการนำค่าสหสัมพันธ์มาใช้ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ด้วย ซึ่งก็คือเทคนิคการพยากรณ์ของบ็อกซ์ - เจนกินส์ ปัจจุบันพบเห็นการนำเทคนิคการพยากรณ์ดังกล่าวมาประยุกต์ใช้กับธุรกิจและอุตสาหกรรมมากขึ้น เนื่องจากมีผู้ศึกษาแล้วพบว่าให้ค่าความแม่นยำสูงกว่าเทคนิคการพยากรณ์แบบทั่วๆ ไป (สุรเจตน์ อภิเรืองธรรม, 2551)

ซึ่งหลักการทำงานของเทคนิคการพยากรณ์ของบ็อกซ์ - เจนกินส์ คือ จะพิจารณาสหสัมพันธ์ระหว่าง Y ที่ตำแหน่งเวลา t (Y_t) และ Y ที่ตำแหน่งเวลาที่ผ่านมามากๆ (\dots, Y_{t-2}, Y_{t-1}) เพื่อหาตัวแบบอนุกรมเวลา และเมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาดังกล่าวแล้วจะใช้ตัวแบบนี้หาค่าพยากรณ์ของ Y ที่เวลาในอนาคต (Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots) ตัวแบบการพยากรณ์ของบ็อกซ์ - เจนกินส์ โดยทั่วไปจะใช้พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาระยะปานกลาง หรือระยะสั้นเท่านั้น ด้วยเหตุผลว่าเทคนิคการพยากรณ์ของบ็อกซ์ - เจนกินส์จะให้ค่าน้ำหนักความสำคัญกับข้อมูลในอดีตระยะใกล้มากกว่าข้อมูลในอดีตที่ไกลออกไป

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้กับเทคนิคการพยากรณ์แบบบ็อกซ์ - เจนกินส์ จะเป็นเลขจำนวนเต็มหรือเลขที่มีทศนิยมก็ได้ จะเป็นจำนวนบวกหรือเป็นจำนวนลบก็ได้ แต่ข้อมูลเหล่านั้น ต้องมีคาบเวลาเรียงตามลำดับเวลาดำเนินการห่างเท่าๆกัน นอกจากนี้เทคนิคการพยากรณ์นี้ยังสามารถใช้ได้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีองค์ประกอบอื่นๆเช่น มีแนวโน้มของฤดูกาล เป็นต้น การพยากรณ์ด้วยเทคนิคการพยากรณ์แบบบ็อกซ์ - เจนกินส์ จะต้องมีข้อมูลในการทำตัวแบบปริมาณมาก อย่างน้อยต้องมีจำนวน 50 ข้อมูล และมีข้อควรระวังในกรณีที่มีข้อมูลมีองค์ประกอบของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง พบว่า ถ้าหากมีการใช้ข้อมูลจำนวนน้อยเกินไป อาจจะทำให้ไม่เห็นอิทธิพลขององค์ประกอบของฤดูกาล และนอกจากนี้ต้องใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่อยู่ในสถานะคงที่ หมายความว่าข้อมูลต้องมีค่าคงในค่าเฉลี่ยในความแปรปรวน ซึ่งก็คือข้อมูลไม่แปรผันตามเวลา (วารภรณ์ ยิ่งยวด, 2550)

แนวความคิดพัฒนาเทคนิคการพยากรณ์แบบบ็อกซ์ - เจนกินส์ ได้มาจากการศึกษาของกระบวนการเชิงเส้น แสดงดังสมการ 3.8

$$Y_t = \mu + a_t + \phi_1 a_{t-1} + \dots \quad (3.8)$$

และพิจารณาอนุกรมเวลาหรือค่าสังเกต Y_t เกิดจากผลบวกเชิงเส้นของตัวแปรสุ่ม a_t ที่ไม่มีสหสัมพันธ์กัน ซึ่งตัวแปรสุ่ม a_t ถูกเรียกว่า ค่าความคาดเคลื่อนสุ่ม และสมมุติว่าแต่ละตัวมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และมีความแปรปรวนคงที่ ในการแจกแจงแบบปกติ

ในกระบวนการเชิงเส้นหรือตัวแบบเชิงเส้น พารามิเตอร์ μ คือระดับค่าเฉลี่ยของ Y_t เมื่ออนุกรมเวลาอยู่ในสถานะคงที่ และพารามิเตอร์ Y_1 เป็นน้ำหนักที่ให้กับตัวแปรสุ่ม a_{t-1} ถ้าพารามิเตอร์มีจำนวนเป็นอนันต์กระบวนการเชิงเส้นจะไม่มีประโยชน์ในการทำการพยากรณ์ เพราะฉะนั้นในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์จะต้องประกอบด้วยพารามิเตอร์ที่มีจำนวนจำกัดและเพียงพอต่ออนุกรมเวลา (Chatfield, 2000)

3.7.1 ตัวแบบสถานะคงที่ (Stationary models)

1. ตัวแบบอัตถดถอย (Autoregressive models: AR)

ข้อมูลอนุกรมเวลาจะเคลื่อนที่อยู่รอบๆ ค่าคงที่ค่าหนึ่ง เมื่ออยู่ในสถานะคงที่ ซึ่งค่าคงที่ค่านั้นคือ μ ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยของ Y_t เมื่ออนุกรมเวลาอยู่ในสถานะคงที่ ดังนั้นจากตัวแบบของกระบวนการเชิงเส้น ได้มีการพัฒนาเป็นตัวแบบเฉพาะขึ้นมา โดยจะเรียกว่า ตัวแบบอัตถดถอยอันดับ p หรือกระบวนการอัตถดถอยอันดับ p สามารถแทนด้วยอักษรย่อ AR (p) ซึ่งมีรูปแบบของตัวแบบสมการโดยทั่วไปดังสมการ 3.9 ต่อไปนี้ (Chatfield, 2000)

$$Y_t - \mu = \theta_1(Y_{t-1} - \mu) + \theta_2(Y_{t-2} - \mu) + \dots + \theta_p(Y_{t-p} - \mu) + a_t \quad (3.9)$$

และ $\theta_1, \theta_2, \theta_p, \mu$ เป็นพารามิเตอร์ที่โดยทั่วไปไม่ทราบค่า จะประมาณค่าด้วยข้อมูลของ Y_t

จากตัวแบบ AR(p) ดังกล่าว สามารถเขียนให้อยู่ในรูปแบบสมการสั้นๆ ได้ดังสมการ 3.10 ดังนี้

$$\phi_p(B)Z_t = a_t \quad (3.10)$$

โดยที่ $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ ซึ่ง B คือ backward-shift operator

2. ตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average models: MA)

จากสมการของกระบวนการเชิงเส้น สมการ 3.8 ที่ได้มีการพัฒนาตัวแบบอัตถดถอยแล้ว ยังได้มีการพัฒนารูปแบบเฉพาะอีกกลุ่มหนึ่ง ซึ่งจะเรียกว่า ตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ q หรือ

กระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ q สามารถสัญลักษณ์ด้วยอักษร MA (q) ซึ่งสามารถแสดงความสัมพันธ์ของตัวแบบได้ดังสมการ 3.11

$$Y_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (3.11)$$

เทคนิคการพยากรณ์แบบบอซซ์ – เจนกินส์ นอกจากอนุกรมเวลาต้องมีสถานะที่คงที่แล้ว ยังมีข้อจำกัดอีกอย่างหนึ่ง คือ อนุกรมเวลาต้องผกผันได้ นั่นหมายความว่า AR (p) มีคุณสมบัติที่ผกผันได้ แต่อาจจะไม่อยู่ในสถานะคงที่ ในขณะที่ตัวแบบ MA (q) ที่มีคุณสมบัติคงที่เสมอ แต่อาจจะไม่ผกผันได้ เป็นต้น ดังนั้น จึงต้องมีการตรวจสอบคุณสมบัติคงที่ในตัวแบบ AR (p) และตรวจสอบคุณสมบัติที่ผกผันได้กับตัวแบบ MA (q)

3. ตัวแบบผสมอัตถดถอย – ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Autoregressive moving average: ARMA)

เราจะพบว่าในบางกรณีการที่จะใช้ตัวแบบ AR (p) อันดับสูงมากๆ ตัวแบบเดียว หรือการใช้ตัวแบบ MA (q) ที่มีอันดับสูงมากๆ เพียงตัวแบบเดียวจะต้องใช้เวลาในการคำนวณค่อนข้างนาน เพื่อเป็นการประหยัดเวลาจึงได้มีผู้คิดค้นตัวแบบผสมระหว่างอัตถดถอยกับค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ซึ่งจะแทนด้วยสัญลักษณ์ ARMA (p,q) เป็นตัวแบบหรือกระบวนการผสมอัตถดถอยและค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ อันดับ p และ q สามารถแสดงความสัมพันธ์ของตัวแบบได้ดังสมการ 3.12

$$Y_t = \mu + \phi_1(Y_{t-1} - \mu) + \dots + \phi_p(Y_{t-p} - \mu) + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (3.12)$$

3.7.2 ตัวแบบสถานะไม่คงที่ (Non-stationary models or autoregressive integrated moving average model: ARIMA)

ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลาเคลื่อนไหวรอบค่าเฉลี่ยหรือความแปรปรวนอยู่ในสถานะไม่คงที่ (Non-stationary) ก่อนนำข้อมูลอนุกรมเวลาไปใช้พิจารณากำหนดตัวแบบ จำเป็นต้องมีการแปลงข้อมูลนั้นอยู่ในสถานะนิ่งก่อน การเปลี่ยนแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาจากสถานะไม่คงที่มาเป็นข้อมูลที่มีสถานะคงที่ในค่าเฉลี่ย อาศัยการหาผลต่างของข้อมูลเพื่อให้ได้ข้อมูลชุดใหม่ที่อยู่ในสถานะคงที่ ซึ่งการหาผลต่างดังกล่าวสามารถทำได้มากกว่า 1 ครั้ง โดยทั่วไปถ้าข้อมูลอนุกรมเวลามีแนวโน้มเข้ามาเกี่ยวข้อง จะเกิดการหาผลต่างประมาณ 2 ครั้งถึงจะอยู่ในสถานะที่คงที่ การหาผลต่างของข้อมูลอนุกรมเวลาไม่

ควรทำหลายครั้งเกินไป เนื่องจากอาจจะส่งผลทำให้ข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบนั้น ๆ มีความคลาดเคลื่อนสูง (Chatfield, 2000)

จากที่กล่าวมาถ้าข้อมูลอยู่ในสถานะไม่คงที่รอบค่าเฉลี่ย หรือไม่มีการเคลื่อนไหวรอบค่าเฉลี่ยค่าหนึ่ง จะต้องทำการแปลงข้อมูลดังกล่าวโดยการหาผลต่าง และการหาผลต่างจำนวน d ครั้งจะสามารถนำมาแสดงเป็นความสัมพันธ์ของตัวแบบผสมได้ดังนี้

เมื่อทำการหาผลต่างครั้งที่ 1 จะได้ข้อมูลชุดใหม่ คือ

$$W_t = (1-B)Y_t = Y_t - Y_{t-1}, t = 2, 3, \dots, n$$

เมื่อทำการหาผลต่างครั้งที่ 2 จะได้ข้อมูลชุดใหม่ คือ

$$x_t = (1-B)W_t = (1-B)^2 Y_t, t = 2, 3, \dots, n$$

เมื่อทำการหาผลต่างครั้งที่ d จะได้ข้อมูลชุดใหม่ เป็นดังนี้

$$W_t = (1-B)^d Y_t, t = d+1, d+2, \dots, n$$

โดยที่ B คือ backshift operator ใช้สำหรับตัวแปร x_t ใดๆ โดยมีนิยามคือ

$$B^k x_t = x_{t-k}, k = 0, 1, 2, \dots, n$$

ถ้าหากอนุกรมเวลาอยู่ในสถานะที่ไม่คงที่ โดยที่มีการเคลื่อนไหวเป็นเส้นโค้ง นิยมหาผลต่างของข้อมูลด้วยวิธีการเติม \ln ในอนุกรม Y_t จะได้ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดใหม่เป็น $x_t = \ln Y_t$ ซึ่ง

$Y_t > 0, t = 1, 2, \dots, n$ ในบางกรณีที่การหาผลต่างด้วยวิธีดังกล่าวไม่ได้ผล ก็สามารถใช้วิธีการหารากที่
 สอดคล้องการหาผลต่างของข้อมูลได้ เช่นกัน โดยที่ $x_t = \sqrt{Y_t}$ และ $Y_t > 0, t = 1, 2, \dots, n$ และจากสมการ
 3.12 เมื่อนำมาพัฒนาในอยู่ในรูปแบบตัว ARIMA สามารถแสดงความสัมพันธ์ได้ดังสมการ 3.13

รูปแบบตัวแบบ ARIMA (p,d,q):

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \delta + \theta_q a_t$$

หรือ
$$\phi_p(B)W_t = \delta + \theta_q(B)a_t \quad (3.13)$$

สำหรับ δ เป็นค่าคงที่ในตัวแบบ ซึ่งในทางปฏิบัติจะมีค่าเท่ากับ 0 ถ้าค่าเฉลี่ยของอนุกรม
 เวลาไม่ต่างจาก 0 อย่างมีนัยสำคัญ

ตัวอย่างตัวแบบ ARIMA (p,d,q):

1. ARIMA (1,0,1) = ARMA (1,1)
2. ARIMA (1,0,0) = AR (1)
3. ARIMA (0,0,1) = MA (1)
4. ARIMA (1,1,1) มีรูปแบบคือ

$$(1 - \phi_1 B)(1 - B)Y_t = \delta + (1 - \theta_1 B)a_t$$

5. ARIMA (2,1,0) มีรูปแบบคือ

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)Y_t = \delta + a_t$$

6. ARIMA (1,2,1) มีรูปแบบคือ

$$(1 - \phi_1 B)(1 - B)^2 Y_t = \delta + (1 - \theta_1) a_t$$

3.7.3 ตัวแบบสถานะไม่คงที่ที่มีอิทธิพลของฤดูกาล (Non-stationary models or seasonal autoregressive integrated moving average model : Seasonal ARIMA)

กรณีที่มีข้อมูลอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเป็นองค์ประกอบ จะคำนวณความแปรผันของข้อมูลในช่วงเวลาอื่นๆ ด้วย โดยที่คาบเวลาของฤดูกาล คือ s ต้องมีค่ามากกว่า 1 ขึ้นไป ซึ่งตัวแบบของอนุกรมเวลาในช่วงที่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องจะมีลักษณะคล้ายกับอนุกรมเวลาในส่วนที่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง นั่นคือ ARIMA (P,D,Q)_s เพราะฉะนั้นตัวแบบสถานะไม่คงที่ที่มีอิทธิพลของฤดูกาล สามารถแสดงความสัมพันธ์ได้ดังสมการ 3.14

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_q(B^s)a_t \quad (3.14)$$

โดยที่

$$\Phi_p(B^s) = (1 - \Phi_s B^s - \Phi_{2s} B^{2s} - \dots - \Phi_{ps} B^{ps})$$

$$\Theta_q(B^s) = (1 - \Theta_s B^s - \Theta_{2s} B^{2s} - \dots - \Theta_{qs} B^{qs})$$

ตัวอย่างตัวแบบของ ARIMA ที่มีอิทธิพลของฤดูกาล ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)_s สามารถแสดงความสัมพันธ์ดังต่อไปนี้

ARIMA (0,1,0)(0,1,1)₄ มีรูปแบบคือ

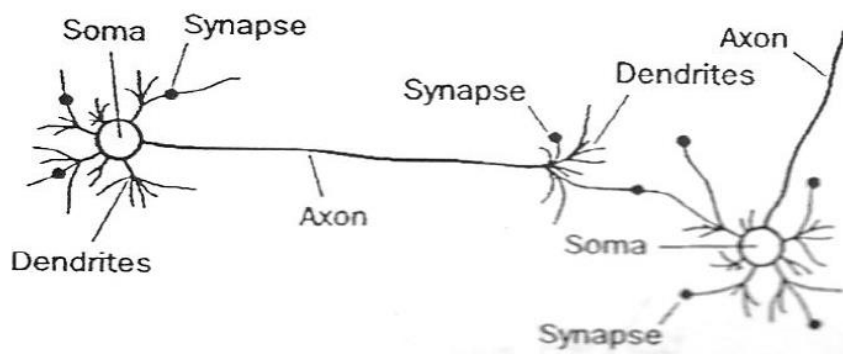
$$(1-B)(1-B^4)Y_t = \delta + (1-\Theta_4 B^4)a_t$$

ARIMA (0,1,1)(1,1,0)₁₂ มีรูปแบบคือ

$$(1-\Phi_{12} B^{12})(1-B)(1-B^{12})Y_t = \delta + (1-\phi_1 B)a_t$$

3.8. เทคนิคการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network; ANN) คือระบบปัญญาประดิษฐ์แบบหนึ่ง ที่สร้างขึ้นเพื่อเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทชีวภาพ หรือโครงสร้างสมองของมนุษย์ โดยจะจำลองให้มีลักษณะคล้ายกับการทำงานของสมองของมนุษย์ โดยโครงข่ายประสาทดังกล่าวจะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทหรือ “นิวรอน” (Neuron) หรือ โหนด (Node) เล็กๆ จำนวนมาก เชื่อมต่อกันด้วยเส้นประสาทหรือ “แอกซอน” (Axon) และจุดรวมประสาท (Synapses) ซึ่งแต่ละเซลล์ประสาทจะประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า “เดนไดรต์” (Dendrite) ซึ่งเปรียบเสมือนการนำเข้าข้อมูล หรือ Input และปลายในการส่งกระแสประสาท คือ แอกซอน ซึ่งเปรียบเสมือนการส่งออกข้อมูล หรือ Output ของเซลล์ประสาท ซึ่งเซลล์ประสาทเหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าต่างๆ ภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ประสาทอื่นๆ ภายในด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านจุดรวมประสาทเข้าสู่นิวเคลียส ณ จุดนี้จะเป็นตัวชี้บ่งว่าเซลล์ประสาทรุนั้นจะต้องกระตุ้นเซลล์อื่นๆต่อไปหรือไม่ ถ้าเซลล์ประสาทมีความแรงของกระแสส่งแรงพอ นิวเคลียสก็จะทำหน้าที่กระตุ้นเซลล์อื่นๆต่อไปผ่านทางปลายประสาทของเซลล์นั้นๆ ตามตัวแบบนี้เซลล์ประสาทหลายๆเซลล์ จะเกิดการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทจนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกันเป็นโครงข่ายประสาท (นายกิตติชัย สี่ม้อง, 2550) แสดงดังรูปที่ 3.3

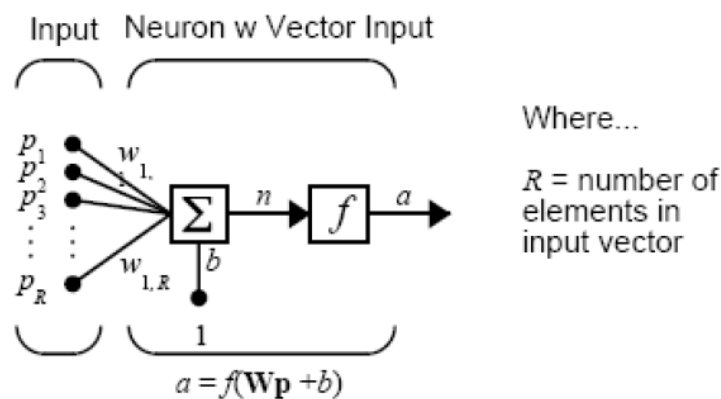


รูปที่ 3.3 โครงข่ายประสาทชีวภาพ (นายกิตติชัย สี่ม้อง, 2550)

3.8.1. แบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย

แบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม จะประกอบด้วยหน่วยประมวลผลเชื่อมโยงกันหลายๆ ตัวในลักษณะคู่ขนานกัน เปรียบเสมือนการเชื่อมต่อของเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ ซึ่งเป็นตัวทำหน้าที่แปลงข้อมูลจากรูปแบบหนึ่งไปสู่อีกรูปแบบหนึ่ง และกระทำเช่นนี้ไป

เรื่อยๆ แสดงดังรูปที่ 3.4 แสดงโครงสร้างการทำงานของแบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย (นาย กิตติชัย สีฆ้อง, 2555)



รูปที่ 3.4 การทำงานของแบบจำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย (นาย กิตติชัย สีฆ้อง, 2550)

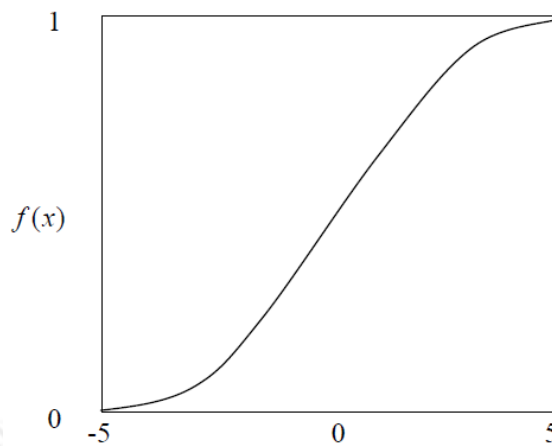
จากรูปที่ 3.4 แสดงการทำงานจำลองของเซลล์ประสาทแบบ 1 หน่วย คือ แต่ละหน่วยเซลล์ประสาทจำลองดังกล่าวจะได้รับชุดสัญญาณข้อมูลนำเข้า (P_R) เข้ามายังหน่วยเซลล์และผ่านเข้าไปยังหน่วยประมวลผล หรือ เดนไดรท์ จากนั้นเดนไดรท์จะมีการปล่อยสารเคมีเพื่อเข้าไปกระตุ้นหรือยับยั้งความเข้ม/อ่อนของสัญญาณ ซึ่งปริมาณความเข้มชั้นของสารเคมีดังกล่าวหมายถึงค่าถ่วงน้ำหนัก (W_R) ซึ่งจะแสดงเป็นค่าของเลขทศนิยม และค่าผลรวมของการคูณกันระหว่างค่าถ่วงน้ำหนักและค่าของข้อมูลนำเข้าจะได้รับการตัดสินใจจากฟังก์ชันกระตุ้น (Activative function) เพื่อถูกส่งออกมาเป็นข้อมูลเริ่มต้นในเซลล์ประสาทหน่วยอื่นๆ ต่อไป โดยที่สมการ 3.15 แสดงการคำนวณของฟังก์ชันกระตุ้นของสัญญาณขาเข้าและสัญญาณขาออก (บุษรา ลิมพิพัฒนางกูร, 2549)

$$net = \sum_{n=1}^m W_n X_n$$

$$out = f(net) \quad (3.15)$$

3.8.2. ฟังก์ชันกระตุ้น (Activates function)

ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ตัดสินใจข้อมูลส่งออกของโครงข่ายประสาทมีอยู่หลายชนิด มีทั้งฟังก์ชันที่เป็นแบบต่อเนื่อง เช่น Sigmoid function และแบบไม่ต่อเนื่อง เช่น Step function และ Sign function ค่าที่ได้จากฟังก์ชันกระตุ้นจะมีอยู่ 2 ลักษณะ คือ ลักษณะเป็นช่วงปิด $[-1,1]$ และการเลือกใช้งานฟังก์ชันกระตุ้นก็ไม่มีเกณฑ์ข้อกำหนดที่แน่นอนว่าควรเลือกใช้งานแบบใด ทั้งนี้ทั้งนั้นขึ้นอยู่กับลักษณะของปัญหาแต่ละปัญหา แต่ที่พบเห็นโดยมาจะเลือกใช้งานฟังก์ชันกระตุ้นแบบ Sigmoid function อาจเนื่องด้วยฟังก์ชันดังกล่าวสามารถแก้ไขปัญหาซับซ้อนได้ค่อนข้างดี ฟังก์ชันกระตุ้นแต่ละรูปแบบ แสดงได้ดังรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 ฟังก์ชันกระตุ้นที่เป็นแบบต่อเนื่องแบบ Sigmoid (บุษรา ลิมพิพัฒนางกูร, 2549)

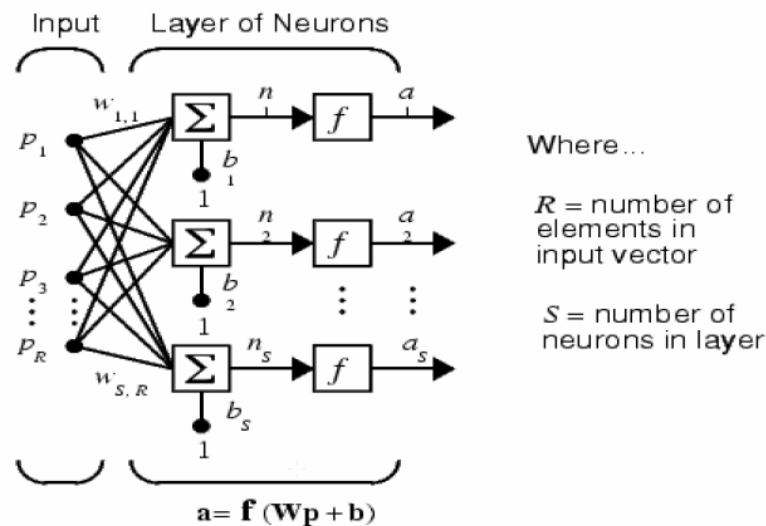
3.8.3. โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทดังกล่าวมาแล้วข้างต้น คือ การทำงานร่วมกันของเซลล์หลายๆ เซลล์ หากเปรียบกับโครงข่ายประสาทเทียมก็จำเป็นต้องมีหลายๆ โหนดเพื่อให้เกิดการทำงานในลักษณะของโครงข่ายที่มีหลายชั้น (Layer) โดยที่โหนดแต่ละตัวในแต่ละชั้นที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มีทางเชื่อมต่อกันโดยตรงเด็ดขาด โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งโครงสร้างการเชื่อมต่อได้เป็น 2 ลักษณะ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single layer neural network) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer neural network)

3.8.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single layer neural network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว ก็คือจะมีชั้นส่งออก (Output) เพียงชั้นเดียว โครงสร้างนี้จะประกอบไปด้วยโหนดที่เรียงตัวอยู่ในชั้นนำเข้าและ ชั้นส่งออกเท่านั้น เนื่องจากชั้นนำเข้าไม่มี

การนำมาใช้ในการประมวลผลจึงไม่นำมาพิจารณาเป็นชั้นโครงข่ายประสาทเทียม รูปที่ 3.6 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

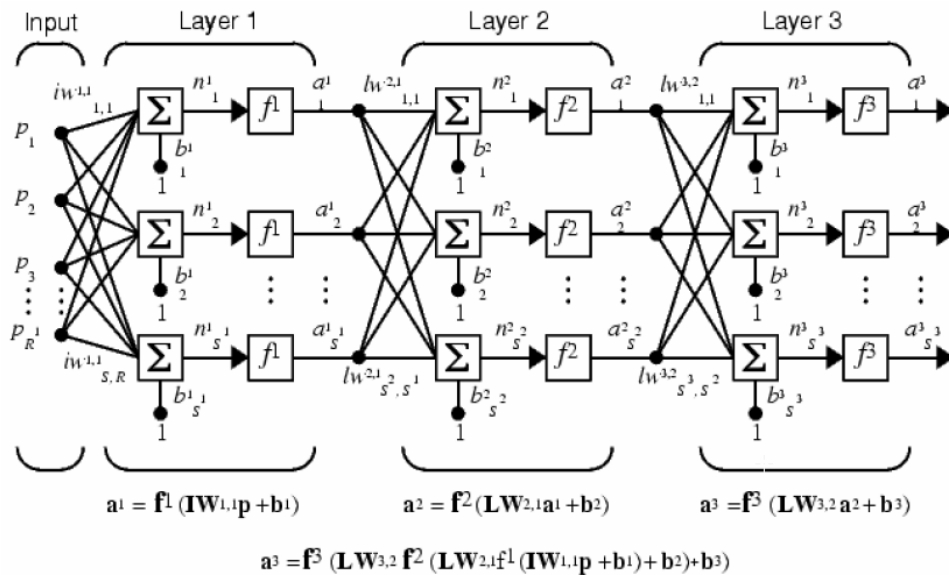


รูปที่ 3.6 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (บุษรา ลีพิมพ์พัฒนางกูร, 2549)

3.8.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer neural network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะถูกนำมาใช้ในบางกรณีที่โครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียวไม่สามารถใช้แก้ปัญหาได้ เนื่องจากข้อจำกัดบางประการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว จึงมีนักวิจัยได้คิดค้นรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นขึ้นมา ซึ่งโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น จะประกอบด้วยโหนดตั้งแต่ 2 ชั้นขึ้นไป จะไม่นับชั้นนำเข้า รูปที่ 3.7 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น จากรูปที่จะพบว่ามีชั้นซ่อน (Hidden layer) เพิ่มขึ้นมาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะประกอบไปด้วย ชั้นนำเข้า ชั้นซ่อน ซึ่งเป็นชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นนำเข้าและชั้นส่งออก และชั้นส่งออก โดยชั้นซ่อนที่เพิ่มขึ้นมาจะทำให้เพิ่มความสามารถในการประมวลผลของโครงข่ายประสาทให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น และจำนวนชั้นซ่อนยังสามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้น การทำงานของโครงข่ายประสาทแบบนี้จะทำงานโดยชั้นนำเข้าจะทำการส่งข้อมูลนำเข้าเข้าไปในระบบเพื่อไปทำการประมวลผล และถูกส่งออกมายังชั้นส่งออก และจากข้อมูลชั้นส่งออกจากชั้นก่อนหน้าจะกลายเป็นข้อมูลนำเข้าในชั้นนำเข้าถัดไป ซึ่งค่าของข้อมูลส่งออกชั้นสุดท้ายจะเป็นข้อมูลส่งออกของโครงข่ายประสาท ซึ่งจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าของข้อมูลส่งออกที่ต้องการ จากนั้นเปรียบเทียบข้อมูลส่งออกที่คำนวณได้กับข้อมูลส่งออกที่ต้องการเพื่อคำนวณหาค่าความผิดพลาด และค่าความผิดพลาด

ที่คำนวณได้จะถูกนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทให้มีประสิทธิภาพและถูกต้องมากยิ่งขึ้น



รูปที่ 3.7 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (บุษรา ลิ้มพิพัฒนางกูร, 2549)

3.8.4. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมจะมีลักษณะการเรียนรู้เลียนแบบสมองของมนุษย์ ดังนั้นจำเป็นต้องมีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้เกิดการเรียนรู้ โดยการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในทุกๆ จุดของโครงข่ายประสาทเพื่อให้สอดคล้องกับข้อมูลนำเข้าที่ส่งเข้าไปในระบบซึ่งจะมีหลากหลายรูปแบบ ทั้งนี้เพื่อให้ได้ค่าชุดข้อมูลส่งออกถูกต้องตามที่ต้องการ ในช่วงแรกๆ ระบบจะทำการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักน้อยๆ ให้กับโครงข่าย และจะค่อยๆ เพิ่มการปรับเปลี่ยนค่า ตามที่โครงข่ายได้ถูกฝึกสอนมา ในบางครั้งอาจต้องทำการปรับค่าหลายครั้งกว่าจะได้ชุดข้อมูลส่งออกใกล้เคียงกับชุดข้อมูลที่ต้องการและอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ การฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ลักษณะใหญ่ๆ ดังนี้ (กฤษฎา ธิเขียว และ เอื้อน ปิ่นเงิน, 2550)

3.8.4.1. การฝึกสอนแบบไม่มีผู้สอน

การฝึกสอนแบบนี้จะป้อนชุดข้อมูลนำเข้าให้กับโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนโหนดอยู่หลายโหนด และแต่ละโหนดจะใช้แทนกลุ่มของข้อมูลตัวอย่างที่มีคุณสมบัติคล้ายคลึงกัน เมื่อมีการป้อนข้อมูลเข้าไปในโครงข่ายแล้วจะเกิดการคำนวณความสัมพันธ์ของข้อมูลภายในกลุ่มตัวอย่างที่มีคุณสมบัติคล้ายคลึงกัน ซึ่งจะอาศัยค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวแยกชนิดของข้อมูล การเรียนรู้ด้วยวิธีนี้จะไม่

สามารถระบุได้ว่าผลลัพธ์ที่ได้มาจากข้อมูลส่งออกจากโหนดของข้อมูลกลุ่มไหน ผู้ใช้งานต้องเป็นผู้กำหนดเอง และไม่สามารถนำการฝึกสอนนี้ไปใช้แก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนมากๆ ได้

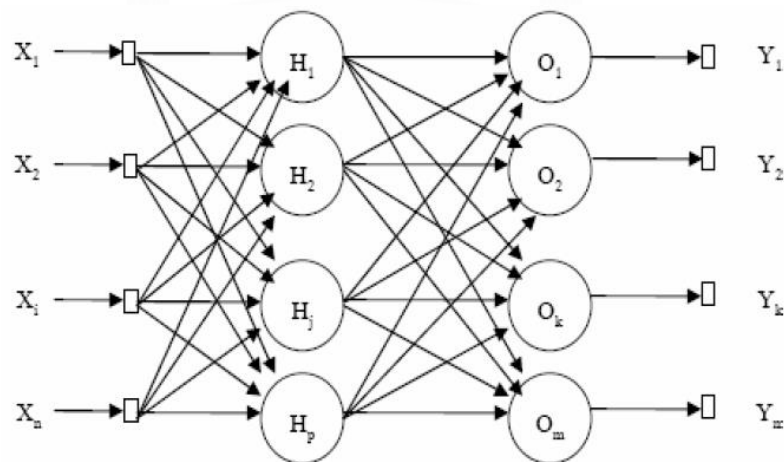
3.8.4.2. การฝึกสอนแบบมีผู้สอน

การฝึกสอนแบบมีผู้ฝึกสอนจะมีการกำหนดข้อมูลตัวอย่างเพื่อให้เป็นแนวทางในการฝึกสอนให้กับโครงข่าย ซึ่งข้อมูลตัวอย่างจะต้องประกอบด้วย ข้อมูลนำเข้า และข้อมูลส่งออกผลลัพธ์ที่ต้องการ เมื่อได้ทำการป้อนข้อมูลตัวอย่างให้กับโครงข่ายแล้ว โครงข่ายจะนำไปประมวลผลจนได้ผลลัพธ์และค่าถ่วงน้ำหนักออกมาชุดหนึ่ง จากนั้นนำผลลัพธ์ที่ได้ไปคำนวณหาค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น แล้วนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในรอบถัดไป จนกว่าจะได้คำตอบตามที่ต้องการ ซึ่งจะเป็นการหยุดการเรียนรู้

กฎที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมมีอยู่หลายรูปแบบ แต่ในงานวิจัยเล่มนี้ได้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ มีรายละเอียดดังต่อไปนี้ (บุษรา ลิมพิพัฒนางกูร, 2549)

3.8.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ จะประกอบด้วย ชั้นนำเข้า กับชั้นส่งออก อย่างละ 1 ชั้น และจะมีชั้นซ่อนซึ่งอยู่ระหว่างชั้นนำเข้าและชั้นส่งออก ที่สามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้น และยังมีหน่วยไบอัส (Bias unit) ที่มีค่าเท่ากับ 1 เสมอ เป็นตัวเชื่อมโยงกับโหนดทุกโหนดในแต่ละชั้น โดยโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (บุษรา ลิมพิพัฒนางกูร, 2549)

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ สามารถอธิบายเป็นขั้นตอนได้ดังนี้

1. เตรียมข้อมูลสำหรับป้อนเข้าให้กับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้ จากนั้นทำการกำหนดจำนวนโหนดของชั้นข้อมูลนำเข้า จำนวนโหนดของชั้นข้อมูลส่งออก จำนวนโหนดของชั้นซ่อน จำนวนชั้นซ่อน จำนวนรอบสูงสุดในการเรียนรู้ และค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ จำนวนโหนดในแต่ละชั้นจะมีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ถ้าหากจำนวนโหนดในแต่ละชั้นมีจำนวนมากจนเกินไป จะทำให้การเรียนรู้โครงข่ายเป็นไปได้ช้าใช้ระยะเวลาค่อนข้างนาน แต่ในทางกลับกันหากมีจำนวนโหนดในแต่ละชั้นน้อยจนเกินไป เมื่อเทียบกับข้อมูลการเรียนรู้ก็จะมีผลทำให้คำตอบและการเรียนรู้ของโครงข่ายที่ได้ไม่มีประสิทธิภาพแต่จะใช้ระยะเวลาการประมวลผลค่อนข้างเร็ว

2. การกำหนดค่าโมเมนตัม (Momentum) และอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ จะมีการกำหนดอัตราการเรียนรู้ให้มีค่าน้อยๆ ซึ่งปกติทั่วไปจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0.05 – 0.25 ทั้งนี้เพื่อให้เกิดการปรับค่าถ่วงน้ำหนักมีความละเอียดมากขึ้น ซึ่งจะส่งผลให้เกิดการปรับค่าถ่วงน้ำหนักภายในหลายครั้ง ดังนั้นระยะเวลาในการเรียนรู้ก็จะค่อนข้างนาน แต่ถ้าหากมีการกำหนดอัตราการเรียนรู้ให้มีค่าสูงๆ จะส่งผลในทางตรงกันข้าม คือ จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักแบบหยาบ ระยะเวลาการเรียนรู้ผ่านไปอย่างรวดเร็ว ซึ่งจะทำให้การเรียนรู้ไม่เข้าสู่คำตอบที่กำหนด

3. กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นประสาทหรือเส้นเชื่อมแต่ละโครงข่าย โดยวิธีการสุ่มกระบวนการก่อนที่เริ่มการสอนโครงข่ายประสาทเทียม จะต้องมีการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักตั้งแต่เริ่มต้นให้กับเส้นประสาทหรือเส้นที่เชื่อมโยงระหว่างโหนดแต่ละโหนดในแต่ละชั้นให้ครบ ซึ่งค่าดังกล่าวจะเป็นค่าจำนวนจริงที่มีค่าน้อยๆ ที่ได้มาจากการสุ่ม โดยส่วนมากจะนิยมกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นอยู่ในช่วง -0.5 ถึง 0.5 หรือช่วงระหว่าง -1 ถึง 1

4. ป้อนชุดข้อมูลตัวอย่างให้กับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้

5. คำนวณหาคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม พร้อมทั้งทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย จนกว่าจะได้คำตอบตามที่กำหนดค่าเป้าหมายไว้ (บุชรา ลิมพิพัฒนางกูร, 2549) การคำนวณสามารถแสดงได้ดังนี้

การคำนวณไปข้างหน้า (Forward)

สัญญาณนำเข้าของโหนด j ในชั้นซ่อนสามารถแสดงความสัมพันธ์ ได้ดังนี้

$$X_j(p) = \sum_{i=1}^n X_i(p)W_{ij}(p) + b_j(p)W_j(p)$$

โดยที่

p คือ ชุดข้อมูล

n คือ จำนวนโหนดทั้งหมดในชั้นข้อมูลนำเข้า

$X_j(p)$ คือ ข้อมูลตัวอย่างที่เข้ามาที่โหนดขาเข้าตัวที่ i

$W_{ij}(p)$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดขาเข้าตัวที่ i ไปโหนดตัวที่ j

$b_j(p)$ คือ ไบอัสซึ่งมีค่าเท่ากับ 1

$W_j(p)$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างไบอัสกับโหนด j

ความสัมพันธ์ของการแสดงสัญญาณส่งออกของโหนด j ในชั้นซ่อน

$$y_j(p) = \frac{1}{1 + e^{-x_j(p)}}$$

ซึ่งสัญญาณส่งออกจากชั้นซ่อนจะถูกส่งออกไปเป็นสัญญาณนำเข้าของโหนดชั้นต่อไป ดำเนินกระบวนการแบบนี้ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งถึงชั้นสุดท้าย

ในการคำนวณย้อนกลับ (Reverse pass) นั้นจะทำการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างเอาท์พุทที่คำนวณได้จากโครงข่ายและเอาท์พุทที่ต้องการ จากนั้นจะทำการส่งค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ย้อนกลับไปยังแต่ละโหนด โดยเริ่มตั้งแต่ชั้นเอาท์พุทและส่งต่อไปยังชั้นต่างๆของโครงข่าย จนกระทั่งทุกๆโหนดได้รับส่วนแบ่งค่าความผิดพลาดเหล่านั้น โดยความผิดพลาดมากหรือน้อยนั้นจะขึ้นกับว่าโหนดนั้นเป็นตัวที่ส่งผลต่อเอาท์พุทมากหรือไม่ จากนั้นจะทำค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้รับมา

ใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งการปรับถ่วงน้ำหนักมากหรือน้อยนั้นจะอยู่ที่ค่าความคลาดเคลื่อนมากหรือน้อยเช่นกัน

ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างชั้นส่งออกที่ได้จากการคำนวณและค่าที่ต้องการของการฝึกสอนของโครงข่ายในแต่ละชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน เพื่อนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน โดยสามารถคำนวณได้จาก

$$e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p)$$

เมื่อ $y_{d,k}(p)$ แทนค่าเอาต์พุตของเป้าหมายที่ต้องการ และ $y_k(p)$ แทนค่าเอาต์พุตซึ่งได้จากการคำนวณโครงข่ายประสาทเทียม โดยสมการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นเอาต์พุต คือ

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) - \Delta w_{jk}(p)$$

เมื่อ $w_{jk}(p+1)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นเอาต์พุตที่ปรับใหม่ โดย $w_{jk}(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นเอาต์พุตเดิม และ $\Delta w_{jk}(p)$ แทนค่าปริมาณที่ใช้การควบคุมการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในครั้งก่อน (Weight correlation) ซึ่งสามารถคำนวณจาก

$$\Delta w_{jk}(p) = \beta \Delta w_{jk}(p-1) + \alpha y_i(p) \delta_k(p)$$

เมื่อ β แทนค่าสัมประสิทธิ์โมเมนตัม $\Delta w_{jk}(p-1)$ แทนค่าที่ควบคุมปริมาณการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชุดของข้อมูลก่อนหน้า α แทนค่าอัตราการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท $\delta_k(p)$ แทนค่าความผิดพลาดของชั้นเอาต์พุตที่โหนด k (Error gradient) ซึ่งสามารถคำนวณค่าได้ดังนี้
สมการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน

$$w_{jk}(p+1) = w_{ij}(p) - \Delta w_{ij}(p)$$

เมื่อ $w_{jk}(p+1)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นซ่อนที่ปรับใหม่ โดย $w_{ij}(p)$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นซ่อนเดิม และ $\Delta w_{ij}(p)$ แทนค่าปริมาณที่ใช้ควบคุมการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในครั้งก่อน ซึ่งหาได้จากสมการ

$$\Delta w_{ij}(p) = \beta \Delta w_{ij}(p-1) + \alpha x_i(p) \delta_j(p)$$

เมื่อ $\delta_j(p)$ แทนค่าความผิดพลาดของชั้นซ่อนที่โหนด j ซึ่งสามารถคำนวณได้จาก

$$\delta_j(p) = y_j(p)[1 - y_j(p)] \sum_{k=1}^m \delta_k(p) w_{jk}$$

เมื่อ m คือ จำนวนโหนดทั้งหมดในชั้นส่งออก

3.9. ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับวิธิต่างพันธุกรรม

ในทางวิทยาศาสตร์เราสามารถหาคำตอบของปัญหาได้หลากหลายวิธี ขึ้นอยู่กับชนิดของปัญหานั้นๆ ซึ่งจะประยุกต์ใช้ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องเพื่อนำมาใช้ในการแก้ปัญหา และบางวิธีมีการลอกเลียนแบบพฤติกรรมทางธรรมชาติมาใช้ในทางทฤษฎี วิธิต่างพันธุกรรม (Genetic algorithm) ก็เป็นอีกวิธีหนึ่งที่มีการลอกเลียนแบบพฤติกรรมทางธรรมชาติ โดยอาศัยการจำลองการถ่ายทอดพันธุกรรมจากรุ่นสู่รุ่นมาใช้ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในทางวิทยาศาสตร์ในการหาคำตอบของปัญหา

3.9.1. หลักชีววิทยาทางพันธุกรรม

หน่วยที่เก็บลักษณะพันธุกรรมทางชีววิทยา เราจะเรียกกันว่า ยีนส์ (Genes) จะเป็นตัวที่กำหนดลักษณะรูปแบบภายนอกของสิ่งมีชีวิต โดยที่ยีนส์จะเรียงตัวกันอยู่เป็นโครโมโซม (Chromosome) ในเซลล์ของสิ่งมีชีวิต และโครโมโซมก็จะจับคู่กันอยู่ โดยมีค่าความแตกต่างกันที่

ค่าลักษณะ การถ่ายทอดทางพันธุกรรม เป็นการถ่ายทอดลักษณะทางภายนอกของสิ่งมีชีวิตที่เกิดขึ้น โดยจะมีลักษณะการแบ่งตัวของเซลล์สิ่งมีชีวิตอยู่ 2 แบบ ดังนี้

1. การแบ่งตัวแบบไมโทซิส (Mitosis) เป็นการเพิ่มจำนวนของเซลล์ โดยโครโมโซมจะทำการแบ่งเซลล์ตัวเองออกเป็น 2 ส่วนและสร้างนิวเคลียสและผนังหุ้มนิวเคลียสขึ้นมาใหม่
2. การแบ่งตัวแบบไมโอซิส (Meiosis) เป็นการแบ่งตัวของเซลล์สืบพันธุ์ จากโครโมโซมพ่อและแม่ กลายเป็นเซลล์ใหม่

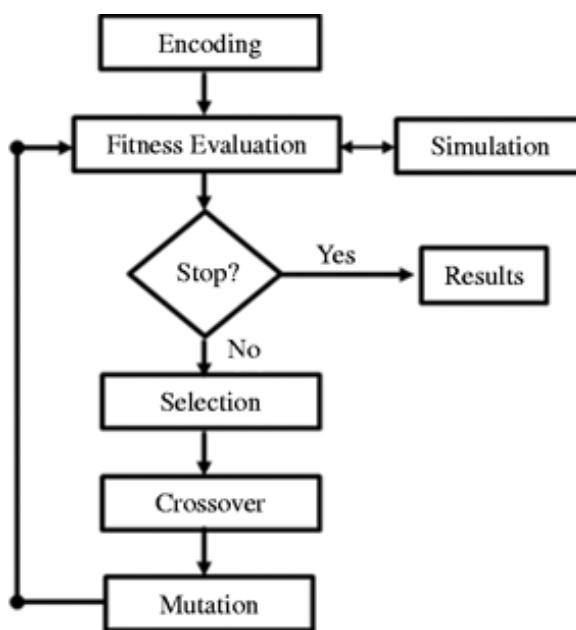
การแบ่งตัวแบบไมโอซิส โครโมโซมจะมีโอกาสเกิดการแลกเปลี่ยนซึ่งกันและกัน เรียกว่า การข้ามสายพันธุ์ (Crossover) กระบวนการนี้จะเกิดขึ้นระหว่างโครโมโซมแม่และโครโมโซมพ่อ เนื่องจาก การเรียงตัวของยีนส์ในแต่ละโครโมโซมไม่ได้เรียงกันอยู่อย่างหนาแน่น ระยะห่างก็ไม่มีควมสม่ำเสมอ ซึ่งช่องว่างทั้งหลายเหล่านี้เองที่ส่งผลให้เกิดกระบวนการแลกเปลี่ยนโครโมโซมของแม่และพ่อ กระบวนการแลกเปลี่ยนโครโมโซมพ่อและโครโมโซมแม่นี้จะเกิดขึ้นมากขึ้นน้อยเพียงใดขึ้นขึ้นกับ ระยะห่างและช่องว่างที่เกิดขึ้นด้วย (กฤษฎา ธิเชียว, 2551)

ประโยชน์ที่เกิดขึ้นจากกระบวนการแลกเปลี่ยนโครโมโซมหรือการข้ามสายพันธุ์ คือ มีโอกาสที่จะทำให้ประชากรสิ่งมีชีวิตรุ่นลูก รุ่นหลาน ได้รับลักษณะที่ดีต่างๆ จากการกระบวนการแลกเปลี่ยน เนื่องจากมีการแลกเปลี่ยนเกิดขึ้นเมื่อเกิดการแลกเปลี่ยนขึ้นหลายๆ ครั้ง โครโมโซมที่ดีจึงอาจมีโอกาสเข้ามาจับคู่กันมากขึ้นด้วย ถ้ามีการกำเนิดใหม่ของสิ่งมีชีวิตโดยที่ไม่เกิดกระบวนการแลกเปลี่ยนโครโมโซม ประชากรสิ่งมีชีวิตรุ่นใหม่ๆ ก็ยังคงลักษณะเดิมทุกประการตามประชากรสิ่งมีชีวิตรุ่นพ่อแม่ ซ้ำๆ อยู่แบบนั้น และบางครั้งอาจเกิดการแตกแยกแหวกเหล่า หรือเรียกว่า ผ่าเหล่า (Mutation) คือการเปลี่ยนแปลงของยีนส์ที่มีลักษณะแตกต่างออกไปจากลักษณะยีนส์เดิมที่ควรจะเป็น หมายความว่าถ้าหากเกิดกระบวนการผ่าเหล่าขึ้นมากๆ อาจเนื่องมาจากเกิดการแลกเปลี่ยนยีนส์ที่มีลักษณะแตกต่างบ่อยครั้งเกินไป ถ้าหากเกิดเหตุการณ์เช่นนี้แล้วจะทำให้ประชากรสิ่งมีชีวิตรุ่นลูกหลาน ไม่มีลักษณะคล้ายแบบเดิมเลย และถ้าหากไม่สามารถปรับสมดุลกลับเข้าสู่ภาวะปกติได้ก็อาจจะสูญหายไป

3.9.2. วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์

วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์เป็นการเลียนแบบวิวัฒนาการทางธรรมชาติ โดยความสำคัญของวิธีการนี้คือการอยู่รอดของประชากรรุ่นลูกหลาน และประชากรรุ่นลูกหลานจำเป็นต้องเป็นประชากรที่ดีด้วย เพราะฉะนั้นการนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์จึงเลือกหาวิธีที่จะได้คำตอบให้เหมาะสมกับปัญหานั้นๆ ประชากรแต่ละรุ่นจะถูกคัดเลือกสมาชิกที่มีระดับความเหมาะสมกับปัญหา โดยจะมีขอบเขตกำหนดไว้และจะนำสมาชิกที่ถูกคัดเลือกมาผสมกันผ่านตัวดำเนินการทางพันธุกรรมศาสตร์

เพื่อให้ได้คำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งจะมาจากสมาชิกหรือประชากรตัวสุดท้ายที่เหลือจากกระบวนการ กระบวนการพันธุกรรมศาสตร์สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 โครงสร้างกระบวนการพันธุกรรมศาสตร์ (Phanden และคณะ, 2012)

จากรูปที่ 3.9 แสดงการอธิบายกระบวนการทำงานของพันธุกรรมศาสตร์ได้ดังนี้ เริ่มต้นจากการสุ่มสร้างกลุ่มประชากรตัวอย่างโดยมีการกำหนดขอบเขตของการสุ่มเริ่มต้นไว้ด้วย และขนาดของประชากรขึ้นอยู่กับปัญหาที่ต้องการแก้ไข ขั้นตอนต่อไปจะเป็นการคำนวณหาฟังก์ชันวัตถุประสงค์หรือฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective function) ให้กับสมาชิกแต่ละตัว ซึ่งไม่มีการกำหนดเป็นค่าหรือวิธีการตายตัวทั้งนี้ขึ้นอยู่กับปัญหาที่จะนำไปใช้ จากขั้นตอนนี้ไปจะเป็นการตรวจสอบความเหมาะสมของคำตอบที่ได้ว่าใกล้เคียงกับเป้าหมายที่ตั้งไว้หรือยัง หากยังไม่ได้คำตอบที่เหมาะสมกับปัญหา จะทำการสร้างประชากรรุ่นใหม่ขึ้นมา โดยจะคัดเลือกจากค่าฟิตเนส (Fitness) แล้วเข้าสู่กระบวนการทางพันธุกรรมศาสตร์อย่างแท้จริง นั่นคือ จากประชากรรุ่นพ่อแม่จะถูกทำให้เกิดประชากรรุ่นลูก โดยผ่านกระบวนการผสมกันหรือข้ามสายพันธุ์ และการผ่าเหล่าหรือการกลายพันธุ์ ต่อมาจะเกิดการคำนวณหาค่าประชากรรุ่นถัดมาแต่ละตัว เพื่อนำไปแทนประชากรรุ่นก่อนหน้า แล้วตรวจสอบหาความเหมาะสมของคำตอบอีกครั้ง จะกระทำการเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกว่าจะได้คำตอบที่ดีที่สุดหรือใกล้เคียงกับค่าความต้องการมากที่สุด (Phanden และคณะ, 2012)

3.9.2.1 การเข้ารหัสประชากร (Population encoding)

ก่อนที่จะเริ่มกระบวนการทางพันธุกรรมศาสตร์จำเป็นต้องมีประชากรหรือสมาชิกเริ่ม รวมถึงการเข้ารหัสของพารามิเตอร์ให้กับประชากรหรือสมาชิกเริ่มต้นเสียก่อน ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการสร้างประชากรเริ่มต้น และการเข้ารหัสนั้นจะมีทั้งแบบไบนารี และแบบเกร์ หรือค่าจริงขึ้นอยู่กับลักษณะของปัญหาที่ได้กล่าวมาแล้ว หากเลือกสุ่มประชากรเริ่มต้นไม่ตรงกับลักษณะของปัญหา คำตอบที่ได้อาจไม่เหมาะสมกับปัญหานั้นๆ

3.9.2.2 ฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective function) หรือ ฟังก์ชันฟิตเนส (Fitness function)

ฟังก์ชันนี้จะขึ้นอยู่กับปัญหาที่ต้องการแก้ไขและถูกกำหนดขึ้นโดยผู้จะนำไปใช้แก้ปัญหา ซึ่งการวัดประสิทธิภาพของประชากรหรือสมาชิกแต่ละตัวจะถูกวัดโดยใช้ฟังก์ชันเป้าหมายนี้ซึ่งจะหาค่าสูงสุดหรือ ค่าต่ำสุดของปัญหา และค่าฟังก์ชันเป้าหมายนี้จะมีค่าเป็นลบหรือบวกก็ได้ ฟังก์ชันฟิตเนสเป็นตัววัดสถานะของประชากรซึ่งต้องมีค่าเป็นบวกเสมอ ดังนั้นถ้าฟังก์ชันเป้าหมายเป็นลบจะต้องมีการเปลี่ยนให้เป็นฟังก์ชันฟิตเนส ดังสมการ 3.16

$$F(x) = g(f(x)) \quad (3.16)$$

ซึ่ง $f(x)$ คือ ฟังก์ชันเป้าหมาย g คือ การเปลี่ยนแปลงของค่าฟังก์ชันเป้าหมาย เพื่อไม่ให้ค่าติดลบ และ $F(x)$ คือ ค่าของฟิตเนสที่ได้ ส่วนมากค่าของฟังก์ชันฟิตเนสจะสอดคล้องกับจำนวนประชากรหรือสมาชิกในรุ่นลูกหลาน

3.9.2.3 การคัดเลือก (Selection)

กระบวนการนี้จะทำการคัดเลือกประชากรจากรุ่นพ่อแม่มาเป็นประชากรหรือสมาชิกกลุ่มต้นแบบเพื่อสำหรับใช้สร้างกลุ่มประชากรหรือกลุ่มสมาชิกรุ่นใหม่ๆ ต่อไป เป็นขั้นตอนที่เลียนแบบมาจากธรรมชาติของสิ่งมีชีวิต แต่ในทางวิทยาศาสตร์นั้น จำเป็นต้องมีตัวตัดสินว่ามีประชากรหรือสมาชิกรายไหนที่มีโอกาส มีความสามารถมากพอที่จะถูกคัดเลือกมาเป็นพ่อพันธุ์ แม่พันธุ์ โดยจะใช้ค่าความเหมาะสมเป็นตัวตัดสิน ประชากรหรือสมาชิกรายไหนที่แสดงค่าความเหมาะสมได้ดี จะถูกกำหนดค่าความน่าจะเป็นที่จะถูกเลือกในแต่ละครั้ง

$$Prob(select) = \frac{F_i}{\sum Fitness}$$

โดยที่ค่า F_i คือค่าฟิตเนสของประชากรแต่ละตัว และ $\sum Fitness$ คือ ผลรวมของค่าฟิตเนสทั้งหมดที่ถูกนำมาคัดเลือกให้เป็นประชากรพ่อแม่ แม่พันธุ์ ซึ่งวิธีในการคัดเลือกก็มีหลายวิธีเช่นกัน และประสิทธิภาพของแต่ละวิธีจะขึ้นอยู่กับตัววัดประสิทธิภาพ ได้แก่

Selective pressure หมายถึง ความน่าจะเป็นของประชากรหรือสมาชิกที่ดีที่สุดที่จะถูกเลือก ซึ่งจะเปรียบเทียบกับค่าความน่าจะเป็นเฉลี่ยของประชากรหรือสมาชิกที่ถูกเลือกทั้งหมด

Bias หมายถึง ค่าความแตกต่างระหว่างค่าจริงกับค่าความน่าจะเป็นสัมบูรณ์ที่คาดหวังไว้ในการเลือกประชากรหรือสมาชิกแต่ละตัว

Spread หมายถึง ช่วงความน่าจะเป็นหรือความเป็นไปได้ที่จะมีประชากรหรือสมาชิกสักตัวหนึ่งจะถูกเลือก

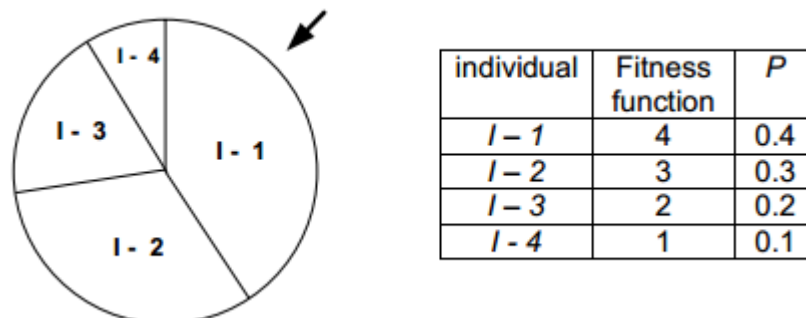
Loss of diversity หมายถึง ความหลากหลายของการสูญเสียแบบทางพันธุกรรม

Selection intensity หมายถึง ความหนาแน่นของการคัดเลือกประชากรหรือสมาชิก

Selection variance หมายถึง ความแปรปรวนของการคัดเลือก

สำหรับงานวิจัยนี้จะเลือกใช้การคัดเลือกแบบวงล้อรูเลต (Roulette wheel) เป็นการคัดเลือกแบบสุ่ม ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังนี้

การคัดเลือกแบบวงล้อรูเลต เป็นการคัดเลือกแบบสุ่มโดยมีการแทนที่ วิธีการนี้จำเป็นต้องมีการกำหนดระยะห่างของแต่ละช่องว่าง ซึ่งขึ้นกับขนาดช่องของวงล้อโดยกำหนดได้จากค่าฟิตเนส มีเส้นรอบวงที่มีค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 1 และจำนวนครั้งของการสุ่มคัดเลือกจะขึ้นกับจำนวนประชากรเริ่มต้นที่ต้องการ (Popov, 2005) แสดงดังรูปที่ 3.10



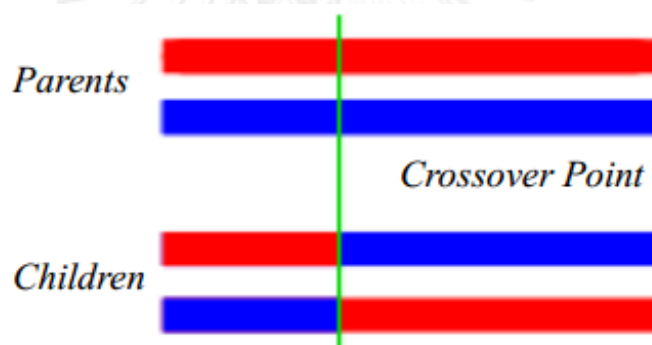
รูปที่ 3.10 การคัดเลือกแบบวงล้อรูเลต (Popov, 2005)

3.9.2.4 การข้ามสายพันธุ์ (Crossover)

การข้ามสายพันธุ์หรือกระบวนการแลกเปลี่ยนยีนส์ของโครโมโซมแต่ละโครโมโซม เกิดขึ้นจากเมื่อเราได้ประชากรหรือสมาชิกรุ่นพ่อแม่ รุ่นเริ่มต้นแล้ว ประชากรหรือสมาชิกเริ่มต้นจะถูกนำมาแลกเปลี่ยนยีนส์กันและกัน ตามค่าความน่าจะเป็นของการข้ามสายพันธุ์ที่ได้มีการตั้งค่าไว้ เพื่อนำไปสร้างเป็นประชากรหรือสมาชิกรุ่นใหม่ๆ โดยกระบวนการนี้จะแบ่งออกเป็น 2 แบบใหญ่ๆ คือ การข้ามสายพันธุ์แบบใช้จำนวนจริง และการข้ามสายพันธุ์แบบไบนารี

การข้ามสายพันธุ์แบบไบนารี แบ่งออกเป็น 3 ลักษณะดังนี้

- การข้ามสายพันธุ์แบบจุดเดียว : เป็นกระบวนการข้ามสายพันธุ์แค่เพียงหนึ่งจุดในช่วงจำนวนตัวแปรของแต่ละโครโมโซม สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.11



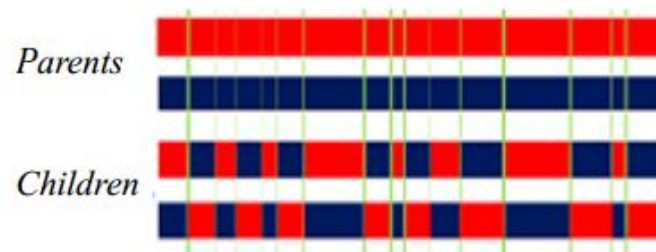
รูปที่ 3.11 การข้ามสายพันธุ์แบบจุดเดียว (Askali และคณะ, 2012)

- การข้ามสายพันธุ์แบบหลายจุด : เป็นกระบวนการแลกเปลี่ยนแบบหลายจุด ซึ่งประกอบด้วย m ตำแหน่งในการข้ามสายพันธุ์ในช่วงจำนวนตัวแปรของประชากรหรือสมาชิกแต่ละตัว ซึ่งจะทำให้การแลกเปลี่ยนจำนวน m จุด โดยการสุ่ม และจากนั้นตัวแปรจะเกิดการแลกเปลี่ยนกัน เกิดเป็นประชากรหรือสมาชิกรุ่นใหม่ๆ แสดงดังรูปที่ 3.12



รูปที่ 3.12 การข้ามสายพันธุ์แบบหลายจุด (Askali และคณะ, 2012)

- การข้ามสายพันธุ์แบบยูนิฟอร์ม เป็นกระบวนการแลกเปลี่ยนแบบหลายจุด และมีการกำหนดกระบวนการแลกเปลี่ยนให้เป็นแบบยูนิฟอร์ม ซึ่งจะระบุตำแหน่งโดยการสุ่มแสดงดังรูปที่ 3.13



รูปที่ 3.13 การข้ามสายพันธุ์แบบยูนิฟอร์ม (Askali และคณะ, 2012)

3.9.2.5 การกลายพันธุ์ (Mutation)

หลังจากผ่านกระบวนการการข้ามสายพันธุ์ จะต้องผ่านกระบวนการถัดมา คือ กระบวนการกลายพันธุ์ หรือการเกิดขึ้นของลักษณะพันธุกรรมใหม่ๆ อธิบายได้ว่าเมื่อได้ประชากรหรือสมาชิกรุ่นใหม่ที่ผ่านกระบวนการสลับสับเปลี่ยนผสมใหม่จากประชากรเริ่มต้นแล้ว จะต้องถูกนำมาผ่านกระบวนการกลายพันธุ์ด้วยอัตราความน่าจะเป็นจูงการกลายพันธุ์ที่เรากำหนดไว้ ซึ่งเมื่อผ่านกระบวนการนี้จะทำให้เราได้ประชากรหรือสมาชิกที่มีลักษณะใหม่ๆ เกิดเป็นวิวัฒนาการใหม่ โครโมโซมที่ผ่านการเข้ารหัสแบบไบนารีจะผ่านกระบวนการกลายพันธุ์ โดยการกลับค่าบิตในตำแหน่งที่สุ่มได้เป็นค่าตรงกันข้าม ตามอัตราความน่าจะเป็นที่ได้กำหนดไว้กับยีนนั้นๆ

3.9.2.6 การแทนที่ (Reinsertion)

เมื่อเราได้ประชากรหรือสมาชิกรุ่นใหม่แล้ว จะเกิดการแทนที่ประชากรรุ่นพ่อแม่ หรือสมาชิกดั้งเดิมด้วยประชากรหรือสมาชิกรุ่นใหม่ทุกตัว ซึ่งบางครั้งอาจทำให้เกิดการสูญเสียประชากรหรือสมาชิกที่ดีไป จึงได้มีการเก็บสำเนาของประชากรหรือสมาชิกรุ่นก่อนไว้ด้วย โดยมากจะนิยมทำประมาณ 2-5 ตัวในรุ่นถัดไป และในกรณีนี้ที่ประชากรมีจำนวนขนาดใหญ่มาก การคำนวณจะเป็นไปด้วยความล่าช้า จึงมีการแทนที่ด้วยวิธีการอื่นที่สามารถทำให้ประชากรมีจำนวนน้อยลงเพื่อเพิ่มความเร็วในการคำนวณให้เร็วยิ่งขึ้น

3.10. การประเมินค่าพยากรณ์

ในการประเมินว่าวิธีการพยากรณ์ใดเหมาะสมที่จะนำมาพยากรณ์สามารถประเมินได้ 7 วิธี (นิภา นิรุตติกุล, 2553)

โดยกำหนด A_t = ค่าจริง ณ เวลา t

F_t = ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

n = จำนวนช่วงเวลาที่ใช้ในการคำนวณ

ค่าคลาดเคลื่อนเป็นบวก แสดงว่าค่าพยากรณ์ต่ำกว่าค่าจริง และค่าคลาดเคลื่อนติดลบ แสดงว่าพยากรณ์สูงกว่าค่าจริง หากวิธีการพยากรณ์วิธีแรกมีค่าคลาดเคลื่อน เท่ากับ 2 หน่วย และวิธีการพยากรณ์วิธีที่สองมีค่าคลาดเคลื่อน เท่ากับ -2 หน่วย ถือว่าการพยากรณ์ทั้งสองวิธีพยากรณ์คลาดเคลื่อนเท่ากัน แต่วิธีแรกพยากรณ์ต่ำไป และวิธีที่สองพยากรณ์สูงไป

ทั้งนี้ความเสียหายที่เกิดขึ้นจากการพยากรณ์สูงหรือต่ำไปขึ้นอยู่กับสิ่งที่พยากรณ์ ซึ่งผู้พยากรณ์จะต้องใช้ดุลพินิจในการตัดสินใจว่าการพยากรณ์สูงหรือต่ำไปอย่างไรให้ผลเสียหายมากกว่ากัน วิธีการประเมินผล มีหลายวิธีดังนี้

3.10.1. ค่าคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ย (The mean error : ME)

$$ME = \frac{\sum(A_t - F_t)}{n}$$

3.10.2. ค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ย (The mean absolute error : MAE)

$$MAE = \frac{\sum |A_t - F_t|}{n}$$

3.10.3. ร้อยละของค่าคลาดเคลื่อนเมื่อเทียบกับค่าจริงโดยเฉลี่ย (The mean percentage error : MPE)

$$MPE(\%) = \frac{\sum [(A_t - F_t) / A_t]}{n} * 100\%$$

3.10.4. ร้อยละของค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนเมื่อเทียบกับค่าจริงโดยเฉลี่ย (The mean absolute percentage error : MAPE)

$$MAPE(\%) = \frac{\sum |(A_t - F_t) / A_t|}{n} * 100\%$$

3.10.5. ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองโดยเฉลี่ย (The mean-squared error : MSE)

$$MSE = \frac{\sum (A_t - F_t)^2}{n}$$

3.10.6. ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ย (The root-mean-square error : RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (A_t - F_t)^2}{n}}$$

3.10.7. ค่าเทอล'ส ยู (Theil's U)

$$U = \sqrt{\frac{\sum (A_t - F_t)^2}{n}} / \sqrt{\frac{\sum_{t=2}^n (A_t - A_{t-1})^2}{n}}$$



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทที่ 4

กรอบแนวความคิดและระเบียบวิธีวิจัย

การปรับปรุงวิธีการพยากรณ์ยอดขายรายเดือนในงานวิจัยนี้ หมายถึง การปรับเปลี่ยนรูปแบบการพยากรณ์ยอดขายรายเดือนของผู้แทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกที่ได้รับการออกแบบให้มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยลงในการดำเนินงานเบื้องต้น โดยอาศัยข้อมูลในอดีตนำมาใช้ในการปรับปรุงวิธีการพยากรณ์นั้น ได้แก่ ข้อมูลยอดขายสินค้ารายเดือนของแต่ละรหัสสินค้า ข้อมูลระยะเวลาการขายสินค้า ข้อมูลตัวแปรต้นที่คาดว่าจะมีผลต่อยอดขายสินค้า เป็นต้น ซึ่งจะพิจารณาจากวิธีการพยากรณ์แบบเดิมว่าสามารถลดค่าความคลาดเคลื่อนได้มากน้อยเพียงใด ภายใต้ข้อจำกัดหรือเงื่อนไขของวิธีการพยากรณ์ คือ

- 1) เงื่อนไขของโปรแกรมสำเร็จรูปใช้
- 2) เงื่อนไขของวิธีการพยากรณ์ที่เลือกใช้
- 3) เงื่อนไขด้านตัวแปรต้นที่เลือกใช้
- 4) เงื่อนไขด้านเวลา

ดังนั้นแนวคิดในการปรับปรุงวิธีการพยากรณ์ยอดขายรายเดือนสำหรับผู้แทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกนี้ซึ่งอาศัยวิธีการพยากรณ์แบบนาอิวเป็นการพยากรณ์ปัจจุบันที่มีการพยากรณ์โดยใช้ความต้องการในเดือนปัจจุบันเป็นค่าพยากรณ์ความต้องการในเดือนถัดไป จากนั้นทำการปรับปรุงวิธีการพยากรณ์ยอดขายรายเดือนสำหรับผู้แทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกโดยกรอบแนวความคิดและระเบียบวิธีวิจัย ดังนี้

4.1. กรอบแนวความคิด

แนวคิดในการดำเนินงานวิจัยนี้ แบ่งออกทั้งหมด 7 ส่วน ได้แก่ การวิเคราะห์และเลือกใช้ข้อมูลในการศึกษา การทดสอบความนิงของข้อมูล การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์แบบนาอิว การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์แบบค่าเฉลี่ย การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์โดยวิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์ การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีการบอกซ์ - เจนกินส์ และการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

4.1.1. การวิเคราะห์และการเลือกใช้ข้อมูลในการศึกษา

เนื่องจากจำนวนสินค้าของบริษัทกรณีศึกษามีจำนวน 31 รายการ ซึ่งหากทำการศึกษาแบบจำลองให้เหมาะสมกับทุกสินค้านั้นต้องใช้ระยะเวลาศึกษาพอสมควร จึงทำการคัดเลือกข้อมูลเพื่อมาใช้ทำการศึกษหาแบบจำลองการพยากรณ์โดยใช้วิธี ABC Analysis (Ng, 2007) เป็นวิธีในการจัดลำดับความสำคัญของสินค้าที่จะนำมาศึกษา ซึ่งจะเลือกชุดข้อมูล 5 ลำดับแรกจากวิธีดังกล่าว เพื่อนำมาใช้ศึกษาหาแบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลนั้นๆ ซึ่งสินค้า 5 รายการแรกสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 การวิเคราะห์ ABC Analysis

Products Code	Sum Q(kg) 90 months	Annual Sales (kg)	Average Unit cost per kg (25/2/13)	Usage THB per year		
1101	259,931,461.39	34,657,528.19	52.3	1,812,588,724.09	50%	50%
2301	23,426,103.80	3,123,480.51	112.25	350,610,686.87	10%	59%
2101	7,902,949.35	1,053,726.58	178.86	188,469,536.10	5%	64%
1202	31,126,040.00	4,150,138.67	36.45	151,272,554.40	4%	68%
2302	10,308,208.30	1,374,427.77	85.25	117,169,967.68	3%	72%
1199	9,012,201.30	1,201,626.84	89.141	107,114,218.14	3%	75%
1299	7,659,158.00	1,021,221.07	98.65	100,743,458.23	3%	77%
1108	5,951,920.91	793,589.45	121.15	96,143,362.43	3%	80%
2204	4,129,093.04	550,545.74	167.65	92,298,993.09	3%	82%
2104	7,686,622.43	1,024,882.99	79.88	81,867,653.24	2%	85%
2105	3,248,124.60	433,083.28	188.54	81,653,521.61	2%	87%
2205	2,604,778.00	347,303.73	209.89	72,895,580.59	2%	89%
2207	2,023,828.30	269,843.77	241.1	65,059,333.75	2%	91%
2304	1,483,073.04	197,743.07	302.8	59,876,602.20	2%	92%
2399	1,678,690.00	223,825.33	245.45	54,937,928.07	2%	94%
2303	1,885,587.50	251,411.67	174.5	43,871,335.83	1%	95%
2202	3,440,377.30	458,716.97	85.56	39,247,824.24	1%	96%
2201	2,905,495.13	387,399.35	67.24	26,048,732.34	1%	97%
1105	2,239,703.50	298,627.13	84.5	25,233,992.77	1%	97%
1102	2,842,093.40	378,945.79	49.86	18,894,236.92	1%	98%
2305	1,153,396.50	153,786.20	98.24	15,107,956.29	0%	98%
1201	3,276,375.00	436,850.00	34.26	14,966,481.00	0%	99%
2102	584,638.00	77,951.73	145.6	11,349,772.37	0%	99%
1203	1,398,273.50	186,436.47	45.12	8,412,013.38	0%	99%
2103	308,696.48	41,159.53	201.45	8,291,587.45	0%	100%
1107	271,912.00	36,254.93	102.54	3,717,580.86	0%	100%
1103	498,417.50	66,455.67	51.52	3,423,795.95	0%	100%
2206	115,901.40	15,453.52	158.65	2,451,700.95	0%	100%
3102	52,795.98	7,039.46	345.5	2,432,134.81	0%	100%
1104	482,100.00	64,280.00	36.2	2,326,936.00	0%	100%
2203	69,060.20	9,208.03	90.15	830,103.60	0%	100%
				3,659,308,305.26	100%	

วิธีการ ABC Analysis เป็นการเลือกความสำคัญของข้อมูลโดยสามารถคำนวณได้จาก

1. คำนวณหาปริมาณการใช้ของคลังแต่ละประเภทในรอบ 1 ปี และหาราคาต่อหน่วยของของคลังแต่ละประเภท
2. คำนวณหามูลค่าของคลังที่หมุนเวียนในรอบปีของคลังแต่ละประเภท โดยการคูณปริมาณการใช้ของคลังแต่ละประเภทในรอบปีด้วยราคาของคลังประเภทนั้น
3. เรียงลำดับรายการของคลังแต่ละประเภทตามมูลค่าของคลังจากมากไปหาน้อยตามลำดับ
4. คำนวณหาร้อยละสะสมของปริมาณของคลังและร้อยละสะสมของมูลค่าของคลังแต่ละประเภทที่ได้เรียงลำดับไว้ในขั้นตอนที่ 3

หลังจากทำการวิเคราะห์เลือกชุดข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการศึกษาด้วยวิธี ABC Analysis แล้วพบว่าสินค้าที่มีปริมาณมากที่สุด 5 ลำดับแรก คือ สินค้ารหัส 1101 สินค้ารหัส 2301 สินค้ารหัส 2101 สินค้ารหัส 1202 และ สินค้ารหัส 2302

4.1.2. การทดสอบความนิ่งของข้อมูล

การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ (ACF) และการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติบางส่วน (PACF) เป็นขั้นตอนแรกสำหรับการวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่มีสมบัติหนึ่งคือการนำอนุกรมเวลาที่เราต้องการหาค่าการพยากรณ์มาคำนวณค่า ACF และ PACF เพื่อใช้เป็นแนวทางในการกำหนดรูปแบบหรือใช้ในการเลือกตัวแบบซึ่งจะบอกถึงลำดับหรือจำนวนเทอมของข้อมูลที่จะต้องพิจารณาย้อนหลังที่มีค่าสังเกต N เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณที่พยากรณ์โดยเทคนิคทางสถิติ ผู้พยากรณ์ต้องแน่ใจว่าข้อมูล ที่นำมาพยากรณ์เหมาะสมที่จะใช้วิเคราะห์เพียงใด จึงควรวิเคราะห์รูปแบบข้อมูลก่อนว่าข้อมูลดังกล่าวมีลักษณะใด มีส่วนประกอบใดอยู่ในข้อมูล เพื่อที่จะเลือกวิธีการพยากรณ์ได้เหมาะสม

การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ

การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ เป็นการวัดความสัมพันธ์ของตัวแปรในช่วงเวลาปัจจุบันกับช่วงเวลาก่อนหน้า (Lag time) ตั้งแต่ 1 ช่วงเวลาขึ้นไป การวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลจะวิเคราะห์จากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติหลายลักษณะติดต่อกันไปเพื่อพิจารณาว่าข้อมูลที่สนใจมีลักษณะใดประกอบอยู่

กราฟการแสดงสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติมีประโยชน์ในการแสดงสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติในลำดับแบบต่างๆ โดยแกนตั้งแสดงขนาดความสัมพันธ์ที่เป็นไปได้ตั้งแต่ -1 ถึง +1 ส่วนแกนนอนแสดง

ช่วงเวลา (Lagged period) อย่างไรก็ตามหากผู้พยากรณ์เพิ่มจำนวนข้อมูลที่นำมาใช้คำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติในลำดับต่างๆ จะแสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติที่มีลักษณะเปลี่ยนแปลงไป ยิ่งผู้พยากรณ์มีข้อมูลในอดีตมากขึ้นจะทำให้เป็นภาพลักษณะของข้อมูลได้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น

การตรวจสอบข้อมูลอนุกรมเวลาจะพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติตั้งแต่ลำดับที่ 1 จนถึงลำดับสุดท้าย เพื่อนำมาวิเคราะห์ว่าข้อมูลมีลักษณะ ดังต่อไปนี้หรือไม่

1. ข้อมูลมีการสุ่มหรือไม่ (หรือข้อมูลที่ไม่มีความสัมพันธ์ตามลำดับเวลาที่เพิ่มขึ้น)
2. ข้อมูลมีลักษณะเป็นแนวโน้มหรือไม่
3. ข้อมูลมีลักษณะเป็นข้อมูลคงที่หรือไม่
4. ข้อมูลมีลักษณะเป็นข้อมูลที่มีฤดูกาลหรือไม่

4.1.3. การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีนาอิวฟ์

วิธีการพยากรณ์แบบนาอิวฟ์ (Naive forecasting) เป็นวิธีการพยากรณ์ที่ไม่มีความซับซ้อน จึงมีผู้คนจำนวนมากไม่น้อยใช้วิธีการนี้ในการพยากรณ์ แต่หากต้องการความแม่นยำค่อนข้างสูงนั้น วิธีนี้อาจจะไม่ใช่วิธีการที่ให้ความแม่นยำสูง ดังนั้นจึงขึ้นกับผู้นำไปใช้ว่าสามารถรับค่าความคลาดเคลื่อนได้มากน้อยเพียงใด ปัจจุบันบริษัทกรณีศึกษาอาศัยวิธีการนี้ร่วมกับการสอบถามข้อมูลจากลูกค้าในการพยากรณ์ยอดขายเพื่อส่งมอบให้หน่วยงานสั่งซื้อต่อไป ซึ่งบางครั้งพบปัญหาดังที่ได้กล่าวมาแล้ว คือสินค้าคงคลังมีความไม่สมดุลต่อความต้องการของตลาด คำนวณได้จากสมการ 4.1

$$F_{t+1} = A_t \quad (4.1)$$

โดยที่ A_t เป็นข้อมูลจริง ณ เวลา t

F_{t+1} เป็นค่าพยากรณ์ 1 ช่วงเวลาล่วงหน้า หรือ ณ เวลา $t+1$

4.1.4. การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

เทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average method) นี้เป็นวิธีการหาค่าเฉลี่ยจากการปรับความผันผวนของข้อมูลที่เกิดขึ้นระยะสั้น โดยการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของข้อมูลจริงในอดีต ซึ่ง

วิธีการหาค่าเฉลี่ยอย่างง่าย เป็นการนำค่าเฉลี่ยหลายๆ ตัวมาใช้ในการพยากรณ์ โดยจะมีการกำหนดค่า n ที่ใช้เฉลี่ยต่อครั้ง หากสนใจข้อมูลในระยะเวลาที่ไกลออกไปจากข้อมูลปัจจุบัน วิธีคำนวณโดยใช้เทคนิคนี้สามารถคำนวณได้จากสมการ 4.2 ดังนี้

$$F_{t+1} = \frac{(A_t + A_{t-1} + A_{t-2} + \dots + A_{t-n+1})}{n} \quad (4.2)$$

โดยที่

A_t เป็นข้อมูลจริง ณ เวลา t

F_{t+1} เป็นค่าพยากรณ์ 1 ช่วงเวลาล่วงหน้า หรือ ณ เวลา $t+1$

n เป็นจำนวนข้อมูลที่ใช้เฉลี่ยต่อครั้ง

4.1.5. การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์ (Winters exponential smoothing method)

เทคนิคการปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์ สามารถวิเคราะห์ข้อมูลทั้งที่มีแนวโน้ม (Trend) จากสมการ 4.4 และ ฤดูกาล (Seasonal) จากสมการ 4.5 นอกจากนี้ยังมีสมการ 4.3 ที่ปรับเรียบข้อมูลด้วย จึงทำให้วิธีนี้เป็นวิธีที่ให้ความสำคัญกับข้อมูลในปัจจุบัน แนวโน้มของเวลา และ ฤดูกาล จะเข้ามามีอิทธิพลกับการพยากรณ์มากขึ้น ซึ่งทำให้วิธีนี้มีค่าคงที่ในการปรับเรียบ 3 ค่า ได้แก่ α (Alpha), β (Beta) และ γ (Gamma) สำหรับสมการที่ใช้ในการพยากรณ์ตามวิธีของ Winters สามารถคำนวณได้จากสมการ 4.6

สมการค่าปรับเรียบ

$$S_t = \alpha \frac{A_t}{I_{t-L}} + [(1-\alpha)(S_{t-1} + T_{t-1})] \quad (4.3)$$

สมการประมาณค่าแนวโน้ม

$$T_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (4.4)$$

สมการประมาณค่าฤดูกาล

$$I_t = \gamma \frac{A_t}{S_t} + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (4.5)$$

สมการการพยากรณ์

$$F_{t+p} = (S_t + T_t p)I_{t-L+p} \quad (4.6)$$

โดยที่

S_t = ค่าปรับเรียบ

α = ค่าคงที่ปรับเรียบ ($0 < \alpha < 1$)

A_t = ค่าจริงในเวลา t

β = ค่าคงที่ปรับเรียบสำหรับตัวประมาณแนวโน้ม ($0 < \beta < 1$)

T_t = ตัวประมาณแนวโน้ม

γ = ค่าคงที่ปรับเรียบสำหรับตัวประมาณฤดูกาล ($0 < \gamma < 1$)

I_t = ตัวประมาณฤดูกาล

p = จำนวนช่วงที่ต้องการพยากรณ์ล่วงหน้า

L = ช่วงของฤดูกาล

$$F_{t+p} = \text{ค่าพยากรณ์ข้อมูลที่เวลา } p$$

4.1.6. การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีการบอกซ์ – เจนกินส์ หรือ ARIMA

วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาของบอกซ์ – เจนกินส์ หรือ ARIMA ใช้ความสัมพันธ์ของข้อมูลในอดีตเพื่อแสดงพฤติกรรมของข้อมูล มาเป็นแนวทางในการวิเคราะห์หาค่าพยากรณ์เพื่อแสดงพฤติกรรมของข้อมูลในอนาคต เทคนิคนี้จะต้องมีข้อมูลในอดีตจำนวนมากพอสมควร โดยจะพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกต Y และเวลาตำแหน่ง t ซึ่งสามารถแสดงความสัมพันธ์ของค่าสังเกตในช่วงเวลาอดีตระหว่าง Y_t กับ Y_{t-1} และนำมาพยากรณ์ค่าในอนาคต Y_{t+1} ได้ แบบจำลอง ARIMA มักจะนำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลระยะสั้นหรือปานกลางเท่านั้น ไม่นิยมนำมาใช้ในการพยากรณ์ระยะยาว โดยแบบจำลอง ARIMA มีสมมติฐานที่ว่าค่าสังเกตปัจจุบันมีความสัมพันธ์เป็นกระบวนการเชิงเส้นระหว่างค่าสังเกตและค่าความคลาดเคลื่อนในอดีต

การพยากรณ์โดยใช้ ARIMA มี 4 ขั้นตอน ดังนี้

1. การกำหนดตัวแบบที่เหมาะสมของแบบจำลอง ARIMA (Identification model)

ข้อมูลที่จะนำมาสร้างแบบจำลอง ARIMA นั้น ต้องมีคุณสมบัติคงที่ หมายความว่าต้องมีลักษณะทางสถิติ เช่น ความแปรปรวน ค่าเฉลี่ย และมีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา สามารถดูได้จากฟังก์ชัน ACF ถ้า ACF มีลักษณะลดลงเข้าสู่ศูนย์อย่างรวดเร็ว แสดงว่าอนุกรมเวลานั้นมีลักษณะคงที่ แต่ถ้าหาก ACF ค่อยๆ ลดลงเข้าสู่ศูนย์แสดงว่าเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่คงที่ ต้องมีการปรับให้มีลักษณะคงที่ก่อนโดยการหาผลต่าง หรือการแปลงรูปที่กำลังเป็นต้น (สุทธวิทย์ แสงโลหะพันธ์ และคณะ) หลังจากทดสอบคุณสมบัติคงที่แล้ว จึงกำหนดตัวแบบที่เหมาะสมของแบบจำลอง ARIMA ซึ่งสามารถทำได้โดยการพิจารณา ACF และ PACF ของข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติคงที่ การกำหนดอันดับ (p,d,q) และ $(P,D,Q)_s$ ใช้หลักการเหมือนกันแต่จะแยกการพิจารณากัน โดยการกำหนดตัวแบบนั้นจะมีลักษณะเป็นการทำซ้ำ เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์และตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ซึ่งถ้าพบว่าตัวแบบที่เป็นไปได้นั้นไม่เหมาะสม ต้องทำซ้ำกระบวนการเดิมจนกว่าจะได้แบบที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งสามารถสรุปลักษณะการเปลี่ยนแปลงค่า ACF และ PACF ของกระบวนการอนุกรมเวลาภายใต้สถานะคงที่แสดงไว้ดังตารางที่

4.2

ตารางที่ 4.2 ลักษณะการเปลี่ยนแปลงค่า ACF และ PACF ของกระบวนการอนุกรมเวลาภายใต้สภาวะคงที่ (วรารกรณ์ ยิ่งยวด, 2550)

แบบจำลอง	ค่า ACF	ค่า PACF
AR (p)	ค่า ACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ในขณะที่อยู่อันดับ p	ค่าจะเป็นศูนย์หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ p และจะมีค่าสูงสุด ขณะที่อยู่อันดับ p
MA (q)	ค่าจะมีค่าสูงสุด ขณะที่อยู่อันดับ q และจะมีค่าเป็นศูนย์ หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ q	ค่า PACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ขณะที่อยู่อันดับ q
ARMA (p,q)	ค่าจะลดลงอย่างรวดเร็วหลังจากผ่านช่วงเวลา p และ q	ค่าจะลดลงอย่างรวดเร็วหลังจากผ่านช่วงเวลา p และ q

2. การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameter estimation)

ขั้นตอนนี้จะทำการประมาณค่าพารามิเตอร์โดยอาศัยหลักการกำลังสองน้อยที่สุด (Least – squares method) ซึ่งสามารถใช้โปรแกรมสำเร็จรูปในการหาค่าเบื้องต้น เพื่อให้ได้ค่าสุดท้ายจากการประมวลผลซ้ำของโปรแกรม จนกว่าจะได้ค่ากำลังสองที่มีค่าน้อยที่สุด จากนั้นจึงนำไปตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง

3. การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบของแบบจำลอง (Diagnostics checking)

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนที่สำคัญมากที่สุดในการวินิจฉัยความเหมาะสมในเชิงสถิติของตัวแบบ ARIMA ในขั้นตอนนี้จะต้องตรวจสอบว่าตัวแบบของแบบจำลองที่ได้มีความเหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่เราวิเคราะห์หรือไม่ ในกรณีที่มีการกำหนดตัวแบบ และประมาณค่าพารามิเตอร์ใหม่ จะต้องมีการตรวจสอบความเหมาะสมทุกครั้งก่อนนำไปใช้วิเคราะห์

การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ จะทำการตรวจสอบคุณสมบัติเชิงสถิติของค่าคลาดเคลื่อนสุ่ม และการทดสอบว่ามีค่าคลาดเคลื่อนสุ่มที่เป็นแบบอัตโนมัติสัมพันธ์หรือไม่ ดังนั้นการทดสอบ จะคำนวณค่า SACF ของค่าตกค้าง (residuals) ที่ช่วงเวลา k ต่าง ๆ และทดสอบด้วยค่าของตัวสถิติ เช่น ตัวสถิติทดสอบ Box–Pierce หรือ ตัวสถิติทดสอบ Ljung-Box ว่าเหมาะสมหรือไม่ นอกจากการวินิจฉัยตัวแบบด้วยการทดสอบเชิงสถิติแล้ว สามารถตรวจสอบด้วยวิธีการอื่น เช่น การเขียนกราฟของค่าตกค้างกับแกนเวลา เป็นต้น โดยการตรวจสอบสามารถอธิบายรายละเอียดดังนี้

- การทดสอบค่าพารามิเตอร์ โดยพิจารณาจากค่าสถิติ t (t-statistic) ซึ่งในการทดสอบนั้นจะตั้งสมมติฐานหลักว่า ค่าของพารามิเตอร์ไม่ต่างจากศูนย์ และถ้า t-statistic มากกว่า ค่าวิกฤต จะปฏิเสธสมมติฐานที่ว่าค่าของพารามิเตอร์ไม่ต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญ จึงถือได้ว่ารูปแบบที่ใช้เหมาะสม
- พิจารณาเลือก ค่า R-squared และ Adjust R-squared ที่เข้าใกล้ 1 ที่สุด
- พิจารณาความสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อน (ดูจากกราฟ ACF ของค่าความคลาดเคลื่อน) ต้องไม่มีลักษณะการลดลงแบบ Exponential ถ้าพบว่าค่าตกค้างกระจายเป็นแนวในลักษณะขนานรอบค่าศูนย์ กล่าวได้ว่า ค่าคลาดเคลื่อนมีค่าเฉลี่ยศูนย์ และมีความแปรปรวนคงที่แต่ถ้าการกระจายของค่าตกค้างมีรูปแบบต่างไปจากแนวขนานควรพิจารณาปรับปรุงแก้ไขตัวแบบ
- ทดสอบความเหมาะสมโดยใช้ Portmanteau test หรือ การทดสอบของ Box and Pierce (Q-statistic) สำหรับห้การทดสอบได้ตั้งสมมติฐานดังนี้
สมมติฐานการทดสอบ คือ $H_0 : p_k = 0$ ทุกๆ ค่าที่ $k \leq K$

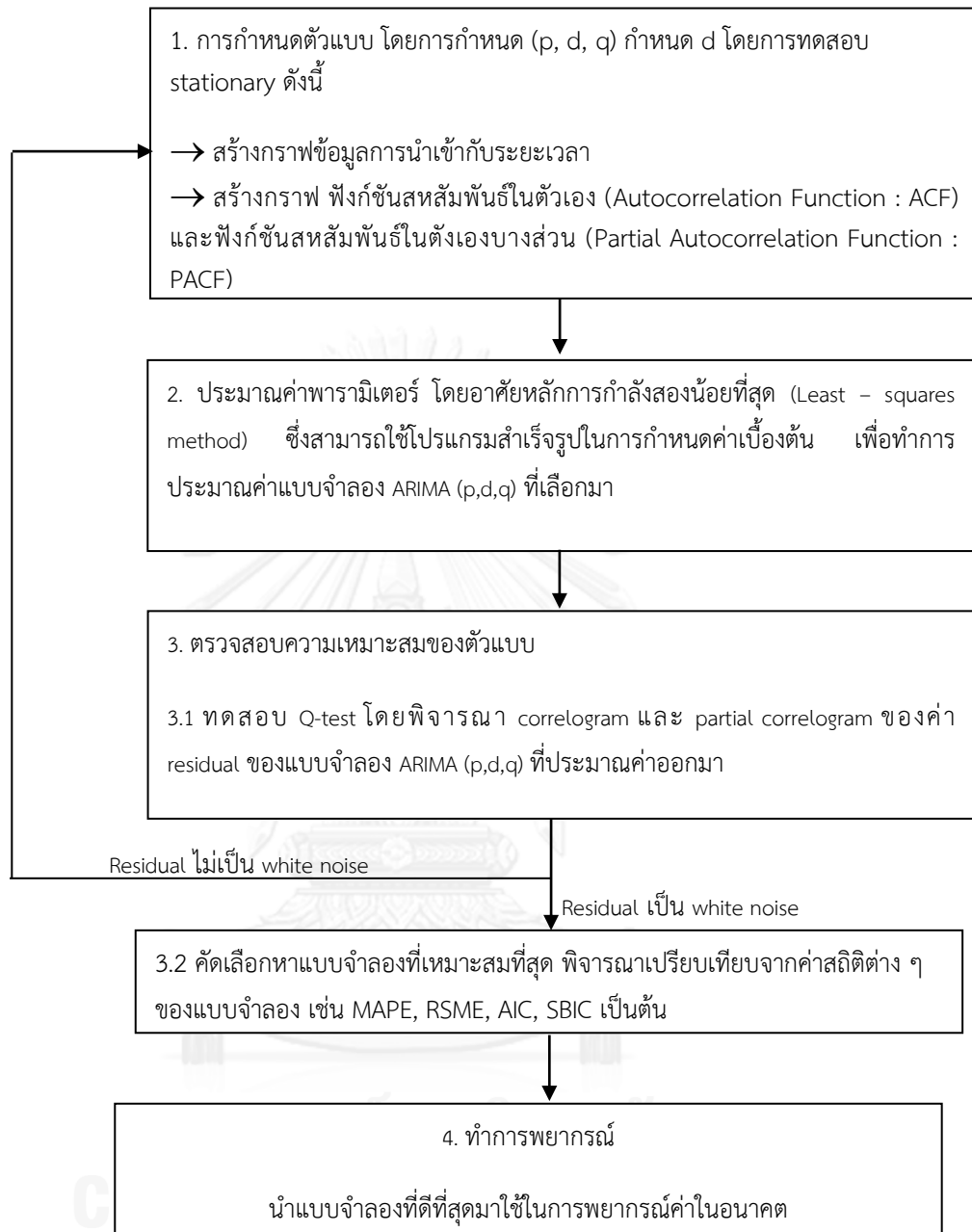
$$H_1: p_k \neq 0 \text{ อย่างน้อย 1 ค่าที่ } k \leq K$$

ส่วนเกณฑ์ในการพิจารณาจากค่า Q-statistic กับค่าวิกฤติของ Chi-square ณ ระดับนัยสำคัญที่กำหนด สามารถพิจารณาได้จากค่า Q-statistic ที่มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤติจะยอมรับ H_0 ซึ่งแสดงว่าความสัมพันธ์ในตัวเองของความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์ทุกค่า k หรือนำไปเขียนกราฟแล้วพบว่าค่าของความคลาดเคลื่อนมีการกระจายเป็นแนวขนานรอบค่าเฉลี่ยศูนย์ แสดงว่าตัวแบบที่เลือกเป็นรูปแบบที่เหมาะสม

- พิจารณา ค่า Akaike และ Schwarz อนุกรมเวลาชุดหนึ่งมีความเป็นไปได้ที่จะมีตัวแบบที่เหมาะสมมากกว่าหนึ่งตัวแบบ เครื่องมือที่จะพิจารณาว่ารูปแบบสมการใดเหมาะสมกว่ากันคือค่า Akaike Information Criterion (AIC) และ Schwarz Information Bayesian Criterion (SBIC) โดยจะพิจารณารูปแบบที่ได้ค่าที่ต่ำที่สุดเป็นรูปแบบที่เหมาะสม

4. การพยากรณ์ (Forecasting)

ในขั้นตอนสุดท้ายนี้เป็นการนำแบบจำลองที่ได้จากการวิเคราะห์และตรวจสอบความเหมาะสมแล้วมาใช้ในการประมาณค่าพยากรณ์ของข้อมูลที่ต้องการจะทำการพยากรณ์ ซึ่งสามารถนำมาใช้ในการพยากรณ์แบบจุดหรือแบบช่วงเวลาก็ได้



รูปที่ 4.1 ขั้นตอนการพยากรณ์โดยใช้วิธี ARIMA

4.1.7. การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

จากวิธีการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม จำเป็นต้องหาจำนวนโหนดในแต่ละชั้นซ่อน และจำนวนชั้นของชั้นซ่อนที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ซึ่งมักจะต้องใช้ระยะเวลาค่อนข้างมากในการหาตัวแปรดังกล่าวเพราะต้องอาศัยวิธีการทดลองสุ่มไปเรื่อยๆ ปัจจุบันจึงได้มีการพัฒนาโดย

การประยุกต์ใช้วิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์ ซึ่งเป็นวิธีการเข้าสู่โครโมโซมทางพันธุกรรมศาสตร์เข้ามาช่วยในการหาจำนวนโหนดและจำนวนชั้นของชั้นซ่อน เพื่อเป็นการลดระยะเวลาและยังได้ค่าพยากรณ์ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นผู้วิจัยจึงแบ่งการศึกษาในหัวข้อนี้ออกเป็น 2 ส่วน คือ การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบธรรมดา และการพยากรณ์ด้วยวิธีการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ในการคัดเลือกรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

4.1.7.1 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม หรือ Artificial neural network (ANN) คือตัวแบบทางคณิตศาสตร์ที่จำลองการประมวลผลจากการคำนวณจะอาศัยการเชื่อมโยงของข้อมูลเพื่อจะทำหน้าที่ให้เหมือนจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทให้มีลักษณะคล้ายกับการทำงานของสมองของมนุษย์ ผู้คิดค้นพัฒนามีจุดประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือที่มีความสามารถเช่นเดียวกับที่สมองมนุษย์สามารถประมวลผลและจดจำเรื่องราวต่างๆ ได้ โดยอาศัยหลักการจดจำและเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลที่ป้อนเข้า และทำการประมวลผลหรือทดสอบความรู้ที่ได้รับจากการเรียนรู้ ผู้พัฒนาได้แนวคิดการประมวลผลเช่นนี้มาจากการศึกษาไฟฟ้าชีวภาพ (Bioelectric network) ในสมองของมนุษย์ ซึ่งในสมองนั้นจะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาท ซึ่งแต่ละเซลล์ประสาทจะประกอบไปด้วยปลายในการรับกระแสประสาท แล้วเซลล์ประสาทเหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าต่างๆ ภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ประสาทอื่นๆ ภายในด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านจุดรวมประสาทเข้าสู่นิวเคลียส ณ จุดนี้จะเป็นตัวชี้บ่งว่าเซลล์ประสาทรุนั้นจะต้องกระตุ้นเซลล์อื่นๆต่อไปหรือไม่ ถ้าเซลล์ประสาทมีความแรงของกระแสส่งแรงพอนิวเคลียสก็จะทำหน้าที่กระตุ้นเซลล์อื่นๆต่อไปผ่านทางปลายประสาทของเซลล์นั้นๆ ตามตัวแบบนี้เซลล์ประสาทหลายๆเซลล์ จะเกิดการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทจนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกันเป็นโครงข่ายประสาท

เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม จึงเป็นเทคนิคที่นิยมนำมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ เนื่องจากมีความสามารถในการเรียนรู้ที่คล้ายคลึงกับระบบสมองของมนุษย์ดังกล่าวข้างต้น ขั้นตอนของการนำโครงข่ายประสาทมาใช้ในการพยากรณ์ก็มีลักษณะเช่นเดียวกับวิธีการพยากรณ์อื่นๆ โดยอาศัยข้อมูลนำเข้าเพื่อสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต และมีความสามารถในการรวมการวิเคราะห์พื้นฐานและเทคนิคเพื่อสร้างแบบจำลอง โดยที่โครงข่ายประสาทจะพยายามลดจำนวนของการทำนายที่ผิดพลาดให้ต่ำที่สุดซึ่งเป็นเหตุผลหลักที่ทำให้มีการนำเทคนิคนี้มาใช้ในการทำนายข้อมูลทางธุรกิจ ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยระบบการทำงานดังต่อไปนี้ เมื่อมีการป้อนข้อมูลนำเข้า หรือ Input เข้าไปในระบบโครงข่าย ระบบจะนำค่าของข้อมูลนำเข้าไปคูณกับค่าน้ำหนักที่ได้แยกออกไว้แต่ละแขนงออกไป ผลลัพธ์ที่ได้จากการคูณจะถูกรวมไว้ที่ปลาย

ประสาทเพื่อเอามาเปรียบเทียบกับระดับการกระตุ้นว่าผลลัพธ์ที่ได้นั้นมีความแรงพอหรือไม่ที่จะทำให้เกิดการตอบสนองตามที่ได้กำหนดไว้ ถ้าหากผลลัพธ์มีค่ามากกว่าค่าตอบสนองที่ตั้งไว้ โหนดชั้นแรก จะทำการส่งผลออกไป เพื่อไปหาโหนดในชั้นถัดไป ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งได้ผลลัพธ์สุดท้าย ระดับชั้นของโครงข่าย ประกอบด้วย 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลนำเข้า ชั้นซ่อน และชั้นข้อมูลส่งออก และจะถูกเชื่อมต่อกันด้วยค่าน้ำหนักของโหนด

การเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทประกอบด้วย 2 กระบวนการ คือ การแพร่กระจายแบบไปข้างหน้า (Forward propagation) และ การแพร่กระจายแบบย้อนกลับ (Backward propagation)

1) การแพร่กระจายแบบไปข้างหน้า (Forward propagation) กระบวนการนี้จะเริ่มขึ้นเมื่อมีการนำส่งข้อมูลนำเข้า (Input) ผ่านเข้าไปในระบบโครงข่ายประสาทในชั้นนำเข้า และจากนั้นทำการเริ่มกำหนดค่าน้ำหนักของหน่วยประมวลผลในชั้นข้อมูลนำเข้า ชั้นที่เหลืออื่นๆ จะเริ่มกระบวนการแพร่กระจายไปข้างหน้าไปเรื่อยๆ จนกระทั่งแพร่กระจายไปถึงชั้นสุดท้าย คือ ชั้นนำส่งข้อมูลขาออก (Output)

2) การแพร่กระจายแบบย้อนกลับ (Backward propagation) กระบวนการแพร่กระจายแบบย้อนกลับ กระบวนการนี้ทุกหน่วยหรือโหนดจะถูกคำนวณหาค่าความผิดพลาดและคำนวณหาค่าน้ำหนักที่จะเปลี่ยนแปลงไปทุกการเชื่อมโยงในโครงข่าย การคำนวณของกระบวนการนี้เกิดที่ชั้นแสดงผลลัพธ์และแพร่กระจายย้อนกลับไปยังชั้นข้อมูลนำเข้า หลังจากที่ดำเนินการแพร่เดิหน้าแล้วก็จะมีการปรับปรุงความผิดพลาด จึงเกิดหน่วยประมวลผลแต่ละหน่วยในชั้นแสดงผลลัพธ์และให้ค่าผลลัพธ์เพื่อที่จะเปรียบเทียบกับผลลัพธ์เป้าหมายในชุดการเรียนรู้ ความแตกต่างที่เกิดขึ้นคือค่าความผิดพลาดในแต่ละหน่วยในสำหรับชั้นแสดงผลลัพธ์และค่าน้ำหนักของการเชื่อมโยงไปยังชั้นแสดงผลลัพธ์จะถูกปรับ จากนั้นค่าความผิดพลาดของหน่วยชั้นซ่อนที่ต่ำกว่าชั้นแสดงผลลัพธ์จะถูกคำนวณใหม่ กระบวนการนี้จะดำเนินไปจนกว่าชั้นสุดท้ายจะถูกปรับค่าน้ำหนักให้เกิดค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back propagation neural network) คือวิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทหลายชั้นแบบส่งผ่านไปข้างหน้า และมีการเรียนรู้ย้อนกลับแบบแพร่กระจายซึ่งจะมีโครงสร้างของโครงข่ายเป็นชั้นๆ และแต่ละชั้นจะเชื่อมโยงกันอย่างทั่วถึง ไม่ว่าจะเป็นชั้นที่อยู่ข้างบนและชั้นที่อยู่ข้างล่าง เมื่อระบบโครงข่ายได้รับข้อมูลนำเข้าจะนำไปคำนวณค่าน้ำหนักของหน่วยประมวลผลนำเข้าไปยังชั้นซ่อน และจากชั้นซ่อนไปยังชั้นแสดงผลลัพธ์ เมื่อเกิดผลต่างระหว่างผลลัพธ์จริงกับผลลัพธ์เป้าหมาย โครงข่ายจะปรับค่าความผิดพลาดจากหน่วยแสดงผลลัพธ์และแพร่กระจายย้อนกลับไปยังชั้นซ่อนอีกครั้ง และจากชั้นซ่อนก็จะ

แพร่กระจายย้อนกลับไปยังชั้นข้อมูลนำเข้า ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับประกอบด้วยส่วนประกอบหลักดังนี้

1. หน่วยประมวลผล (Processing elements)
2. การเรียนรู้ซึ่งเกิดจากการปรับค่าน้ำหนักระหว่างหน่วยประมวลผล
3. ค่าน้ำหนักและฟังก์ชันการแปลงค่าจากหน่วยความจำไปยังหน่วยประมวลผล (Weight and transfer function)
4. ชั้นข้อมูลนำเข้า (Input layer)
5. ชั้นซ่อนเร้นของหน่วยประมวลผล (Hidden layer)
6. ความหนาแน่นของจุดที่นิวตรอนติดต่อกันและกัน (Connections)
7. ชั้นแสดงผลลัพธ์ (Output layer)

สำหรับหลักการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทแบบแพร่กระจายย้อนกลับจะเริ่มโดยการสุ่มค่าน้ำหนักและนำข้อมูลนำเข้าที่ส่งผ่านเข้ามาชั้นนำเข้าข้อมูล และปรับน้ำหนัก (Input weight) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกมาโดยการประมวลผลผ่านฟังก์ชันที่กำหนด จากนั้นหาค่าความคลาดเคลื่อนโดยการนำค่าผลลัพธ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ต้องการ และจะทำการปรับค่าความคลาดเคลื่อนนั้นกลับเข้าสู่ระบบโครงข่ายเพื่อปรับปรุงน้ำหนักในรอบถัดไปให้มีความคลาดเคลื่อนน้อยลง ซึ่งจะทำให้การเรียนรู้เช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกว่าจะได้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด หรือค่าความผิดพลาดนั้นอยู่ในระดับที่สามารถยอมรับได้ตามที่กำหนดไว้

เมื่อ	Target output (t)	คือ เป้าหมายผลลัพธ์ที่ต้องการ
	Network output (a)	คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาท
	Quantity (Q)	คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด
	Error (e)	คือ ค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าความผิดพลาดระหว่างผลลัพธ์ที่ได้กับผลลัพธ์เป้าหมายที่ต้องการ

4.1.7.2 วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์

วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ หรือ Genetic Algorithm (GA) เป็นวิธีการจำลองการทำงานทางชีววิทยาในการขยายพันธุ์ของสิ่งมีชีวิต หรือการให้กำเนิดประชากรยุคใหม่ๆ โดยอาศัยพัฒนาการและวิวัฒนาการจากประชากรรุ่นก่อนหน้า ซึ่งจะอาศัยพื้นฐานพันธุกรรมเดิมในการถ่ายทอดลักษณะต่างๆ ไปสู่รุ่นลูกหลาน คล้ายกับการถ่ายทอดพันธุกรรมสู่ลูกหลาน และมีผู้สามารถนำมาพัฒนาและประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาทางวิชาการเพื่อหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด แนวคิดนี้เริ่มมาจากทฤษฎี

วิวัฒนาการของชาร์ล ดาร์วิน (Charles Darwin) หรือแนวคิดในการอยู่รอดของผู้ที่แข็งแรงที่สุด (Survival of the fittest) มาใช้ในการปรับปรุงวิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์นี้ (บุษรา ลิมพิพัฒนางกูร , 2549)

ประชากรรุ่นหลังจะได้รับการถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรมจากประชากรรุ่นก่อนหน้า เปรียบเช่นการถ่ายทอดพันธุกรรมจากบรรพบุรุษไปสู่รุ่นลูกหลาน ซึ่งกระบวนการถ่ายทอดพันธุกรรมนั้นจะอาศัยโครโมโซมเป็นตัวแทนในการถ่ายทอด และโครโมโซมแต่ละโครโมโซมจะประกอบไปด้วยกลุ่มของรหัสที่เรียกว่ายีน (Genes) โดยแต่ละโครโมโซมจะมีตำแหน่งที่ยีนหนึ่งๆ อยู่บนโครโมโซมนั้นๆ แน่นนอน ตำแหน่งของยีนแต่ละที่นั้นจะเรียกว่าโลคัส (Locus) และโดยทั่วไปแล้ว ลักษณะหรือสถานะของยีนแต่ละตัวจะมีที่เป็นไปได้หลายค่า ซึ่งเรียกว่า แอลลีล (Allele) และลักษณะของยีนที่ปรากฏอยู่ในแต่ละโครโมโซมเรียกว่า จีโนไทป์ (Genotype) ส่วนลักษณะภายนอกที่ปรากฏออกมาให้เห็นเรียกว่า ฟีโนไทป์ (Phenotype)

หลักการการทำงานของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ จะทำงานแบบคู่ขนาน (Parallel search) ในการหาคำตอบซึ่งคำตอบที่ได้จากแต่ละรุ่นของข้อมูล (Generation) จะถูกทำให้เกิดการเปลี่ยนรูปที่ (Transformation) เพื่อให้ได้คำตอบที่ดียิ่งขึ้นในรุ่นถัดๆ ไป ในกลุ่มของประชากรที่ใช้ในการศึกษา จะเกิดการเปลี่ยนแปลงคำตอบของข้อมูลหรือสมาชิกของประชากร เพื่อให้เกิดการสำรวจในพื้นที่ โดยรอบนั้นเพื่อใช้ค้นหา ซึ่งจะทำให้มีการถ่ายทอดคุณลักษณะที่ดีของคำตอบหรือสมาชิกที่ดีไปยังรุ่นถัดไป

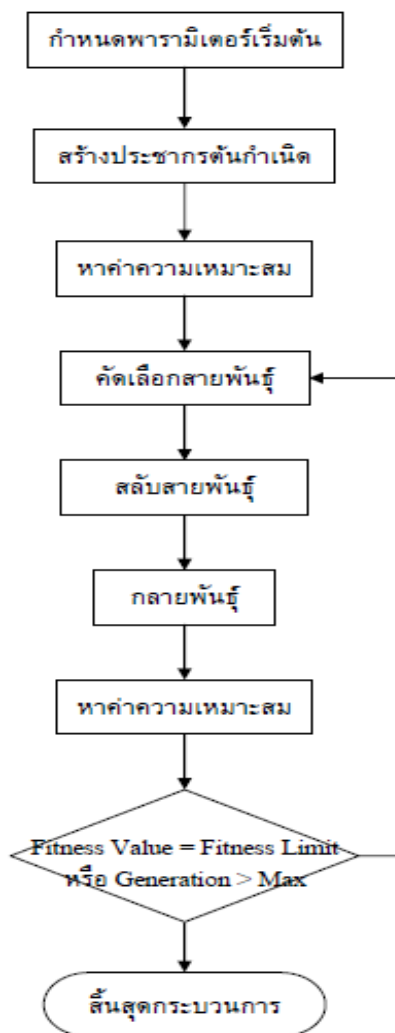
องค์ประกอบที่สำคัญของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ คือ

1. การเข้ารหัสโครโมโซม คือการนำเสนอทางเลือกที่สามารถเป็นไปได้ของแต่ละปัญหา
2. การสร้างประชากรต้นกำเนิดของทางเลือกที่เป็นไปได้ เพื่อนำไปดำเนินการตามกระบวนการถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรม
3. การประเมินค่าความเหมาะสม เพื่อประเมินหาคำตอบที่เหมาะสมในแต่ละทางเลือก
4. ตัวดำเนินการของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ ซึ่งใช้ในการปรับเปลี่ยนองค์ประกอบของข้อมูลตลอดกระบวนการได้แก่ การคัดเลือกสายพันธุ์ (Selection) สลับสายพันธุ์ (Crossover) และกลายพันธุ์ (Mutation)
5. ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ เช่น ขนาดของประชากร (Population size) ความน่าจะเป็น (Probability) ของการใช้ตัวดำเนินการของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ และจำนวนรุ่น (Generation) เป็นต้น

ขั้นตอนการทำงานของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์

เริ่มจากการกำหนดค่าพารามิเตอร์ของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ เช่น กำหนดฟังก์ชันจุดประสงค์ ฟังก์ชันความเหมาะสม รวมทั้งกำหนดรูปแบบโครโมโซม เป็นต้น กระบวนการทำงานถัดไป คือการสร้างประชากรเริ่มต้นโดยอาศัยรูปแบบโครโมโซมที่ได้กำหนดไว้ ซึ่งจะทำให้ได้ประชากรตั้งที่ต้องการ และเมื่อครบตามจำนวนที่กำหนดแล้ว ประชากรรุ่นดังกล่าวจะถูกทำการถอดรหัสสมาชิกของโครโมโซม ซึ่งจะได้ตัวแปรหนึ่งและใช้เป็นค่าของตัวแปรในการตัดสินใจ เมื่อได้ค่าตัวแปรที่ใช้ในการตัดสินใจแล้วจะต้องทำการหาค่าจุดประสงค์ (Objective value) ของสมาชิกของโครโมโซมนั้นๆ โดยการแทนค่าตัวแปรตัดสินใจของสมาชิกโครโมโซมในฟังก์ชันจุดประสงค์ที่ได้ เพื่อหาค่าความเหมาะสมของสมาชิกของโครโมโซมจากฟังก์ชันจุดประสงค์ (Fitness function)

จากนั้นจึงเริ่มเข้าสู่กระบวนการของตัวดำเนินการ ได้แก่ การคัดเลือกสายพันธุ์ สลับสายพันธุ์ และกลายพันธุ์ ในการคัดเลือกสายพันธุ์นั้นจะเลือกเอาเฉพาะโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่เป็นที่น่าพอใจจุดหนึ่งเก็บไว้ ซึ่งโครโมโซมที่ถูกคัดเลือกไว้จะถูกนำมาสลับสายพันธุ์และกลายพันธุ์จนได้เป็นโครโมโซมชุดใหม่ขึ้นมา แล้วนำโครโมโซมชุดใหม่ที่ได้มานี้ทำการหาค่าความเหมาะสมอีกครั้ง จากนั้นดำเนินการตามขั้นตอนเดิมซ้ำไปเรื่อยๆ จนถึงสมาชิกรุ่นสุดท้าย (Max generation) ที่ได้กำหนดไว้ หรือจนกว่าจะได้โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมแล้ว ซึ่งหมายความว่าได้คำตอบที่ต้องการเรียบร้อยแล้ว ขั้นตอนการทำงานแสดงดังรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.2 ขั้นตอนการทำงานของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์

4.2. วิธีการดำเนินงานวิจัย

วิธีการดำเนินงานวิจัยของงานวิจัยนี้ แบ่งออกเป็น 5 ส่วน คือ วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์แบบเดิม, วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีบอซซ์ – เจนกินส์, วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม, วิธีการหาระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับปรับปรุงแบบจำลอง และวิธีการออกแบบการนำแบบจำลองการพยากรณ์ไปประยุกต์ใช้กับบริษัทกรณีศึกษา

4.2.1. วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์แบบเดิม

การศึกษาด้วยแบบจำลองนี้ประกอบด้วยการใช้รูปแบบการพยากรณ์ 3 รูปแบบ ซึ่งใช้โปรแกรมสำเร็จรูป JMP Pro และ Excel ในการวิเคราะห์และคำนวณ สามารถอธิบายรายละเอียดโดยสังเขปของทั้ง 3 วิธีได้ดังนี้

4.2.1.1 การพยากรณ์โดยใช้วิธีนาอิว (Naïve)

เนื่องจากการพยากรณ์ที่เป็นอยู่ในปัจจุบันอาศัยข้อมูลในอดีตเพียง 1 หรือ 2 เดือนเท่านั้นในการพยากรณ์ยอดขาย ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกใช้วิธีนาอิวในอ้างอิงเป็นการพยากรณ์ปัจจุบันของบริษัทกรณีศึกษาในการพยากรณ์

4.2.1.2 การพยากรณ์โดยใช้วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average)

การพยากรณ์วิธีนี้เป็นวิธีการที่ไม่มีความซับซ้อน เข้าใจง่าย ผู้วิจัยมีแนวคิดว่าเป็นแบบจำลองที่ใช้งานง่าย จึงเลือกมาเป็นแบบจำลองหนึ่งในการศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์

4.2.1.3 การพยากรณ์โดยใช้วิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์ (Winters exponential smoothing method)

จากแบบจำลอง 2 แบบจำลองที่ผ่านมา จะไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง ผู้วิจัยมีความเห็นว่าหากข้อมูลใดที่ขึ้นกับอิทธิพลของฤดูกาล ค่าการพยากรณ์ที่ได้จากวิธีการด้านบนอาจมีความแม่นยำไม่เพียงพอ จึงเลือกศึกษาวิธีการพยากรณ์ดังกล่าวนี้ด้วย

4.2.2. วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์ – เจนกินส์

ใช้โปรแกรมสำเร็จรูป JMP Pro และ Excel ในการวิเคราะห์และคำนวณ

ขั้นตอนที่ 1 : ตรวจสอบความนิ่งของข้อมูลด้วยวิธี Unit root test

ขั้นตอนที่ 2 : กำหนดตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสม ARIMA (p,d,q) โดยใช้ข้อมูล 72 เดือนแรก

ขั้นตอนที่ 3 : หาสมการพยากรณ์โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากขั้นตอนที่ 3

ขั้นตอนที่ 4 : ทำการพยากรณ์โดยใช้สมการการพยากรณ์จากขั้นตอนที่ 4

ขั้นตอนที่ 5 : ทำการเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลองเพื่อนำแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดไปใช้งานต่อ โดยการคำนวณหาค่า MAPE ของแต่ละสินค้า

4.2.3. วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย 2 การทดลอง ดังนี้ ซึ่งใช้โปรแกรมสำเร็จรูป JMP Pro, Math work และ Excel ในการวิเคราะห์และคำนวณ

4.2.3.1 การพยากรณ์โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ และมีจำนวนชั้นซ่อน เป็น 2 ชั้น

ขั้นตอนที่ 1 : เลือกตัวแปรที่มีผลต่อยอดขายสินค้าของบริษัท โดยใช้ Stepwise

ขั้นตอนที่ 2 : แบ่งข้อมูลที่มีอยู่ออกเป็น 2 ช่วง คือ Training 72 ข้อมูล และ Testing 12 ข้อมูล

ขั้นตอนที่ 3 : กำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 โดยให้แบบจำลองเรียนรู้จากข้อมูลชุด Training จำนวน 100 รอบ และคำนวณค่า RMSE ออกมาด้วยการทำนายค่าของชุดข้อมูล Validation และทำซ้ำจนครบ 1000 รอบ

ขั้นตอนที่ 4 : เปลี่ยนจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 20 แล้วทำซ้ำขั้นตอนที่ 3 และเปลี่ยนจำนวนโหนดเป็น 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 และ 100 อีกครั้ง

ขั้นตอนที่ 5 : เลือกรูปแบบที่ให้ค่า RMSE ที่น้อยที่สุดจากขั้นตอนที่ 4 แล้วเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 2 ชั้น โดยจำนวนโหนดในชั้นซ่อนแรกอ้างอิงจากขั้นตอนที่ 4

ขั้นตอนที่ 6 : ทำขั้นตอนที่ 3 และ 4 ซ้ำโดย

ขั้นตอนที่ 7 : เลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดโดยการเปรียบเทียบค่า RMSE ที่ได้ โดยเลือกแบบจำลองที่ให้ค่า RMSE ของชุดข้อมูล Validation ที่น้อยที่สุด

ขั้นตอนที่ 8 : นำแบบจำลองที่ดีที่สุดมาพยากรณ์ยอดขาย แล้วคำนวณหาค่า MAPE

4.2.3.2 การพยากรณ์โดยการประยุกต์ใช้วิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์ในการหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนและจำนวนชั้นของชั้นซ่อนจากนั้นพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

ขั้นตอนที่ 1 : กำหนดค่าตัวแปรเริ่มต้นและการสร้างประชากรเริ่มต้นโดยใช้ค่าที่ดีที่สุดจากการพยากรณ์โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับข้างต้น

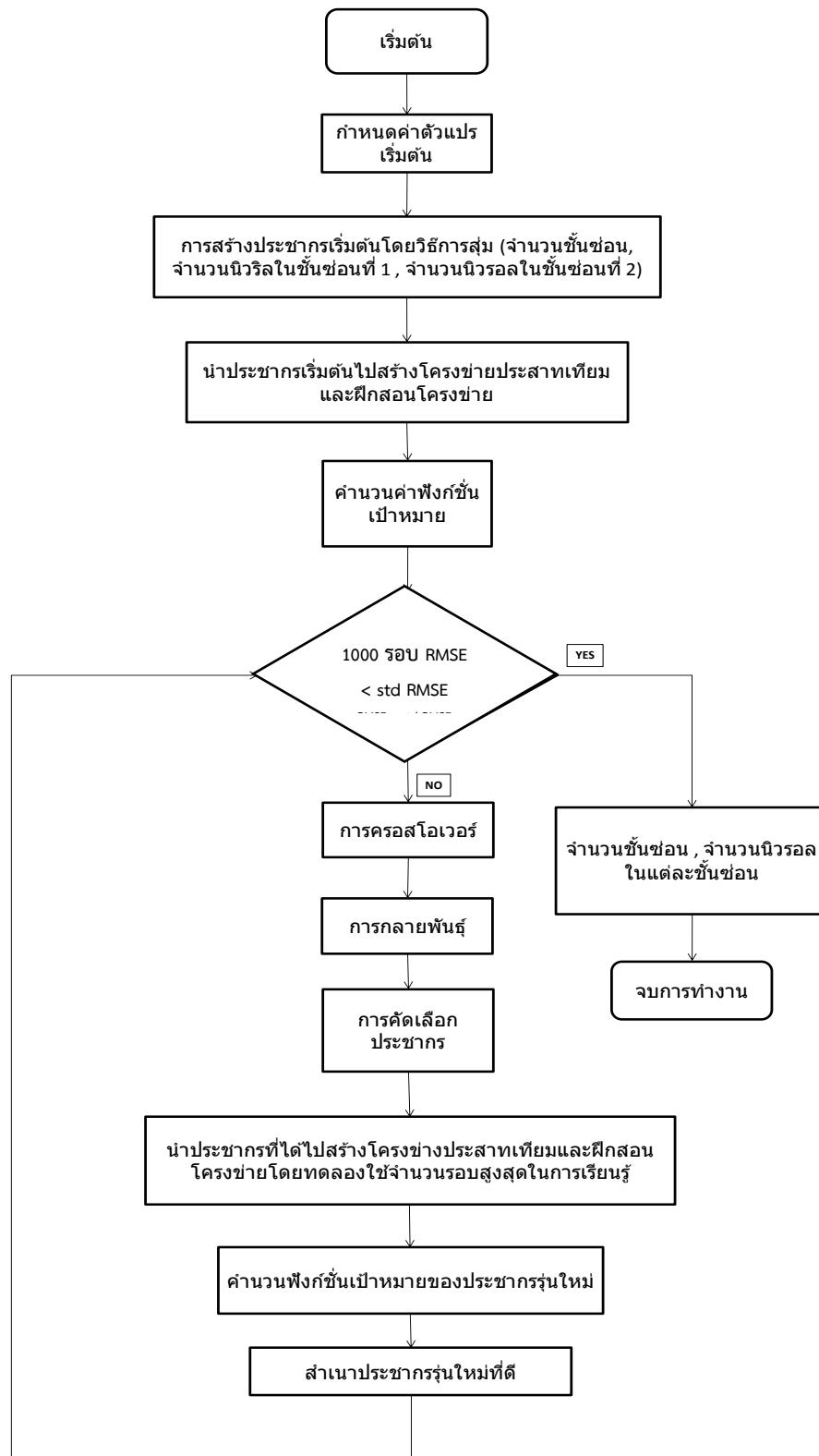
ขั้นตอนที่ 2 : คำนวณหาฟังก์ชันเป้าหมาย

ขั้นตอนที่ 3 : กำหนดค่าตัวแปรต่างๆ ที่จะใช้นำเข้าโครโมโซม ดังนี้

- จำนวนประชากร (Population size) = 90
- ความน่าจะเป็นในการข้ามสายพันธุ์ (Probability of crossover) = 0.9
- ความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ (Probability of mutation) = 0.01
- ร้อยละสำเนาประชากรลูกหลาน (Reinsertion) = 50%
- จำนวนชั้นซ่อน (Number of hidden layer) = 2
- จำนวนโหนดของข้อมูลนำออก (Number of output node) = 1
- จำนวนโหนดสูงสุดในชั้นซ่อน (Maximums of hidden node) = 100
- อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) = 0.1
- จำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs) = 1000
- รูปแบบการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม = BP training algorithm

ขั้นตอนที่ 4 : ทำการพยากรณ์โดยใช้ค่าที่คำนวณได้จากการนำเข้าข้อมูลพร้อมตัวแปรที่กำหนดตามขั้นตอนที่ 3

ขั้นตอนที่ 5 : คำนวณค่า MAPE จากโครงสร้างของโครงข่ายประสาทที่ได้ และเลือกโครงสร้างของโครงข่ายที่ดีที่สุดโดยการเปรียบเทียบค่า MAPE ที่ได้ โดยเลือกแบบจำลองที่ให้ค่า MAPE ที่น้อยที่สุด



รูปที่ 4.3 ขั้นตอนการทำงานของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์

4.2.4. วิธีการหาระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับสำหรับแบบจำลองการพยากรณ์

เนื่องจากเมื่อระยะเวลาผ่านไป แบบจำลองการพยากรณ์ที่เคยใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพนั้น อาจจะไม่ให้ผลที่ดีที่สุดกับข้อมูลชุดใหม่ ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะค้นหาช่วงเวลาที่เหมาะสมในการปรับปรุงแบบจำลอง ใช้โปรแกรมสำเร็จรูป Excel ในการวิเคราะห์และคำนวณโดยมีวิธีการออกแบบการทดลองดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 : เลือกแบบจำลองการพยากรณ์ที่ให้ค่า MAPE น้อยที่สุด มาใช้ในการคำนวณ

ขั้นตอนที่ 2 : กำหนดระยะเวลาของข้อมูลนำเข้า (Input) ที่แตกต่างกัน ดังนี้ 12 เดือน, 24, เดือน 36 เดือน และ 48 เดือน

ขั้นตอนที่ 3 : ทำการพยากรณ์ยอดขายเป็นระยะเวลา 1 เดือน, 3 เดือน, 6 เดือน และ 12 เดือน

ขั้นตอนที่ 4 : วัดผลโดยใช้ค่า MAPE ที่น้อยที่สุดของแต่ละสถานการณ์

4.2.5. วิธีการออกแบบการนำแบบจำลองการพยากรณ์ไปประยุกต์ใช้กับบริษัทกรณีศึกษา

จากรูปแบบของแบบจำลองในหัวข้อที่ 4.2.1 – 4.2.3 จะได้รูปแบบจำลองที่มีความเหมาะสมกับข้อมูลมากที่สุด และหัวข้อที่ 4.2.4 จะได้ระยะเวลาที่เหมาะสมในการปรับปรุงการพยากรณ์ นำข้อมูลที่ได้จากการทดลองทั้งหมดมาสร้างรูปแบบการใช้งานให้กับพนักงานท่านอื่นๆ ได้ใช้ต่อไป

บทที่ 5 ผลการศึกษา

การศึกษาการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ยอดขายของบริษัทตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกด้วยวิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์แบบเดิม วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์ เจนกินส์ วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม วิธีการหาระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับปรับปรุงแบบจำลอง และวิธีการออกแบบการนำแบบจำลองการพยากรณ์ไปประยุกต์ใช้กับบริษัทกรณีศึกษา มีผลการศึกษาดังนี้

5.1. ผลการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์แบบเดิม

โปรแกรมที่ใช้ทำการศึกษา คือ โปรแกรม Excel และการศึกษาด้วยแบบจำลองนี้ ประกอบด้วยการใช้รูปแบบการพยากรณ์ 3 รูปแบบ ดังนี้

5.1.1. การพยากรณ์โดยใช้วิธีนาอิว

ผลที่ได้จากการคำนวณโดยใช้สมการนาอิว (4.1) เป็นดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 MAPE ของการคำนวณโดยใช้วิธีนาอิว

รหัสสินค้า	MAPE (%)
1101	10.14
2101	13.48
2301	37.28
1202	30.75
2302	32.66

5.1.2. การพยากรณ์โดยใช้วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

ผลที่ได้จากการคำนวณโดยใช้สมการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (4.2) เป็นดังนี้

ตารางที่ 5.2 MAPE ของวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

รหัสสินค้า	MAPE (%)
1101 (k=2)	15.15
2101 (k=3)	15.46
2301 (k=3)	37.97
1202 (k=2)	22.98
2302 (k=3)	39.46

5.1.3. การพยากรณ์โดยใช้วิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์ (Winters exponential smoothing method)

โดยที่โดยค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับอนุกรมเวลานี้มี 3 ค่า คือ ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับระดับ (α) ค่าคงที่สำหรับแนวโน้ม หรือความชัน (β) และค่าคงที่ที่ทำให้เรียบสำหรับฤดูกาล (γ) ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์สำหรับสินค้าแต่ละรายการโดยใช้สมการ (4.3) (4.4) และ (4.5) เป็นดังนี้

สินค้ารหัส 1101 : ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับระดับ (α) = 0.308

ค่าคงที่สำหรับแนวโน้ม หรือความชัน (β) = 0.001

ค่าคงที่ที่ทำให้เรียบสำหรับฤดูกาล (γ) = 0.554

สินค้ารหัส 2101 : ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับระดับ (α) = 0.472

ค่าคงที่สำหรับแนวโน้ม หรือความชัน (β) = 0.00003

ค่าคงที่ที่ทำให้เรียบสำหรับฤดูกาล (γ) = 0.0627

สินค้ารหัส 2301 : ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับระดับ (α) = 5.12×10^{12}

ค่าคงที่สำหรับแนวโน้ม หรือความชัน (β) = 0.9999

ค่าคงที่ทำให้เรียบสำหรับฤดูกาล (γ) = 0

สินค้ารหัส 1202 : ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับระดับ (α) = 0.39017

ค่าคงที่สำหรับแนวโน้ม หรือความชัน (β) = 0.0001

ค่าคงที่ทำให้เรียบสำหรับฤดูกาล (γ) = 0.18013

สินค้ารหัส 2302 : ค่าคงที่ปรับให้เรียบสำหรับระดับ (α) = 0.37414

ค่าคงที่สำหรับแนวโน้ม หรือความชัน (β) = 0

ค่าคงที่ทำให้เรียบสำหรับฤดูกาล (γ) = 0.00253

ผลที่ได้จากการคำนวณโดยใช้สมการปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์ (4.6) เป็นดังตารางที่ 5.3

ตารางที่ 5.3 MAPE ของการพยากรณ์ด้วยวิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์

รหัสสินค้า	MAPE (%)
1101	15.17
2101	16.46
2301	43.24
1202	22.66
2302	48.53

ตารางที่ 5.4 MAPE ของวิธีการพยากรณ์แบบนาอ็ฟ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์

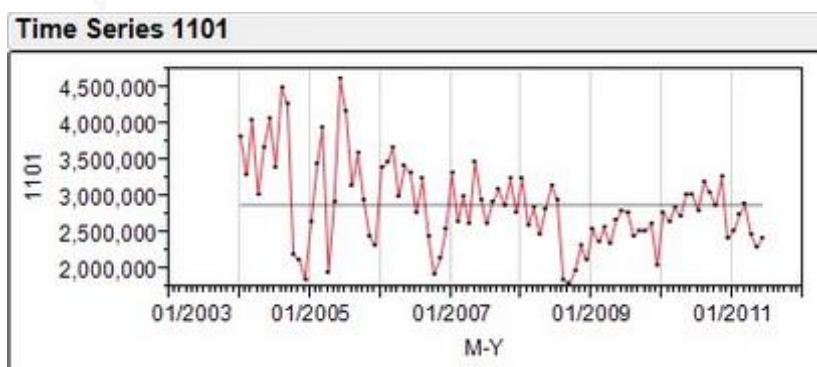
รหัสสินค้า	MAPE (%)		
	นาอ็ฟ	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่	ปรับเรียบแบบวินเทอร์
1101	10.14	15.15	15.17
2101	13.48	15.46	16.46
2301	37.28	37.97	43.24
1202	30.75	22.98	22.66
2302	32.66	39.46	48.53

5.2. วิธีการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีบอซซ์ – เจนกินส์

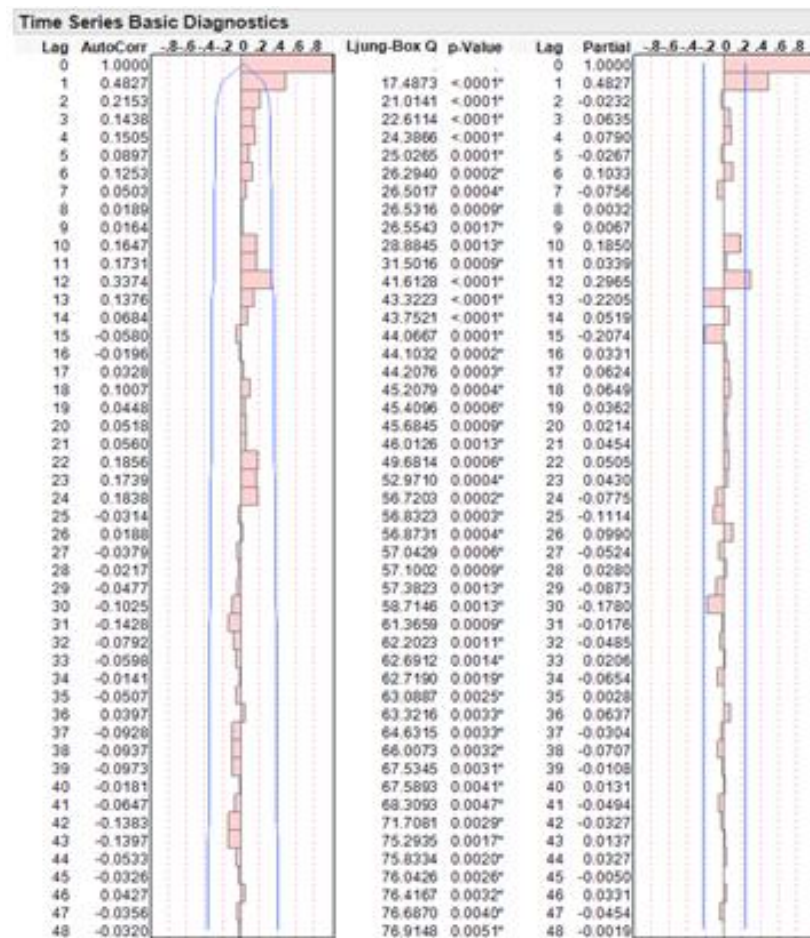
โปรแกรมที่ใช้ คือ Excel และ JMP Pro

ขั้นตอนที่ 1 : ตรวจสอบความนิ่งของข้อมูลด้วยวิธี Unit root test โดยนำข้อมูลยอดขายสินค้ารายเดือน ไปวิเคราะห์ดังภาคผนวก ก จากนั้นพิจารณาความเหมาะสมได้ผลการทดลองดังนี้

สินค้ารหัส 1101 :

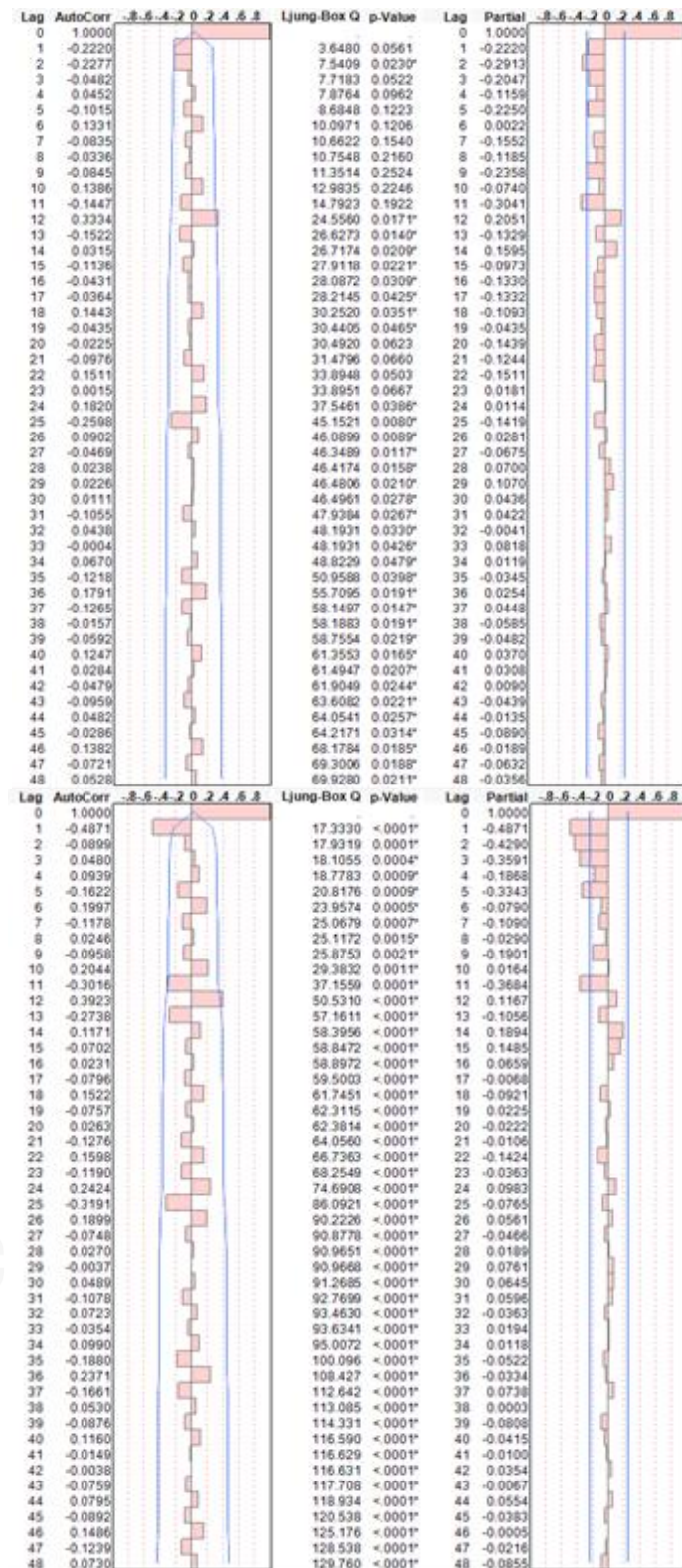


รูปที่ 5.1 การเคลื่อนไหวของข้อมูลของสินค้ารหัส 1101

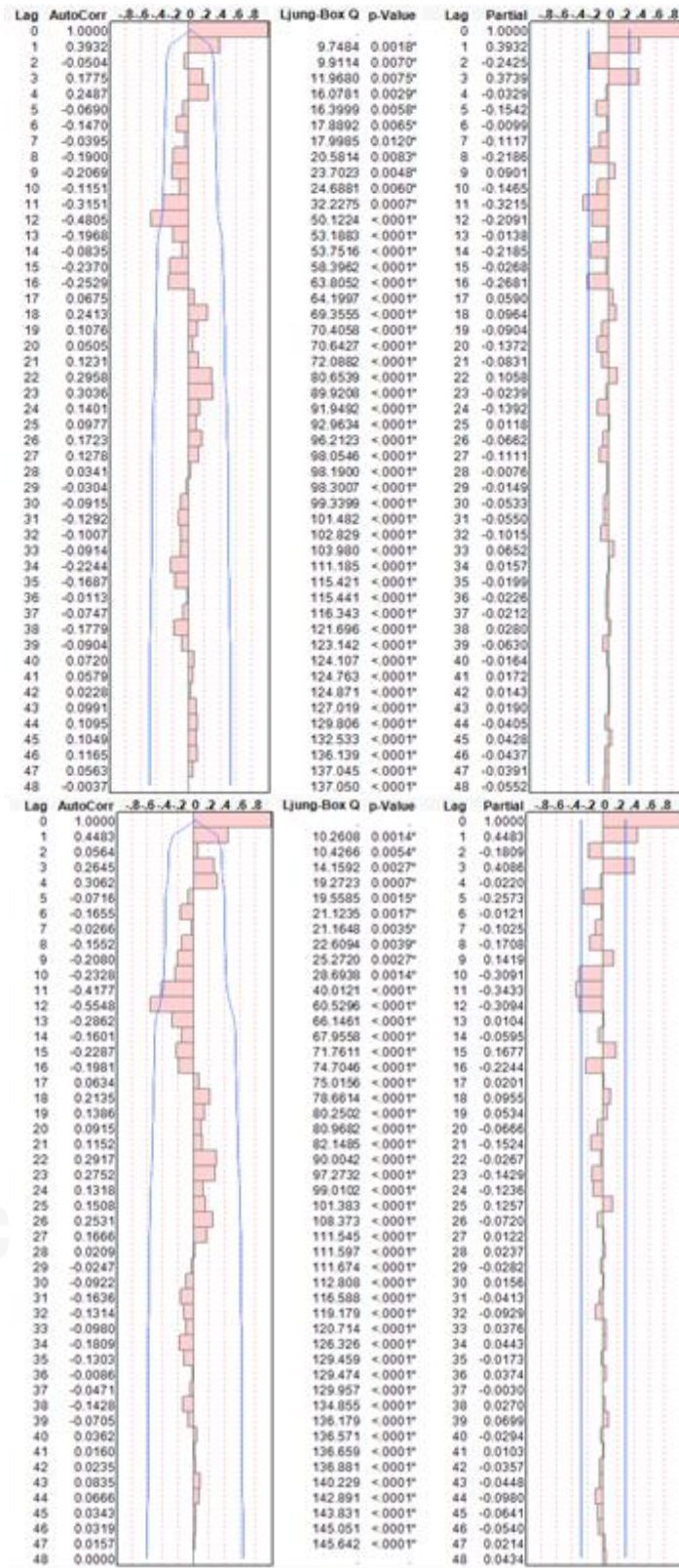


รูปที่ 5.2 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1101

จากรูปที่ 5.2 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1101 ซึ่งถ้าหากมีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา จะสามารถดูได้จากกราฟ ACF ถ้าข้อมูลในกราฟ ACF มีลักษณะลดลงเข้าสู่ศูนย์อย่างรวดเร็วแสดงว่าอนุกรมเวลานั้นมีลักษณะคงที่ แต่ถ้าหากกราฟ ACF ค่อยๆ ลดลงเข้าสู่ศูนย์แสดงว่าเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่คงที่ พบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาของสินค้ารหัส 1101 อยู่ในสภาพไม่คงที่ในค่าเฉลี่ยตลอดช่วงที่พิจารณา ดังนั้นจึงต้องทำการหาผลต่างของอนุกรมเวลาที่ 1 และ 2 อันดับ จากนั้นพิจารณากราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาชุดใหม่



รูปที่ 5.3 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโตของยอดขายสินค้ารหัส 1101 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง



รูปที่ 5.4 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโตของยอดขายสินค้ารหัส 1101 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้งที่มีอิทธิพลฤดูกาล

จากรูปที่ 5.3 และ 5.4 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1101 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 และ 2 ครั้ง ตามลำดับ ทั้งที่ไม่มีและมีอิทธิพลฤดูกาล พบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาของชุดข้อมูลสินค้ารหัส 1101 ที่มีผลต่างของอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง ทั้งที่ไม่มีและมีอิทธิพลฤดูกาล มีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา สามารถนำไปใช้ในการหาตัวแบบพยากรณ์ได้ โดยพิจารณา ดังนี้

AR (p) ค่า ACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ในขณะที่อยู่อันดับ p ค่า PACF จะเป็นศูนย์หรือเข้าใกล้ศูนย์หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ p

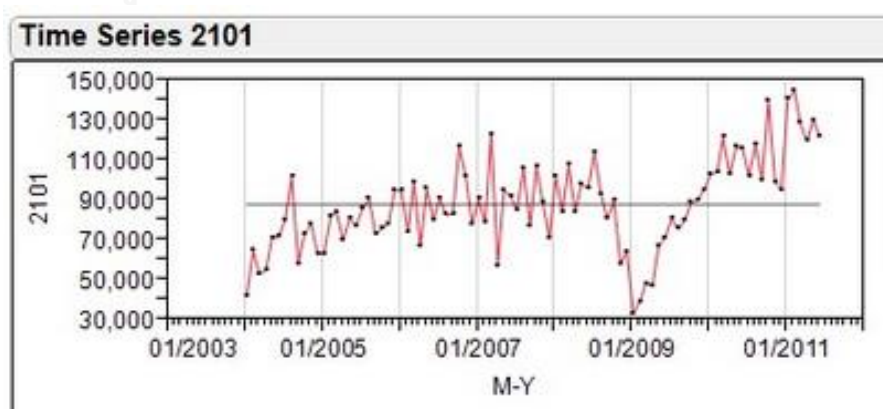
MA (q) ค่าจะมีค่าสูงสุด ขณะที่อยู่อันดับ q และจะมีค่าเป็นศูนย์ หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ q ค่า PACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ขณะที่อยู่อันดับ q

ARMA (p,q) ค่าจะลดลงอย่างรวดเร็วหลังจากผ่านช่วงเวลา p และ q ค่า PACF จะลดลงอย่างรวดเร็วหลังจากผ่านช่วงเวลา p และ q

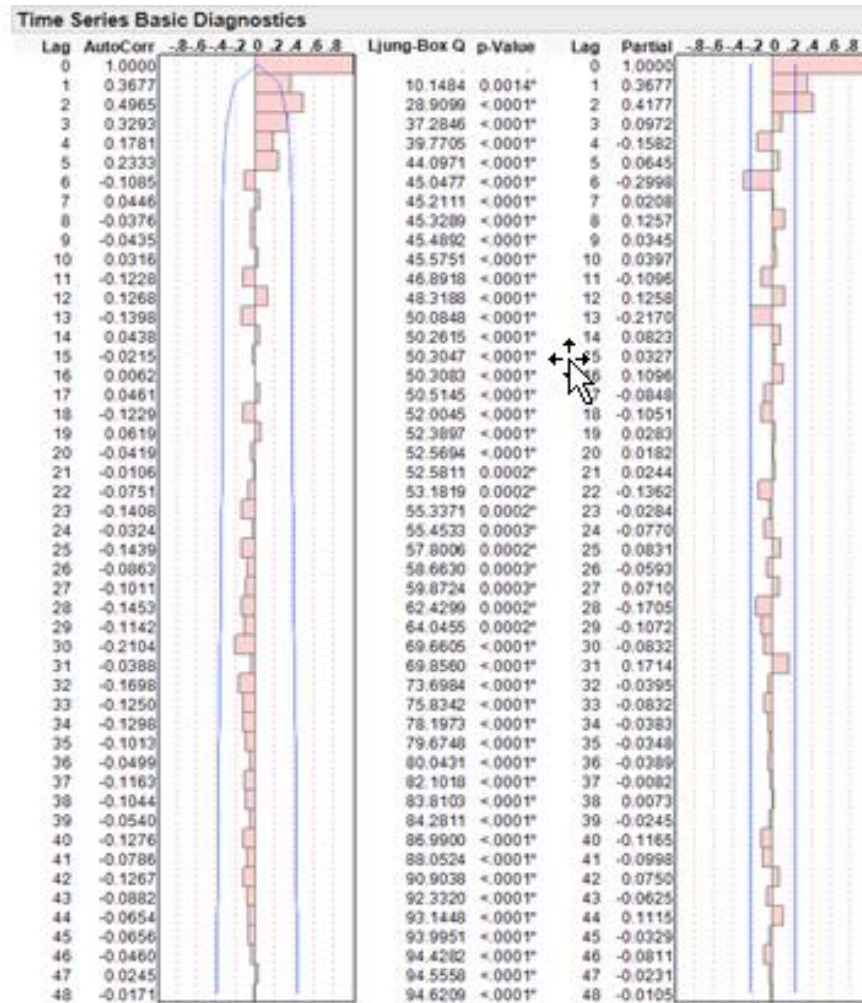
ARIMA แบบไม่มีฤดูกาล: ARMA (p,q) ค่า ACF จะลดลงอย่างรวดเร็วหลังจากผ่านช่วงเวลา p=1 และ q=1 ค่า PACF จะลดลงอย่างรวดเร็วหลังจากผ่านช่วงเวลา p=1 และ q=1

ARIMA แบบมีฤดูกาล: AR (p) พิจารณาจากค่า ACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ในขณะที่อยู่อันดับ p=1 ค่า PACF จะเป็นศูนย์หรือเข้าใกล้ศูนย์หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ p=1

สินค้ารหัส 2101 :

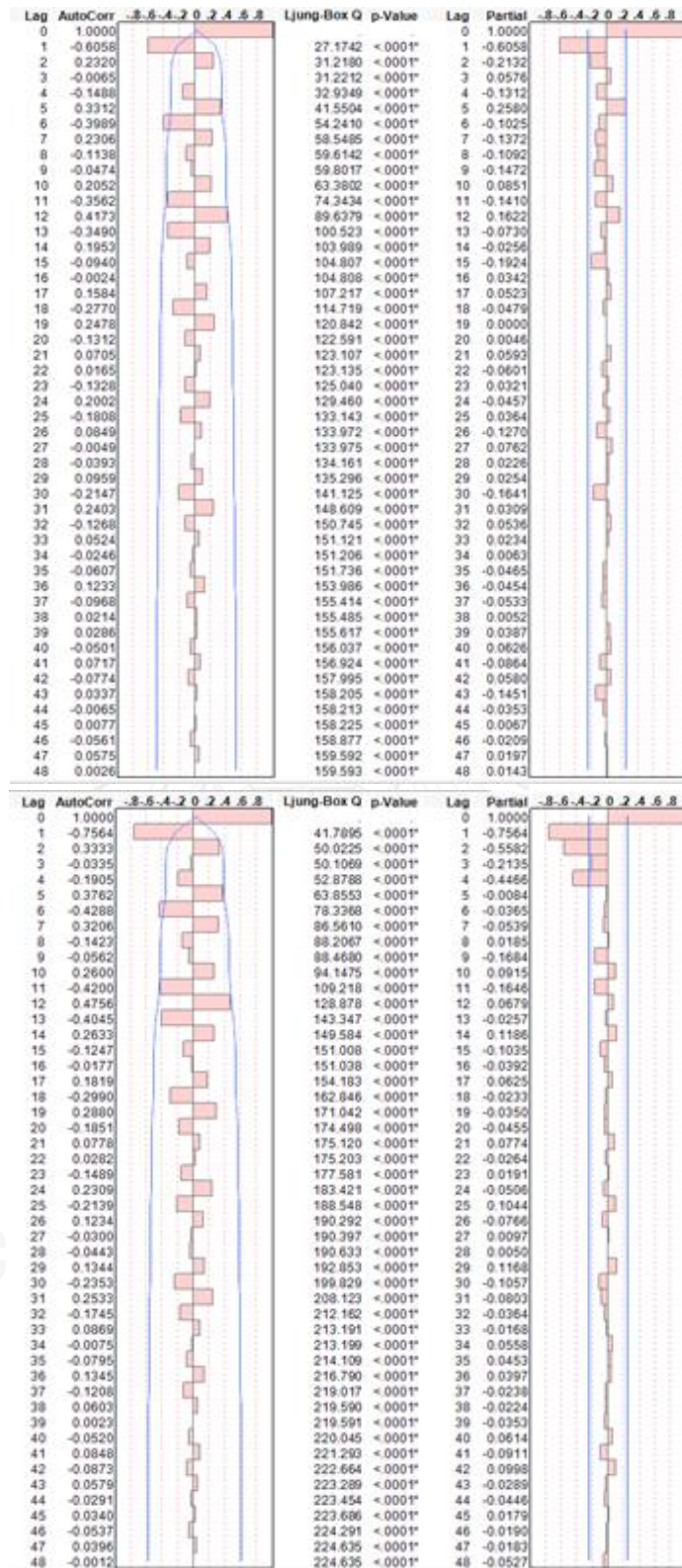


รูปที่ 5.5 การเคลื่อนไหวของข้อมูลของสินค้ารหัส 2101

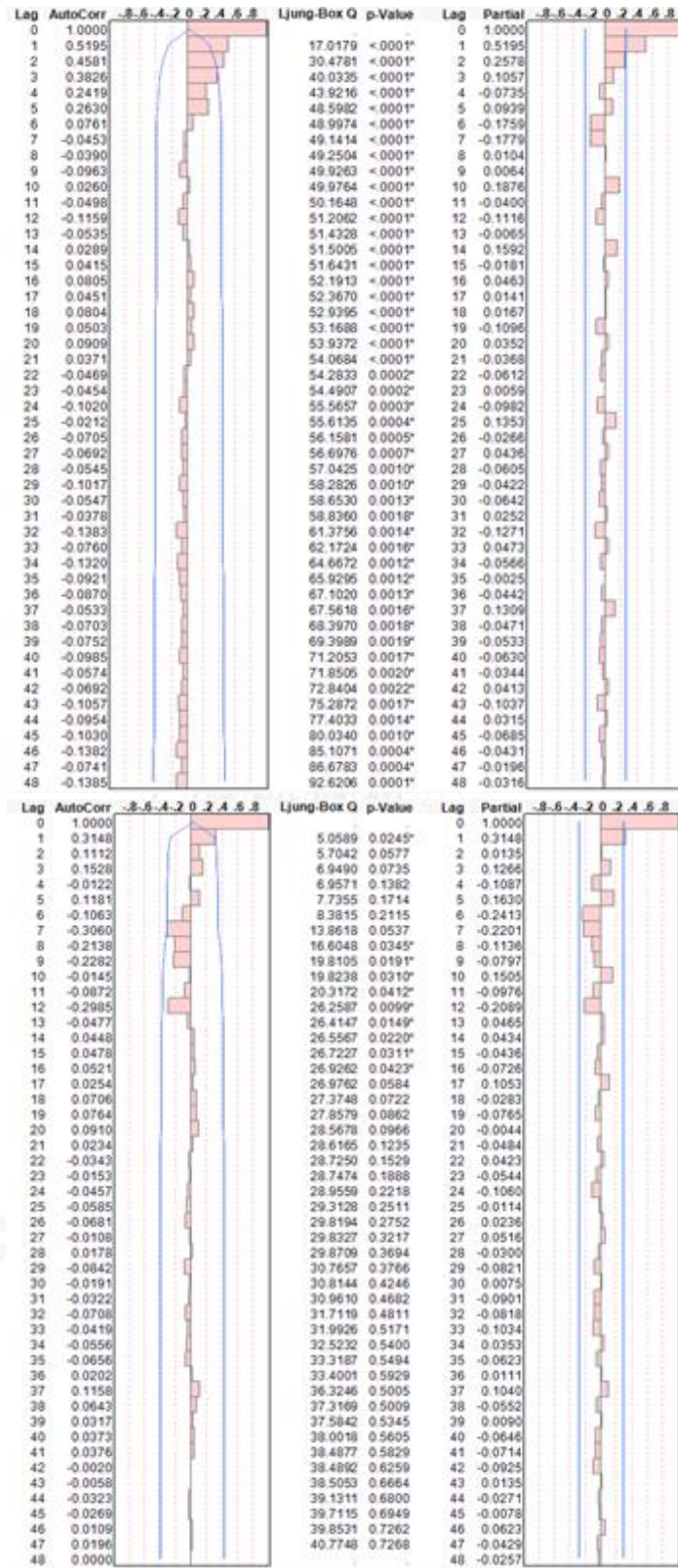


รูปที่ 5.6 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2101

จากรูปที่ 5.6 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2101 ซึ่งจะต้องมีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณาจึงจะสามารถนำไปพยากรณ์ได้ แต่พบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาของชุดข้อมูลสินค้ารหัส 2101 อยู่ในสภาพไม่คงที่ในค่าเฉลี่ยตลอดช่วงที่พิจารณา ดังนั้นจึงต้องทำการหาผลต่างของอนุกรมเวลาที่ 1 และ 2 อันดับ จากนั้นพิจารณา ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาชุดใหม่



รูปที่ 5.7 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโตของยอดขายสินค้ารหัส 2101 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง



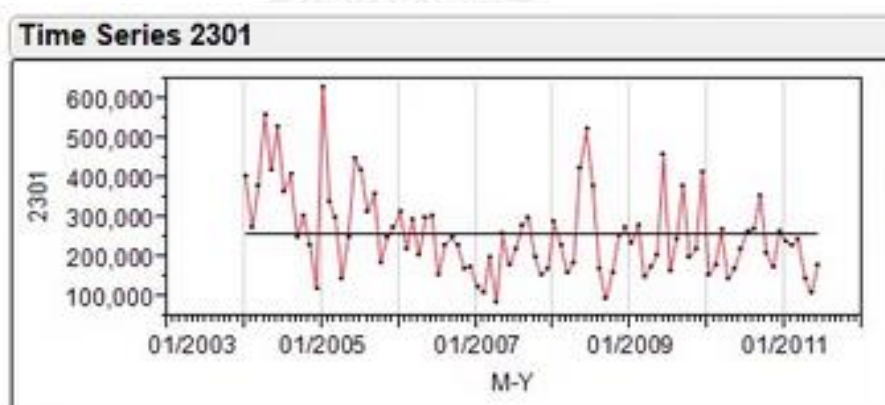
รูปที่ 5.8 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบบอโตของยอดขายสินค้ารหัส 2101 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้งที่มีอิทธิพลฤดูกาล

จากรูปที่ 5.7 และ 5.8 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2101 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง ที่ไม่มีอิทธิพลฤดูกาล และมีอิทธิพลฤดูกาล ตามลำดับ พบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาของชุดข้อมูลสินค้ารหัส 2101 ที่มีผลต่างของอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง ในส่วนที่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องมีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา และผลต่างของอนุกรมเวลา 2 ครั้งในส่วนที่มีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องมีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา สามารถนำไปใช้ในการหาตัวแบบการพยากรณ์ได้ โดยพิจารณาดังนี้

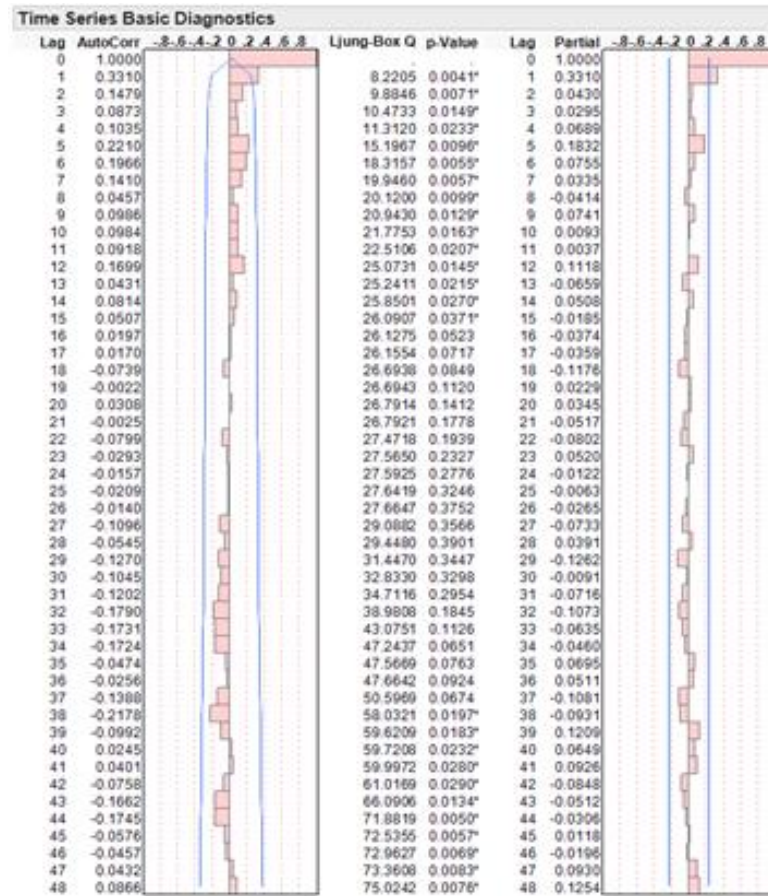
ARIMA แบบไม่มีฤดูกาล: MA (q) ค่าจะมีค่าสูงสุด ขณะที่อยู่อันดับ $q=1$ และจะมีค่าเป็นศูนย์ หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ $q=1$ ค่า PACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ขณะที่อยู่อันดับ $q=1$

ARIMA แบบมีฤดูกาล: MA (q) ค่าจะมีค่าสูงสุด ขณะที่อยู่อันดับ $q=1$ และจะมีค่าเป็นศูนย์ หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ $q=1$ ค่า PACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ขณะที่อยู่อันดับ $q=1$ ในการหาผลต่าง 2 ครั้ง

สินค้ารหัส 2301 :

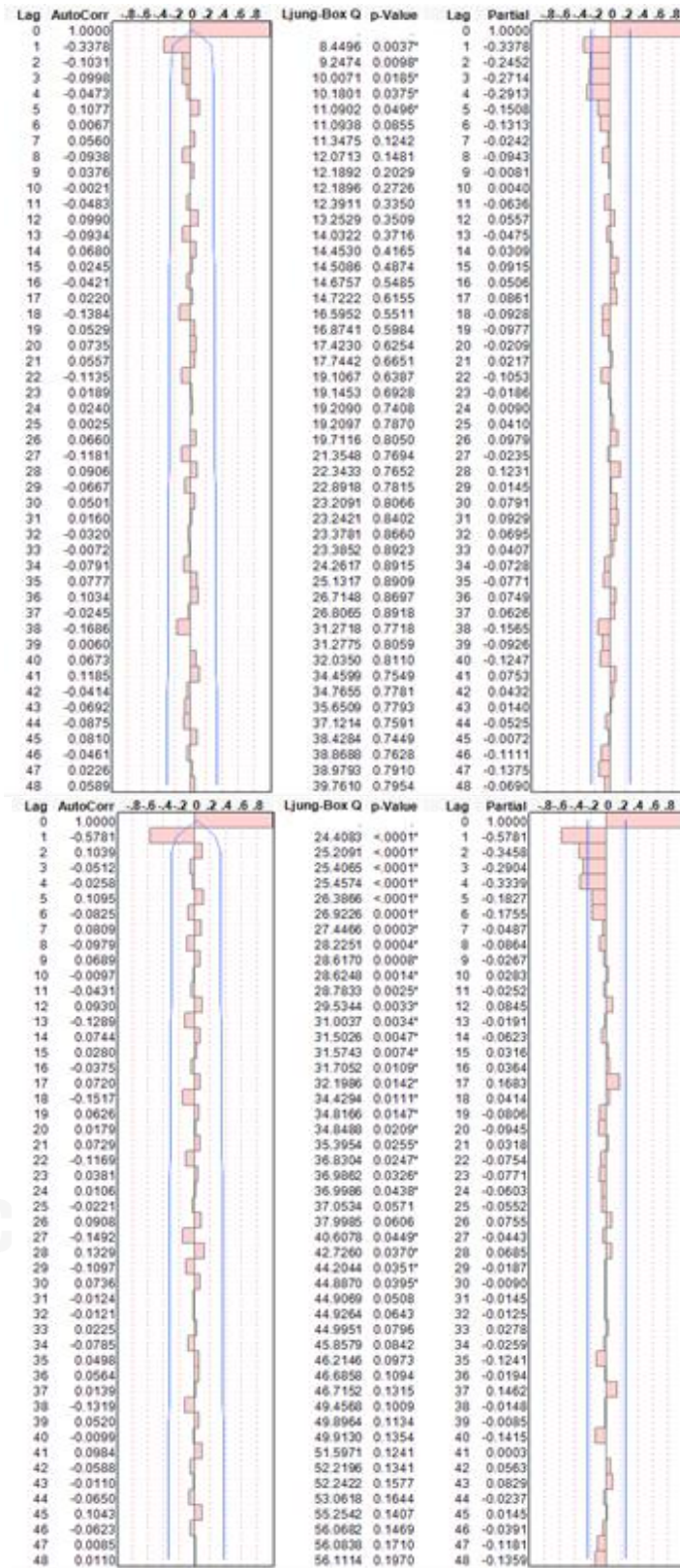


รูปที่ 5.9 การเคลื่อนไหวของข้อมูลของสินค้ารหัส 2301

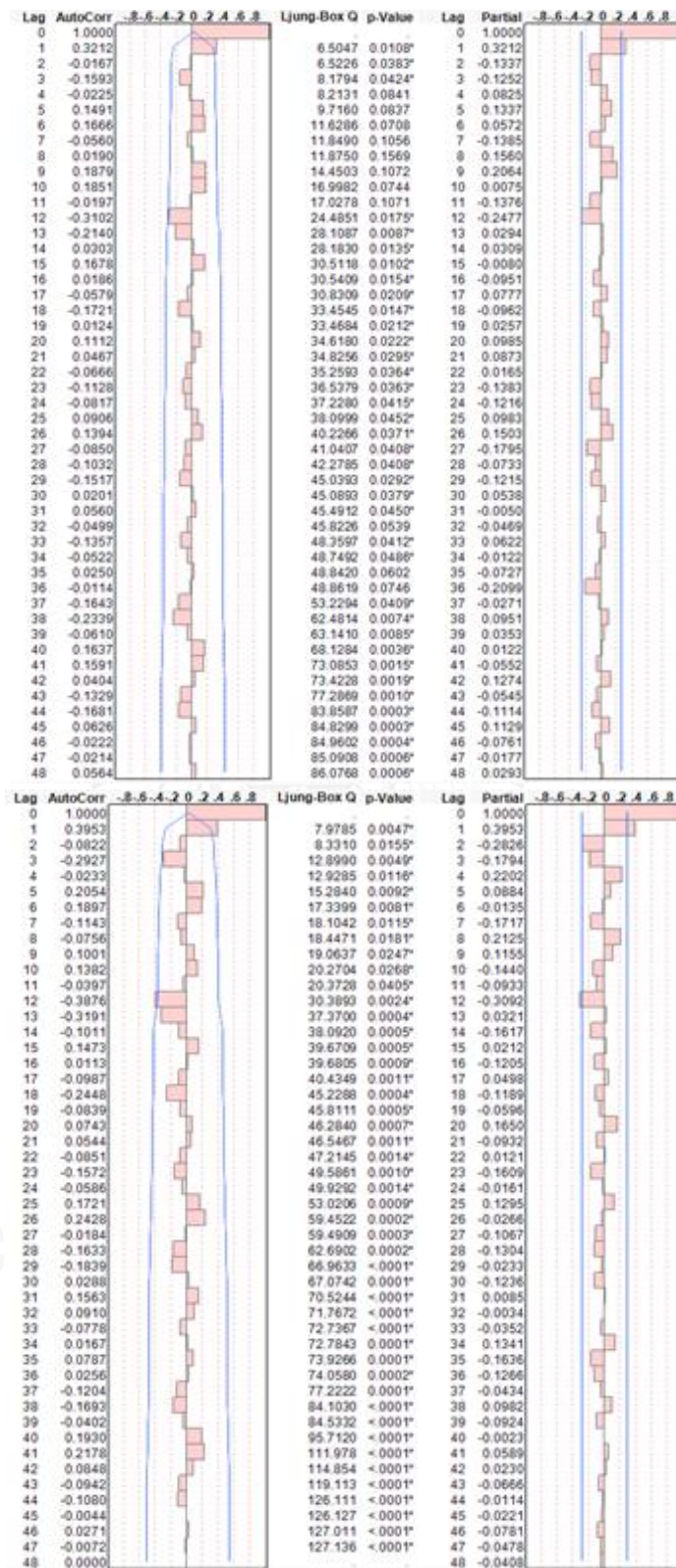


รูปที่ 5.10 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2301

จากรูปที่ 5.10 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2301 พบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาของชุดข้อมูลสินค้ารหัส 2301 อยู่ในสภาพไม่คงที่ในค่าเฉลี่ยตลอดช่วงที่พิจารณา ดังนั้นจึงทำการหาผลต่างอนุกรมเวลาอันดับที่ 1 และ 2 จากนั้นทำการพิจารณากราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลชุดใหม่



รูปที่ 5.11 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2301 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง



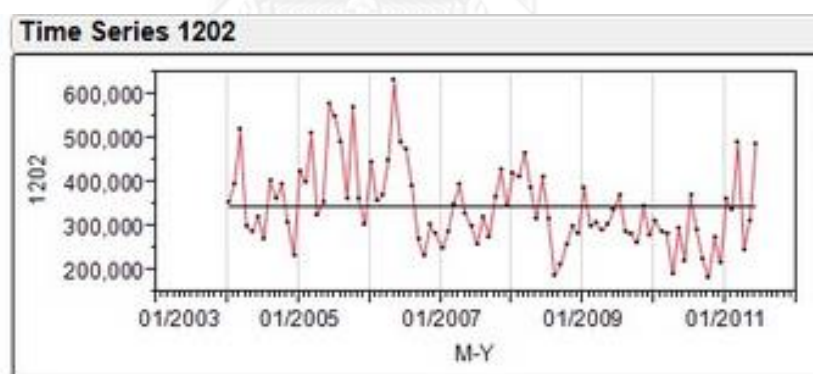
รูปที่ 5.12 สมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2301 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้งที่มีอิทธิพลฤดูกาล

จากรูปที่ 5.11 และ 5.12 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้า รหัส 2301 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้งและ 2 ครั้งที่ไม่มีอิทธิพลฤดูกาล และมีอิทธิพลฤดูกาลตามลำดับ พบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาของชุดข้อมูลสินค้ารหัส 2301 ที่มีผลต่างของอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง มีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา และผลต่างของอนุกรมเวลา 1 ครั้งและ 2 ครั้งในส่วนที่มีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง มีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณานำไปใช้ในการหาตัวแบบพยากรณ์ได้ โดยพิจารณา ดังนี้

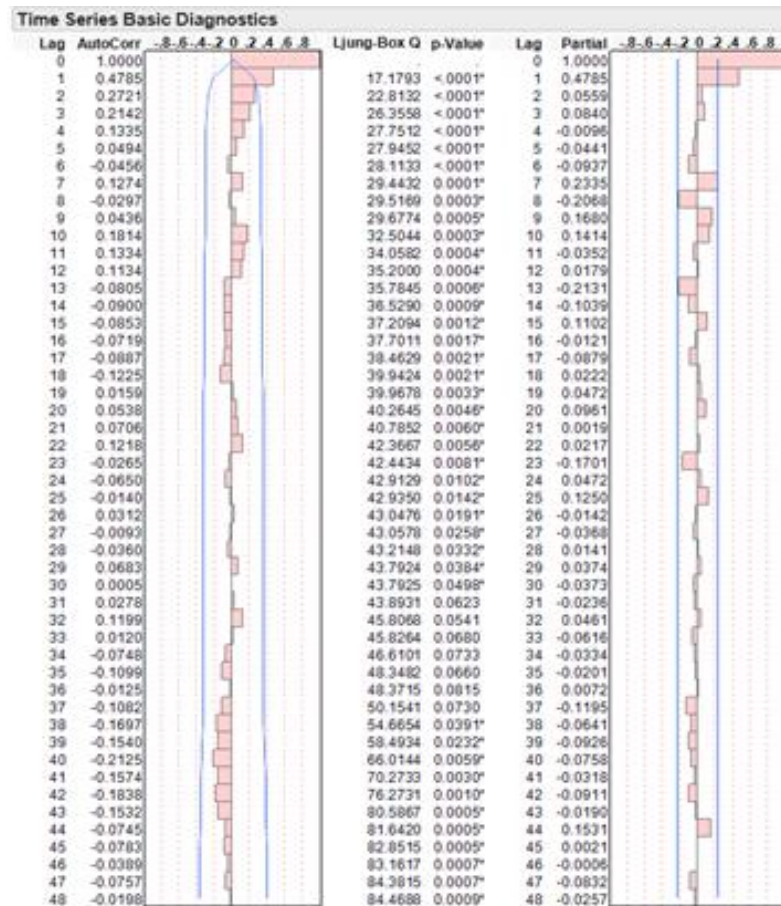
ARIMA แบบไม่มีฤดูกาล: AR (p) พิจารณาจากค่า ACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ในขณะที่อยู่อันดับ $p=1$ ค่า PACF จะเป็นศูนย์หรือเข้าใกล้ศูนย์หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ $p=1$

ARIMA แบบมีฤดูกาล: MA (q) ค่าจะมีค่าสูงสุด ขณะที่อยู่อันดับ $q=1$ และจะมีค่าเป็นศูนย์ หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ $q=1$ ค่า PACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ขณะที่อยู่อันดับ $q=1$

สินค้ารหัส 1202 :

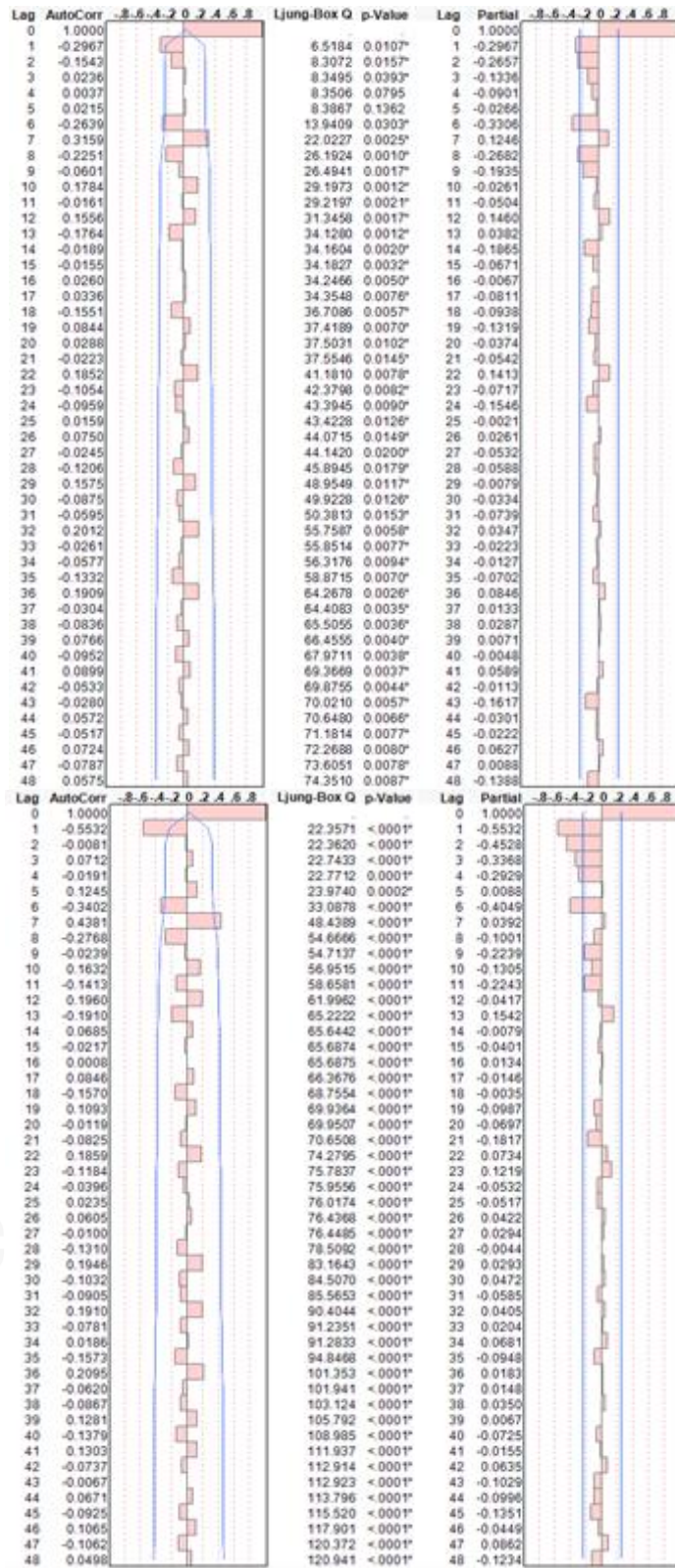


รูปที่ 5.13 การเคลื่อนไหวของข้อมูลของสินค้ารหัส 1202

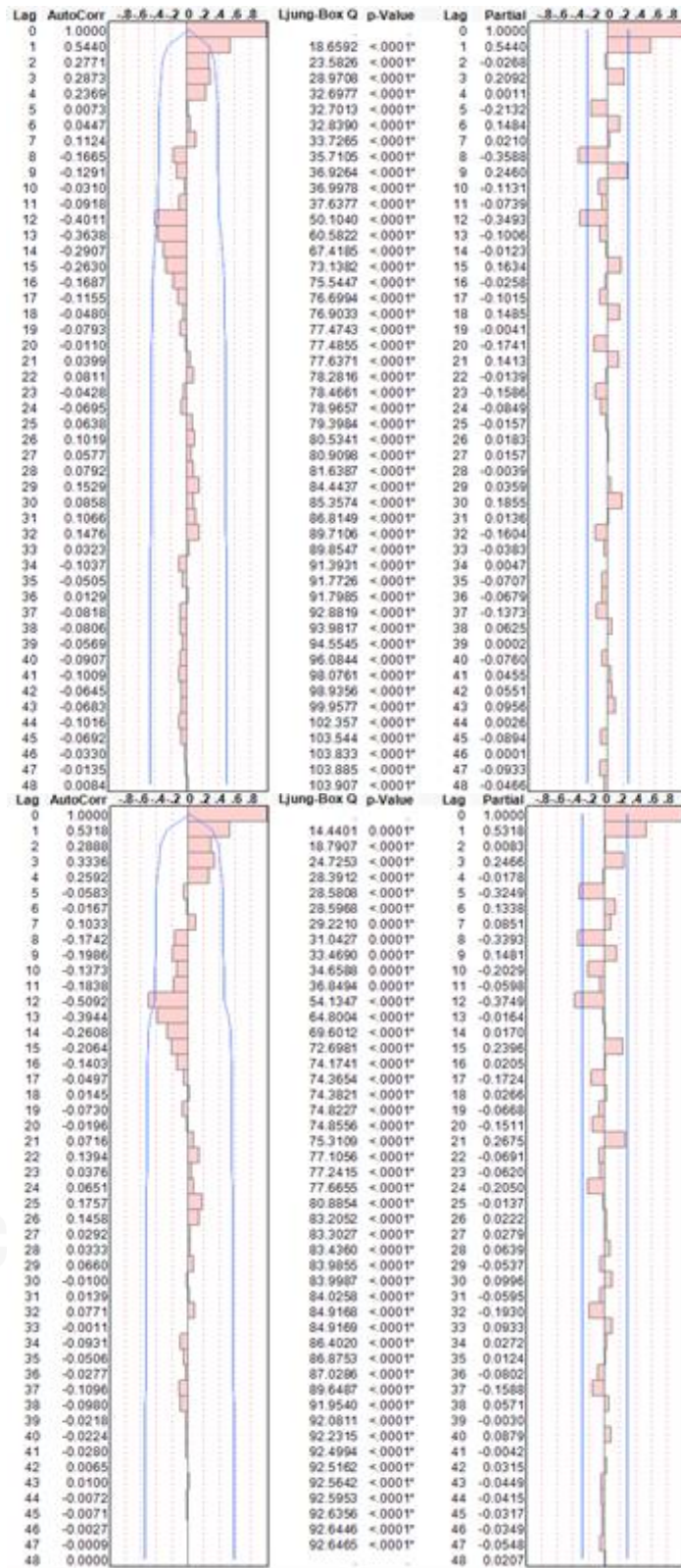


รูปที่ 5.14 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1202

จากรูปที่ 5.14 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1202 พบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาของชุดข้อมูลสินค้ารหัส 1202 อยู่ในสภาพไม่คงที่ในค่าเฉลี่ย ดังนั้นจึงทำการหาผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้งและ 2 ครั้ง จากนั้นทำการพิจารณากราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลชุดใหม่



รูปที่ 5.15 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตของยอดขายสินค้ารหัส 1202 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง



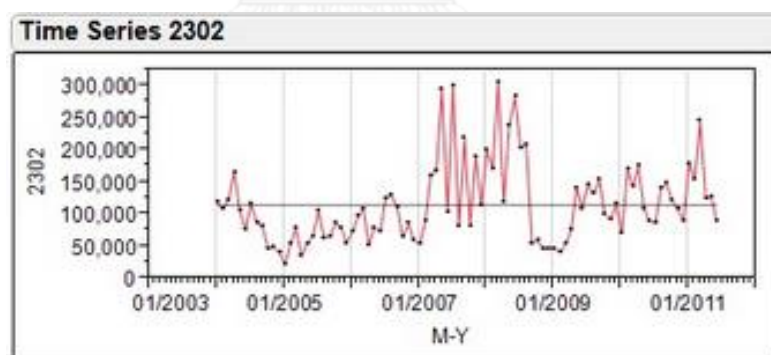
รูปที่ 5.16 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 1202 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้งที่มีอิทธิพลฤดูกาล

จากรูปที่ 5.15 และ 5.16 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้า รหัส 1202 มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้งและ 2 ครั้ง ทั้งที่ไม่มีอิทธิพลฤดูกาล และมีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง พบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาของชุดข้อมูลสินค้ารหัส 1202 ที่มีผลต่างของอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง มีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา และผลต่างของอนุกรมเวลา 1 ครั้งและ 2 ครั้งในส่วนที่มีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง มีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา สามารถนำไปใช้ในการหาตัวแบบการพยากรณ์ได้ โดยพิจารณาจาก ACF และ PACF ดังนี้

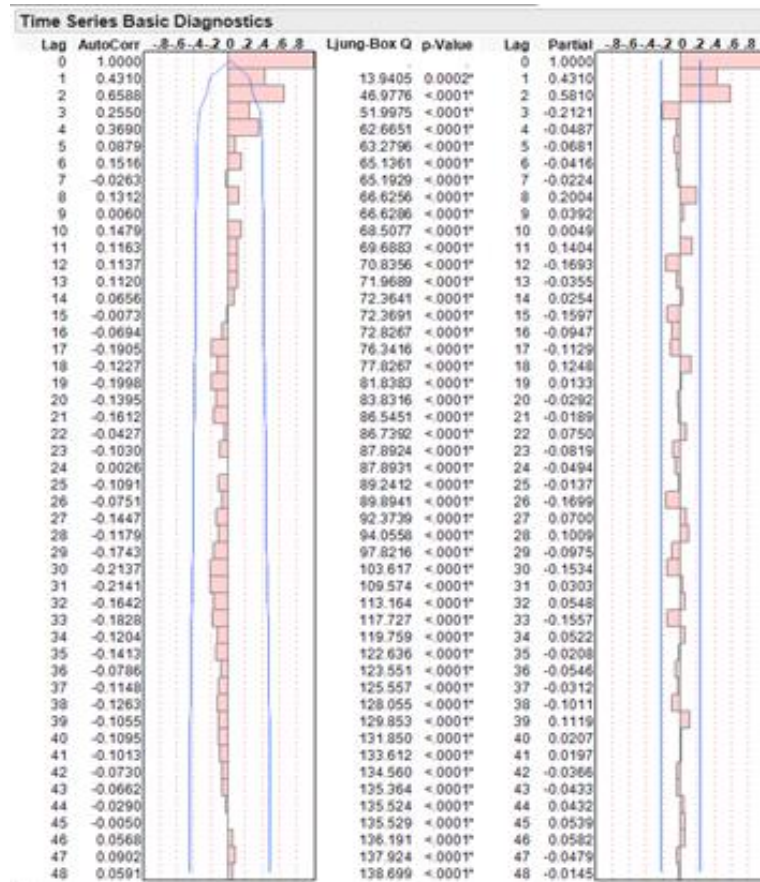
ARIMA แบบไม่มีฤดูกาล: ARMA (p,q) ค่า ACF จะลดลงอย่างรวดเร็วหลังจากผ่านช่วงเวลา $p=1$ และ $q=1$ ค่า PACF จะลดลงอย่างรวดเร็วหลังจากผ่านช่วงเวลา $p=1$ และ $q=1$

ARIMA แบบมีฤดูกาล: MA (q) ค่าจะมีค่าสูงสุด ขณะที่อยู่อันดับ $q=1$ และจะมีค่าเป็นศูนย์ หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ $q=1$ ค่า PACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ขณะที่อยู่อันดับ $q=1$

สินค้ารหัส 2302 :

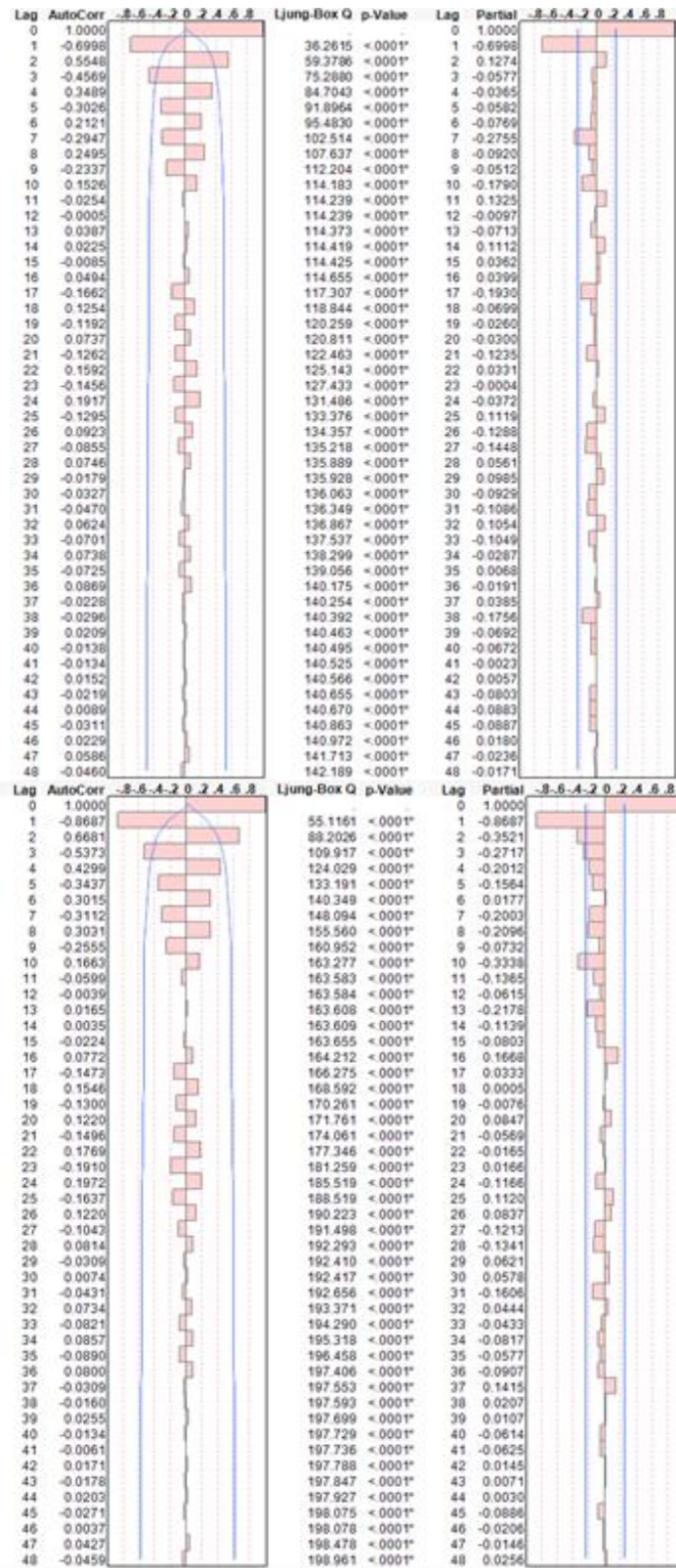


รูปที่ 5.17 การเคลื่อนไหวของข้อมูลของสินค้ารหัส 2302

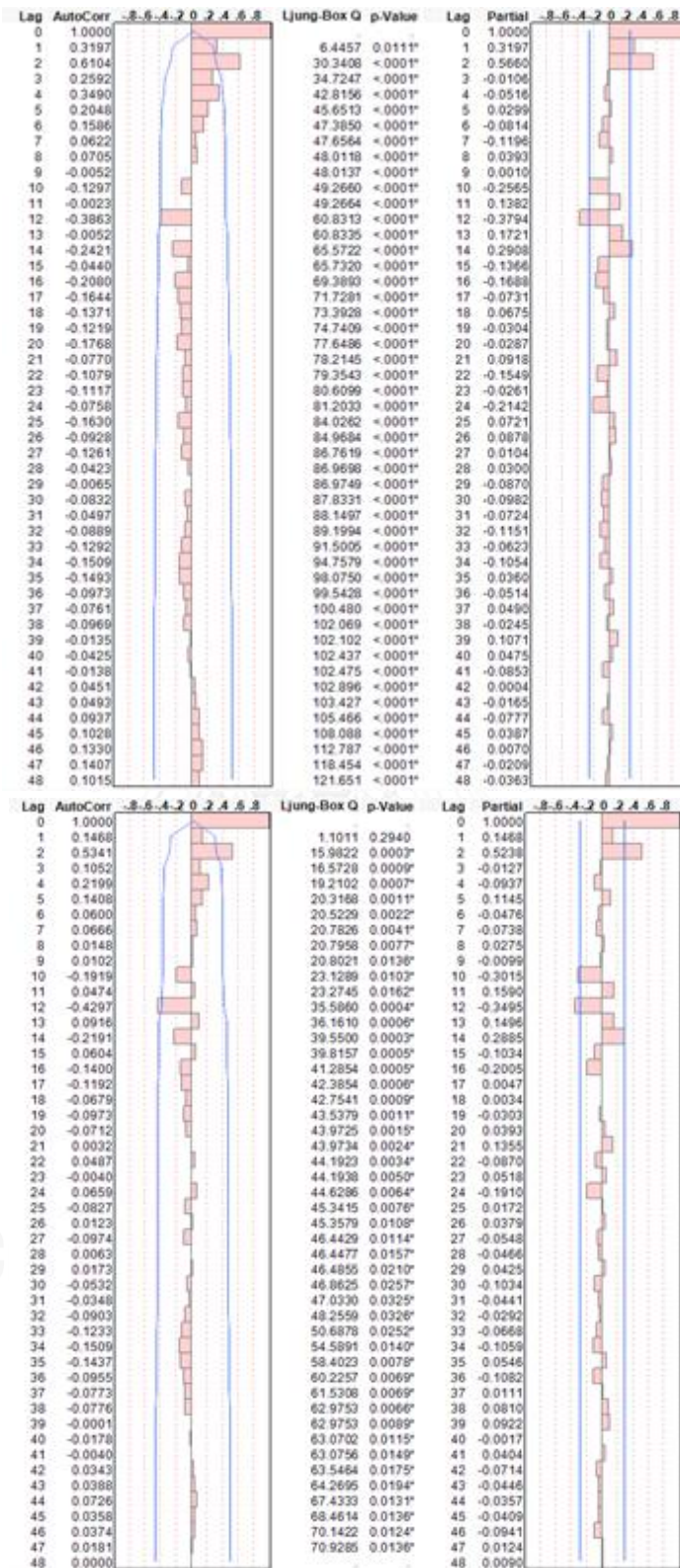


รูปที่ 5.18 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2302

จากรูปที่ 5.18 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2302 จะต้องมีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา ซึ่งสามารถดูได้จากกราฟ ACF ถ้ากราฟ ACF มีลักษณะลดลงเข้าสู่ศูนย์อย่างรวดเร็วแสดงว่าอนุกรมเวลานั้นมีลักษณะคงที่ แต่ถ้าหาก ACF ค่อยๆ ลดลงเข้าสู่ศูนย์แสดงว่าเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่คงที่ รูปที่ 5.18 แสดงลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาของชุดข้อมูลสินค้ารหัส 2302 อยู่ในสภาพไม่คงที่ในค่าเฉลี่ย ดังนั้นจึงทำการหาผลต่างอนุกรมเวลาและพิจารณากราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลชุดใหม่



รูปที่ 5.19 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2302 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง



รูปที่ 5.20 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2302 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้งที่มีอิทธิพลฤดูกาล

จากรูปที่ 5.19 และรูปที่ 5.20 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของยอดขายสินค้ารหัส 2302 ที่มีผลต่างอนุกรมเวลา 1 ครั้งและ 2 ครั้ง ทั้งที่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล และที่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง พบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาของชุดข้อมูลสินค้ารหัส 2302 ที่มีผลต่างของอนุกรมเวลา 1 ครั้ง และ 2 ครั้ง มีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา และผลต่างของอนุกรมเวลา 2 ครั้งในส่วนที่มีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง มีสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลคงที่ตลอดช่วงเวลาที่พิจารณา สามารถนำไปใช้ในการหาตัวแบบพยากรณ์ได้ โดยพิจารณาจาก ACF และ PACF ดังนี้

ARIMA แบบไม่มีฤดูกาล: AR (p) พิจารณาจากค่า ACF จะลดลงอย่างรวดเร็ว ในขณะที่อยู่อันดับ $p=1$ ค่า PACF จะเป็นศูนย์หรือเข้าใกล้ศูนย์หลังจากผ่านช่วงเวลาอันดับ $p=1$

ARIMA แบบมีฤดูกาล: ARMA (p,q) ค่า ACF จะลดลงอย่างรวดเร็วหลังจากผ่านช่วงเวลา $p=1$ และ $q=1$ ค่า PACF จะลดลงอย่างรวดเร็วหลังจากผ่านช่วงเวลา $p=1$ และ $q=1$ ในการหาผลต่าง 2 ครั้ง

ขั้นตอนที่ 2 : กำหนดตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสม ARIMA (p,d,q) โดยใช้ข้อมูล 72 เดือนแรก

จากขั้นตอนที่ 1 เมื่อพิจารณาจากกราฟ ACF จะได้ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับสินค้าแต่ละรหัส ดังตารางที่ 5.5

ตารางที่ 5.5 ตัวแบบ ARIMA สำหรับแต่ละรหัสสินค้า

รหัสสินค้า	ตัวแบบ ARIMA
1101	ARIMA (1,1,1)(1,1,0) ₁₂
2101	ARIMA (0,1,1)(0,2,1) ₁₂
2301	ARIMA (0,1,1)(0,1,1) ₁₂
1202	ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ₁₂
2302	ARIMA (1,1,0)(1,2,1) ₁₂

ขั้นตอนที่ 3 : หลังจากได้ตัวแบบที่เหมาะสมแล้วในขั้นตอนที่ 2 จึงนำตัวแบบดังกล่าวมาประมาณค่าพารามิเตอร์ดังตารางที่ 5.6 – 5.10 ซึ่งเป็นการแสดงค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการประมาณค่าจากรูปแบบที่กำหนด สามารถแสดงค่าพารามิเตอร์ได้ดังนี้

ตารางที่ 5.6 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสินค้ารหัส 1101 ด้วย ARIMA (1,1,1)(1,1,0)₁₂

พารามิเตอร์	ค่าประมาณพารามิเตอร์	ค่าความแปรปรวน	t ratio	P-value
AR(1), 1	0.3442	0.126	2.73	0.0086
AR(2), 12	-0.5293	0.1160	-4.57	< 0.0001
MA(1), 1	1	0.052	19.23	< 0.0001
Intercept	713.9112			
Constant	716.0406			

จากตาราง ได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ ดังนี้ $\phi_1 = 0.3442$ $\Phi_{12} = -0.5293$ และ $\theta_1 = 1$

ตารางที่ 5.7 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสินค้ารหัส 2101 ด้วย ARIMA (0,1,1)(0,2,1)₁₂

พารามิเตอร์	ค่าประมาณพารามิเตอร์	ค่าความแปรปรวน	t ratio	P-value
MA(1), 1	0.5257	0.092	-5.69	< 0.0001
MA(2), 12	1	0.637	1.44	0.1539
Intercept	938.79	1759.56	0.47	0.6402
Constant	938.7939			

จากตาราง ได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ ดังนี้ $\theta_1 = 0.5257$ และ $\Theta_{12} = 1$

ตารางที่ 5.8 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสินค้ารหัส 2301 ด้วย ARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂

พารามิเตอร์	ค่าประมาณพารามิเตอร์	ค่าความแปรปรวน	t ratio	P-value
MA(1), 1	0.917	0.0828	12.03	< 0.0001
MA(2), 12	1.00	0.377	2.65	0.0105
Intercept	-1940.05	1263.798	-1.54	0.1284
Constant	-1588.915			

จากตาราง ได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ ดังนี้ $\theta_1 = 0.917$ และ $\Theta_{12} = 1$

ตารางที่ 5.9 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสินค้ารหัส 1202 ด้วย ARIMA (1,1,1)(0,1,1)₁₂

พารามิเตอร์	ค่าประมาณพารามิเตอร์	ค่าความแปรปรวน	t ratio	P-value
AR(1), 1	0.5015	0.1081	4.48	< 0.0001
MA(1), 1	1.000	0.3443	2.90	< 0.0001
MA(2), 12	0.780	0.2768	3.61	0.0006
Intercept	-830.464	581.5164	-0.08	0.9338
Constant	-434.006			

จากตาราง ได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ ดังนี้ $\phi_1 = 0.5015$ $\theta_1 = 1.000$ และ $\Theta_{12} = 0.7799$

ตารางที่ 5.10 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของสินค้ารหัส 2302 ด้วย ARIMA (1,1,0)(1,2,1)₁₂

พารามิเตอร์	ค่าประมาณพารามิเตอร์	ค่าความแปรปรวน	t ratio	P-value
AR(1), 1	-0.816	0.102	-7.9	< 0.0001
AR(2), 12	-1.08	0.145	-4.51	< 0.0001
MA(2), 12	-0.589	0.147	-1.72	-0.0888
Intercept	-1927.568	3240.059	-0.04	0.9687
Constant	-9229.607			

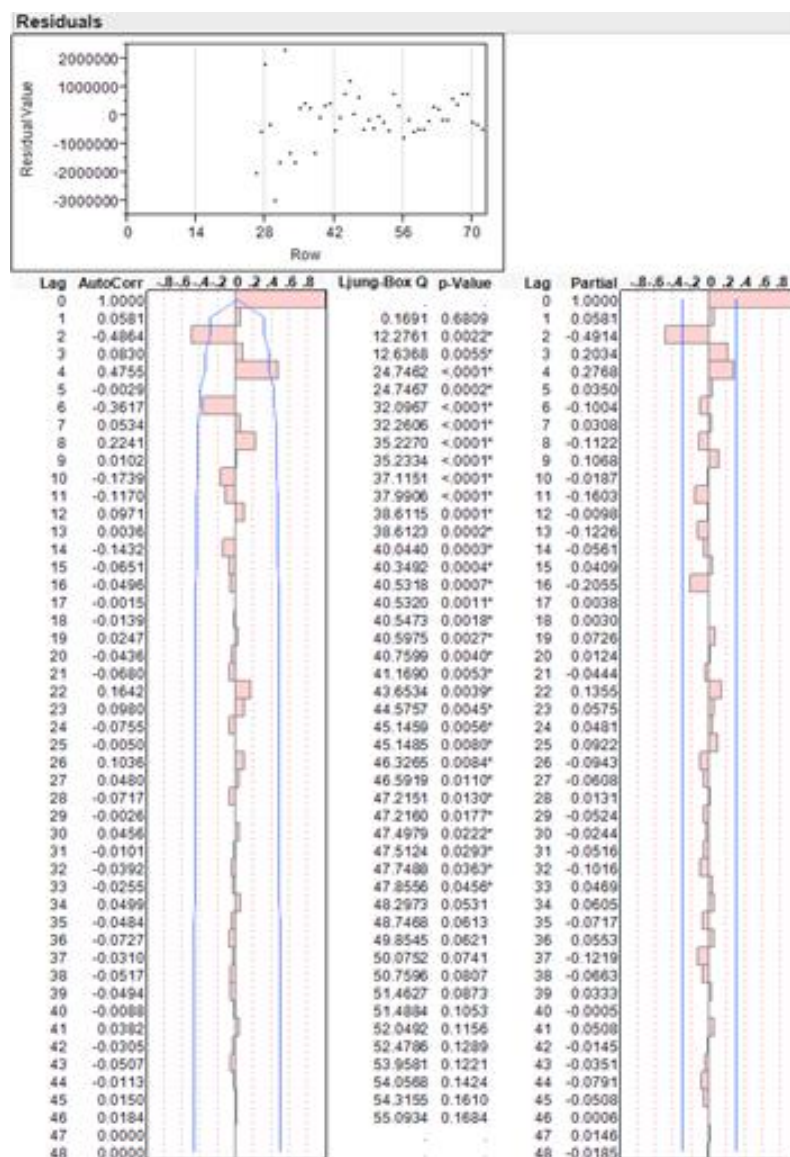
จากตาราง ได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ ดังนี้ $\phi_1 = -0.816$ $\Phi_{12} = -1.08$ และ $\Theta_{12} = -0.589$

จากนั้นพิจารณาจากกราฟ ACF ของค่าคงเหลือ ถ้าหากผลการทดลองอธิบายได้ว่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าคงเหลือตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่น 95% แสดงว่าตัวแบบ ARIMA ที่ไม่มีค่าคงตัว (No constant) ที่เลือกใช้กับสินค้าแต่ละรหัสมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลนั้นๆ หรือตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยค่าประมาณการของค่าคงเหลือซึ่งนำไปเขียนกราฟ แล้วพบว่าค่าของความคลาดเคลื่อนมีการกระจายเป็นแนวขนาบรอบค่าเฉลี่ยศูนย์ แสดงว่าตัวแบบที่เลือกเป็นตัวแบบที่เหมาะสม



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

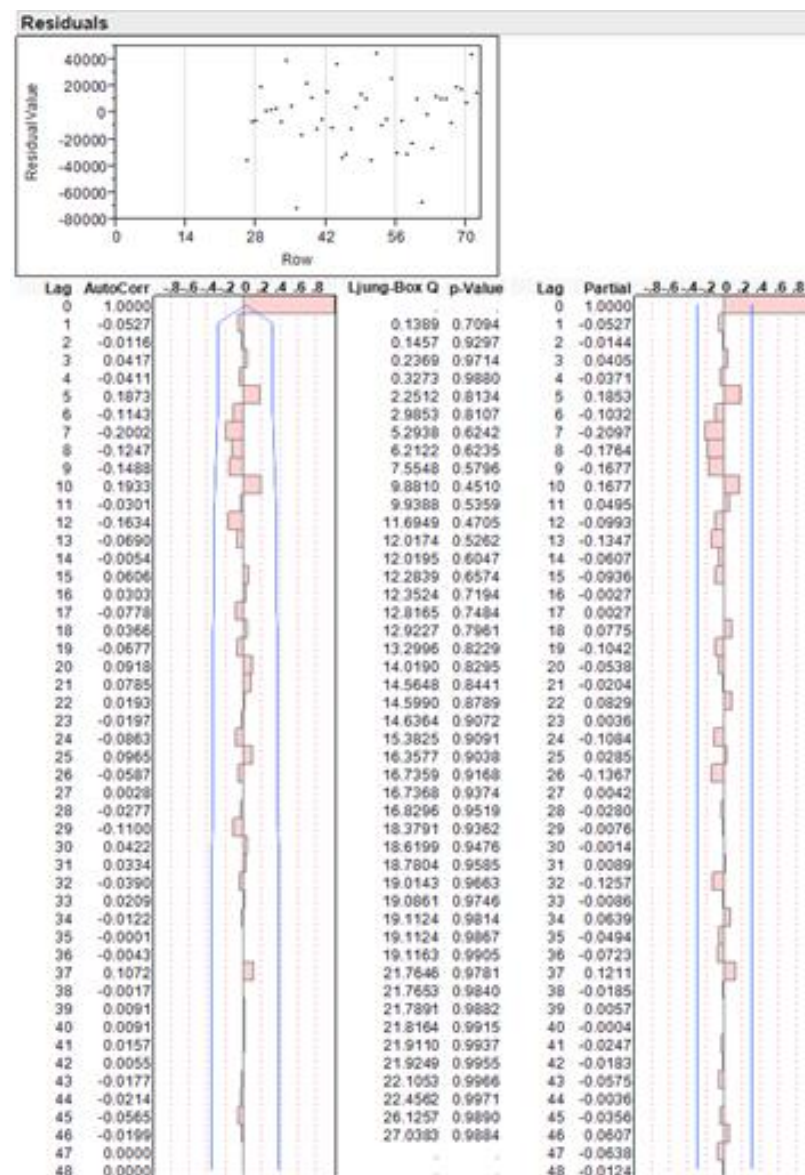
สินค้ารหัส : 1101



รูปที่ 5.21 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ค่าคงเหลือของยอดขายสินค้ารหัส 1101

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบของสินค้ารหัส 1101 โดยค่าประมาณการของค่าคงเหลือที่ขอบเขตความเชื่อมั่น 95% ซึ่งนำไปเขียนกราฟแสดงได้ดังรูปที่ 5.21 แล้วพบว่าค่าของความคลาดเคลื่อนมีการกระจายเป็นแนวขนานรอบค่าเฉลี่ยศูนย์ที่ขอบเขตความเชื่อมั่น 95% แสดงว่าตัวแบบที่เลือกเป็นตัวแบบที่เหมาะสม

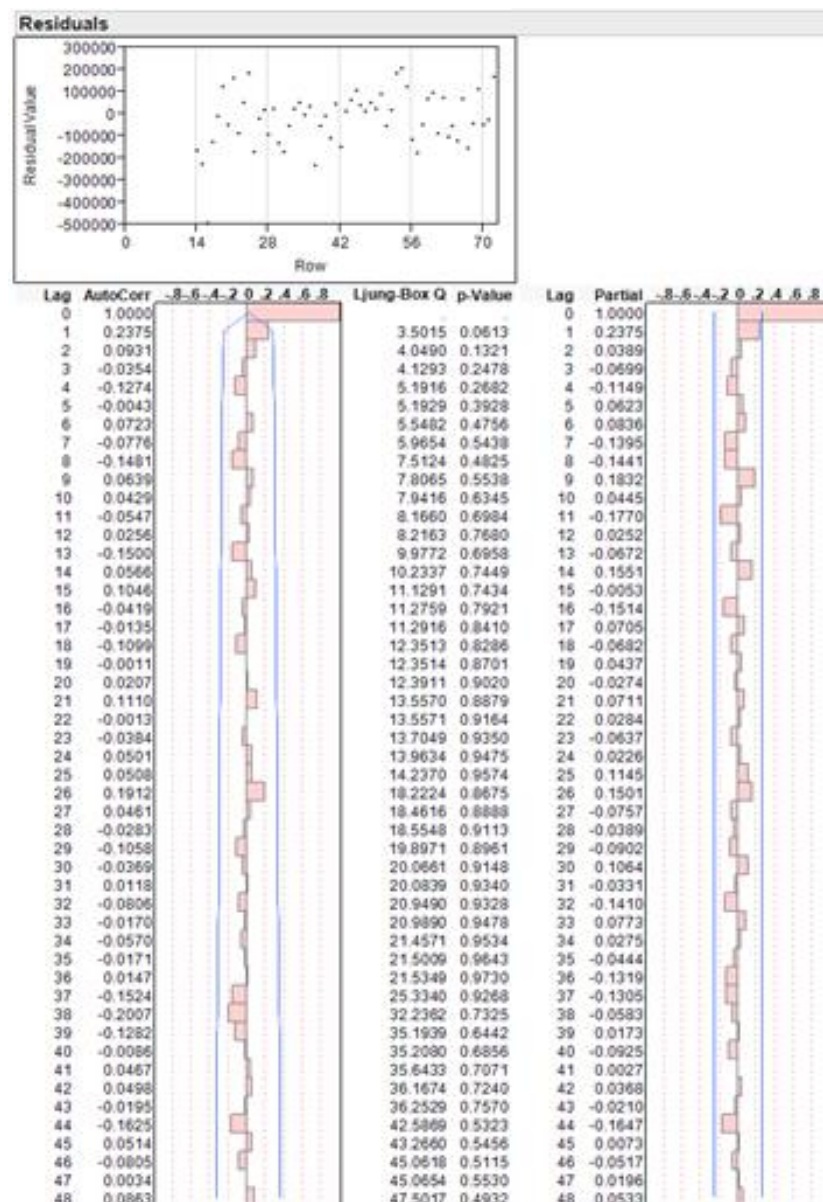
สินค้ารหัส : 2101



รูปที่ 5.22 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ค่าคงเหลือของยอดขายสินค้ารหัส 2101

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบของสินค้ารหัส 2101 โดยค่าประมาณการของค่าคงเหลือที่ขอบเขตความเชื่อมั่น 95% ซึ่งนำไปเขียนกราฟ แสดงได้ดังรูปที่ 5.22 แล้วพบว่าค่าของความคลาดเคลื่อนมีการกระจายเป็นแนวขนานรอบค่าเฉลี่ยศูนย์ แสดงว่าตัวแบบที่เลือกเป็นแบบที่เหมาะสม

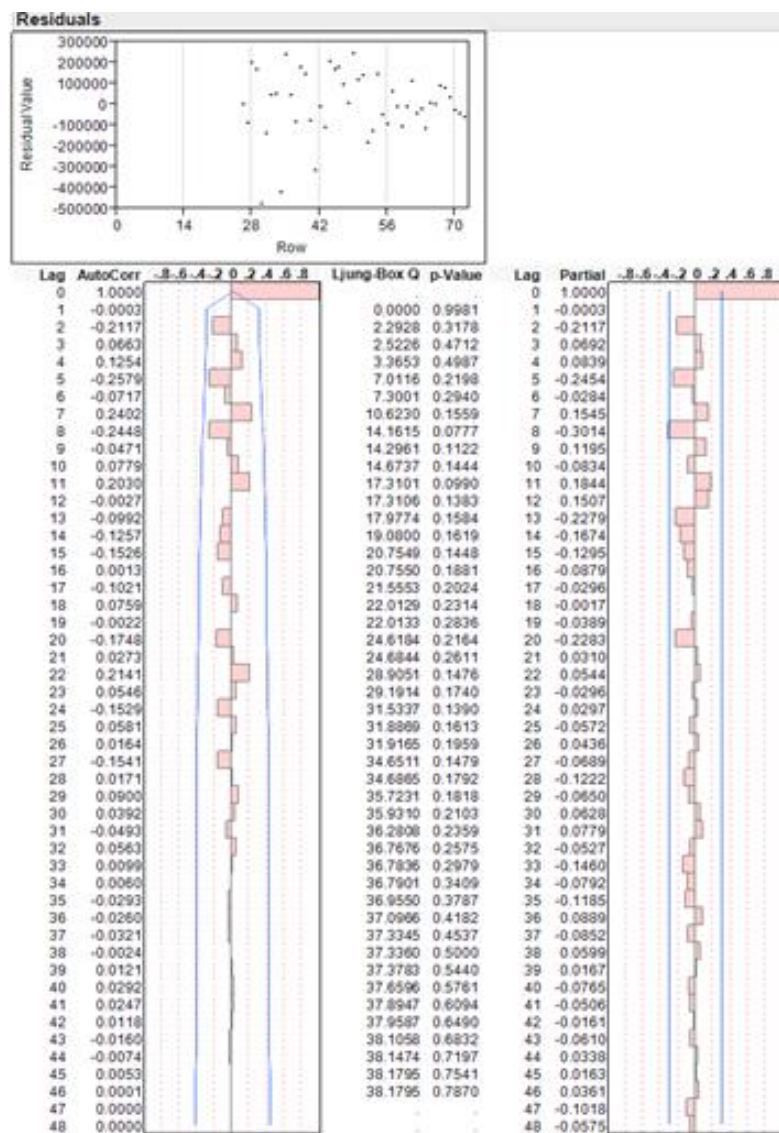
สินค้ารหัส : 2301



รูปที่ 5.23 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ค่าคงเหลือของยอดขายสินค้ารหัส 2301

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบของสินค้ารหัส 2301 โดยค่าประมาณการของค่าคงเหลือที่ขอบเขตความเชื่อมั่น 95% ซึ่งนำไปเขียนกราฟแสดงได้ดังรูปที่ 5.23 แล้วพบว่าค่าของความคลาดเคลื่อนมีการกระจายเป็นแนวขนานรอบค่าเฉลี่ยศูนย์ แสดงว่าตัวแบบที่เลือกเป็นตัวแบบที่เหมาะสม

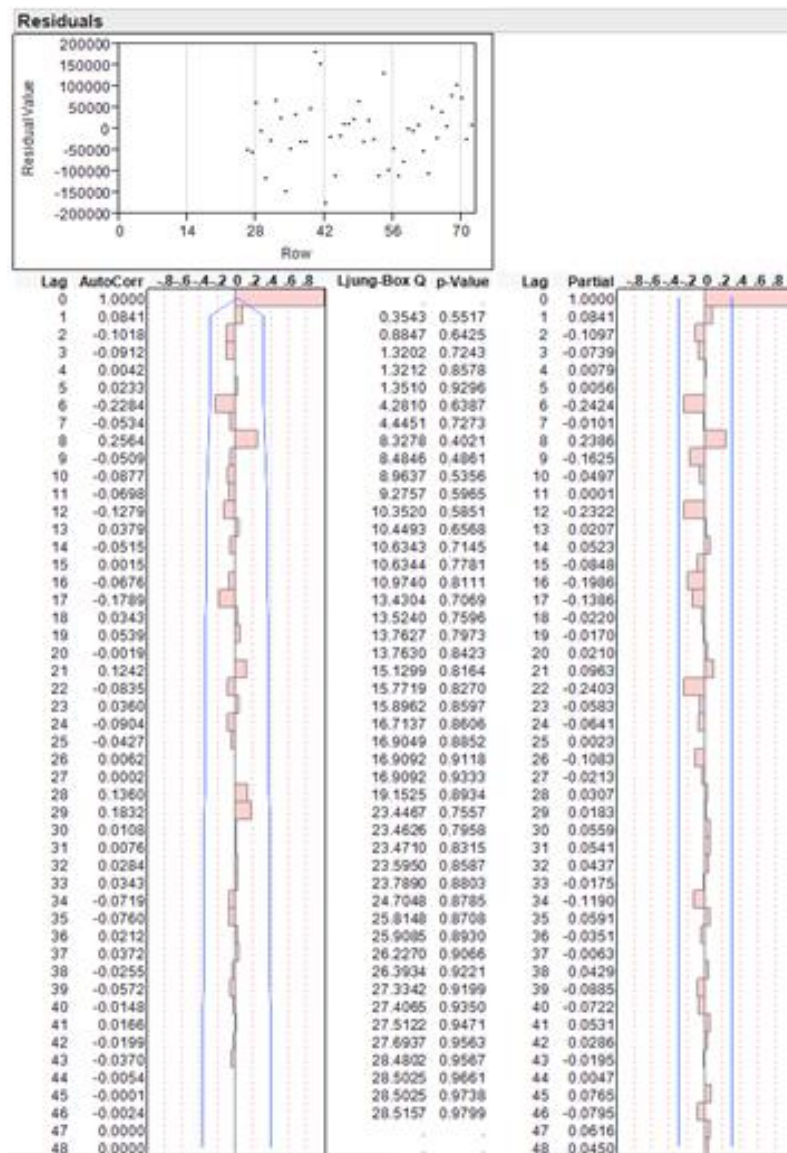
สินค้ำรหัส : 1202



รูปที่ 5.24 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ค่าคงเหลือของยอดขายสินค้ำรหัส 1202

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบของสินค้ำรหัส 1202 โดยค่าประมาณการของค่าคงเหลือที่ขอบเขตความเชื่อมั่น 95% ซึ่งนำไปเขียนกราฟแสดงได้ดังรูปที่ 5.24 แล้วพบว่าค่าของความคลาดเคลื่อนมีการกระจายเป็นแนวขนานรอบค่าเฉลี่ยศูนย์ แสดงว่าตัวแบบที่เลือกเป็นตัวแบบที่เหมาะสม

สินค้ารหัส : 2302



รูปที่ 5.25 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ค่าคงเหลือของยอดขายสินค้ารหัส 2302

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบของสินค้ารหัส 2302 โดยค่าประมาณการของค่าคงเหลือที่ขอบเขตความเชื่อมั่น 95% ซึ่งนำไปเขียนกราฟแสดงได้ดังรูปที่ 5.25 แล้วพบว่าค่าของความคลาดเคลื่อนมีการกระจายเป็นแนวขนานรอบค่าเฉลี่ยศูนย์ แสดงว่าตัวแบบที่เลือกเป็นแบบที่เหมาะสม

ขั้นตอนที่ 4 : ทำการสร้างสมการการพยากรณ์โดยใช้ค่าพารามิเตอร์หรือตัวแปรต่างๆ ที่พิจารณาได้จากขั้นตอนที่ 3

อ้างจากสมการ 3.14 สามารถแสดงสมการความสัมพันธ์ของสินค้าแต่ละรหัสสินค้าจากรูปแบบ ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)₁₂ ได้ดังต่อไปนี้

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t \quad (3.14)$$

ดังนั้นตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ยอดขายสินค้ารหัส 1101 คือ ARIMA (1,1,1)(1,1,0)₁₂ สมการที่ใช้ในการพยากรณ์คือ

$$0.342(B)(-0.5293)(B^{12})(1-B)Y_t = \delta + (B)a_t$$

โดยที่ Y_t เป็นค่าพยากรณ์ที่เวลา t ของยอดขายรายเดือนสินค้ารหัส 1101

a_t เป็นค่าจริงที่เวลา t ของยอดขายรายเดือนสินค้ารหัส 1101

B เป็นค่าคงที่ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

δ เป็นค่า Intercept ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ยอดขายสินค้ารหัส 2101 คือ ARIMA (0,1,1)(0,2,1)₁₂ สมการที่ใช้ในการพยากรณ์คือ

$$(1-B)(1-B^{12})^2 Y_t = \delta + (0.052576B)(B^{12})a_t$$

โดยที่ Y_t เป็นค่าพยากรณ์ที่เวลา t ของยอดขายรายเดือนสินค้ารหัส 2101

a_t เป็นค่าจริงที่เวลา t ของยอดขายรายเดือนสินค้ารหัส 2101

B เป็นค่าคงที่ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

δ เป็นค่า Intercept ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ยอดขายสินค้ารหัส 2301 คือ ARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂ สมการที่ใช้ในการพยากรณ์คือ

$$(1-B)(1-B^{12})Y_t = \delta + (0.917B)(B^{12})a_t$$

โดยที่ Y_t เป็นค่าพยากรณ์ที่เวลา t ของยอดขายรายเดือนสินค้ารหัส 2301

a_t เป็นค่าจริงที่เวลา t ของยอดขายรายเดือนสินค้ารหัส 2301

B เป็นค่าคงที่ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

δ เป็นค่า Intercept ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ยอดขายสินค้ารหัส 1202 คือ ARIMA (1,1,1)(0,1,1)₁₂ สมการที่ใช้ในการพยากรณ์คือ

$$(0.5015B)(B^{12})(1-B)(1-B^{12})Y_t = \delta + (0.7799B)(B^{12})a_t$$

โดยที่ Y_t เป็นค่าพยากรณ์ที่เวลา t ของยอดขายรายเดือนสินค้ารหัส 1202

a_t เป็นค่าจริงที่เวลา t ของยอดขายรายเดือนสินค้ารหัส 1202

B เป็นค่าคงที่ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

δ เป็นค่า Intercept ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ยอดขายสินค้ารหัส 2302 คือ ARIMA (1,1,0)(1,2,1)₁₂ สมการที่ใช้ในการพยากรณ์คือ

$$(-0.816B)(1-B)Y_t = \delta + (-1.08B)(-0.589B^{12})a_t$$

โดยที่ Y_t เป็นค่าพยากรณ์ที่เวลา t ของยอดขายรายเดือนสินค้ารหัส 2302

a_t เป็นค่าจริงที่เวลา t ของยอดขายรายเดือนสินค้ารหัส 2302

B เป็นค่าคงที่ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

δ เป็นค่า Intercept ที่ได้จากการประมาณค่าพารามิเตอร์

ขั้นตอนที่ 5 : ทำการเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลองเพื่อนำแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดไปใช้งานต่อ โดยการคำนวณหาค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) ของแต่ละรหัสสินค้า โดยนำตัวแบบที่เหมาะสมที่เลือกได้จากขั้นตอนที่ 4 และจากข้อมูลจำนวน 72 เดือน ไปทำการพยากรณ์ยอดขายรายเดือนจำนวน 18 เดือนต่อไป แล้วนำมาเปรียบเทียบกับค่าจริงเพื่อคำนวณหาค่าความผิดพลาด ซึ่งสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 5.11

ตารางที่ 5.11 MAPE ของการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบการพยากรณ์ของบอกรี – เจนกินส์

รหัสสินค้า	ตัวแบบ ARIMA	MAPE (%)
1101	ARIMA (1,1,1)(1,1,0) ₁₂	8.84
2101	ARIMA (0,1,1)(0,2,1) ₁₂	12.28
2301	ARIMA (1,1,0)(0,1,1) ₁₂	22.87
1202	ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ₁₂	25.38
2302	ARIMA (1,1,0)(1,2,1) ₁₂	28.69

5.3. ศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

โปรแกรมที่ใช้ คือ Excel, JMP Pro และ Mathwork

การศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย 2 การทดลอง ดังนี้

5.3.1. การพยากรณ์โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับและมีจำนวนชั้นซ่อน เป็น 1 และ 2 ชั้น

ขั้นตอนที่ 1 : เลือกตัวแปรที่มีผลต่อยอดขายสินค้าของบริษัท ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการคัดเลือกตัวแปรที่คาดว่าจะมีผลต่อยอดขายสินค้าของบริษัทฯ ตัวอย่าง และเป็นข้อมูลที่ได้รับจากผู้ผลิตเป็นประจำทุกเดือน นั่นคือปริมาณการผลิตโมโนเมอร์ซึ่งเป็นสารตั้งต้นหรือวัตถุดิบสำคัญที่ใช้สำหรับการผลิตเม็ดพลาสติกที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ รวมถึงดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก และดัชนีการผลิตชิ้นส่วนพลาสติกต่างๆ ที่คาดว่าจะมีผลต่อยอดขายเม็ดพลาสติก เนื่องจากเม็ดพลาสติกส่วนใหญ่นำไปใช้เป็นวัตถุดิบเบื้องต้นสำหรับผลิตเป็นสินค้าดังกล่าว ซึ่งสามารถแสดงตัวแปรต้นได้ดังตารางที่ 5.12

ตารางที่ 5.12 ตัวแปรที่คาดว่าจะมีผลต่อยอดขายสินค้า

ตัวแปร (X_i)	คำอธิบายตัวแปร
X_1	ปริมาณการผลิต crude oil (หน่วย : เมตริกตัน)
X_2	ปริมาณการผลิต SAN (หน่วย : เมตริกตัน)
X_3	ปริมาณการผลิต ethylene (หน่วย : เมตริกตัน)
X_4	ปริมาณการผลิต propylene (หน่วย : เมตริกตัน)
X_5	ปริมาณการผลิต naphtha (หน่วย : เมตริกตัน)
X_6	ปริมาณการผลิต benzene (หน่วย : เมตริกตัน)
X_7	ปริมาณการผลิต toluene (หน่วย : เมตริกตัน)
X_8	ปริมาณการผลิต PVC (หน่วย : เมตริกตัน)
X_9	ปริมาณการผลิต PS (หน่วย : เมตริกตัน)
X_{10}	ปริมาณการผลิต PE (หน่วย : เมตริกตัน)
X_{11}	ปริมาณการผลิต PP (หน่วย : เมตริกตัน)
X_{12}	ปริมาณการผลิต ABS (หน่วย : เมตริกตัน)
X_{13}	ดัชนีการส่งออกเม็ดพลาสติก (หน่วย : ไม่มีหน่วย)
X_{14}	ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก (หน่วย : ไม่มีหน่วย)
X_{15}	ดัชนีการส่งออกยานยนต์ (หน่วย : ไม่มีหน่วย)
X_{16}	ดัชนีการผลิตผลิตภัณฑ์พลาสติก (หน่วย : ไม่มีหน่วย)
X_{17}	ดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก (หน่วย : ไม่มีหน่วย)
X_{18}	ดัชนีการผลิตยานยนต์ (หน่วย : ไม่มีหน่วย)

จากตารางที่ 5.12 อาจจะมีตัวแปรบางตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อสินค้าบางรายการเท่านั้น ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกใช้วิธีการทางสถิติเข้ามาช่วยในการคัดเลือกตัวแปรที่มีความเกี่ยวข้องกับชุดข้อมูลแต่ละชุดมากที่สุด

ผู้วิจัยได้ทำการคัดเลือกตัวแปรต้นที่จะใช้เป็นตัวแปรในสมการของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้วิธี Stepwise regression พิจารณาเลือกจากตัวแปรต้นที่มีผลและมีความสัมพันธ์กับยอดขายสินค้าแต่ละรหัสนั้นอย่างมีนัยสำคัญ จะเลือกตัวแปรต้นทุกตัวแปรที่มีผลกับยอดขายสินค้านั้นๆ หรือตัวแปรตามที่ให้ค่า P-value น้อยกว่า 0.1 วิธีการสามารถแสดงได้ดังภาคผนวก ค ซึ่งสามารถแสดงผลได้ดังตารางที่ 5.13

ตารางที่ 5.13 ตัวแปรที่คาดว่าจะมีผลต่อยอดขายสินค้าแต่ละรหัสสินค้า

รหัสสินค้า	ตัวแปรที่ใช้คำนวณ	จำนวนข้อมูลขาเข้า
1101	X ₂ , X ₃ , X ₅ , X ₁₄	4
2101	X ₂ , X ₅ , X ₆ , X ₈ , X ₉ , X ₁₀ , X ₁₁ , X ₁₂ , X ₁₄ , X ₁₅ , X ₁₇	11
2301	X ₁ , X ₂ , X ₄ , X ₈ , X ₁₇	5
1202	X ₂ , X ₅ , X ₄ , X ₇ , X ₈ , X ₁₀ , X ₁₄ , X ₁₈	8
2302	X ₄ , X ₅ , X ₇ , X ₈ , X ₉ , X ₁₅ , X ₁₈	7

จากตารางที่ 5.13 พบว่าตัวแปรต้นสำหรับสินค้าแต่ละรหัสสินค้านี้มีจำนวนตัวแปรต้นที่แตกต่างกัน และมีลักษณะของตัวแปรต้นที่มีความแตกต่างกันด้วย ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับที่มาและลักษณะการใช้งานของสินค้ารหัสนั้นๆ ยกตัวอย่างเช่น สินค้ารหัส 1101 เป็นสินค้ากลุ่มทั่วไป คือสินค้าที่มีปริมาณการจำหน่ายต่อเดือนค่อนข้างสูงและลักษณะการจำหน่ายของสินค้ากลุ่มนี้จะมุ่งเน้นไปที่ผลิตภัณฑ์พลาสติกที่ใช้งานทั่วไป ไม่ต้องการคุณสมบัติของพลาสติกที่พิเศษมากนัก เป็นผลิตภัณฑ์พลาสติกที่มีอายุการใช้งานไม่ยาวนานมากนัก และเป็นผลิตภัณฑ์พลาสติกที่ใช้ในชีวิตประจำวัน พบว่ารหัสสินค้า 1101 นี้มีตัวแปรต้นที่เกี่ยวข้องที่มีความสัมพันธ์กับยอดขายรายเดือนทั้งหมด 4 ตัวแปร ได้แก่ ปริมาณการผลิต SAN ปริมาณการผลิต ethylene ปริมาณการผลิต naphtha และ ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก ดังที่กล่าวมาแล้วว่าสินค้ารหัส 1101 เป็นสินค้ากลุ่มทั่วไป ซึ่งจากตัวแปรต้นที่มีความสัมพันธ์กับสินค้ารหัส 1101 แสดงให้เห็นว่า เป็นกลุ่มโมโนเมอร์ที่ใช้เป็นสารตั้งต้นในการสังเคราะห์และผลิตเป็นสินค้ารหัส 1101 ซึ่งได้แก่ SAN, ethylene และ Naphtha และมีความสัมพันธ์กับยอดขายสินค้ารหัสนี้ อย่างมีนัยสำคัญ นอกจากนั้นดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติกก็มีความสัมพันธ์กับยอดขายสินค้ารหัสนี้ อย่างมีนัยสำคัญเช่นเดียวกัน สอดคล้องกับที่มาและลักษณะการนำไปใช้งานของสินค้ารหัส 1101

ในทำนองเดียวกันกับสินค้ารหัส 2101 ซึ่งเป็นสินค้ากลุ่มพิเศษที่มีคุณสมบัติที่ดีกว่าสินค้ากลุ่มทั่วไป ดังนั้นตัวแปรต้นที่มีตัวแปรต้นที่เกี่ยวข้องและมีความสัมพันธ์กับยอดขายรายเดือนจะเป็น

กลุ่มโมโนเมอร์ที่นำมาสังเคราะห์เป็นสินค้ากลุ่มนี้ โดยสินค้ากลุ่มนี้จะมีการนำโมโนเมอร์หลากหลายกลุ่มมารวมกันเพื่อให้ได้เป็นสินค้าเกรดพิเศษ มีคุณสมบัติที่ดีกว่าสินค้ากลุ่มทั่วไป ซึ่งจะเห็นว่าสินค้ากลุ่มนี้มีตัวแปรต้นทั้งหมด 11 ตัวแปร ได้แก่ ปริมาณการผลิต SAN ปริมาณการผลิต Naphtha ปริมาณการผลิต benzene ปริมาณการผลิต PVC ปริมาณการผลิต PS ปริมาณการผลิต PE ปริมาณการผลิต PP และปริมาณการผลิต ABS จากตัวแปรดังกล่าวแล้วแต่เป็นโมโนเมอร์ที่ใช้เพื่อผลิตเป็นสินค้ากลุ่มนี้ทั้งนั้น นอกจากนี้ยังมีดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก ดัชนีการส่งออกยานยนต์ ดัชนีการผลิตผลิตภัณฑ์พลาสติก และดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก จากที่ได้กล่าวมาแล้วว่ามีผู้ผลิตชิ้นส่วนพลาสติกบางรายนำสินค้าเกรดพิเศษเหล่านี้ไปผสมกับสินค้าเกรดธรรมดา ดังนั้นเราจึงพบว่าดัชนีส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก และดัชนีการผลิตผลิตภัณฑ์พลาสติกก็มีความสัมพันธ์กับยอดขายสินค้ารหัสนี้อย่างมีนัยสำคัญเช่นเดียวกัน

สำหรับสินค้ารหัส 2301 ตัวแปรต้นที่มีความสัมพันธ์กับยอดขายรายเดือนอย่างมีนัยสำคัญมีทั้งหมด 5 ตัวแปร ได้แก่ ปริมาณการผลิต crude oil ปริมาณการผลิต SAN ปริมาณการผลิต propylene ปริมาณการผลิต PVC และดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก กลุ่มโมโนเมอร์ที่ใช้จะค่อนข้างคล้ายคลึงกับสินค้าเกรดธรรมดา เพียงแต่มีการผสมโมโนเมอร์บางตัวเพื่อเพิ่มคุณสมบัติเพียงเล็กน้อยเท่านั้น เช่น PVC เป็นต้น และสินค้ารหัสนี้ส่วนมากจะจัดจำหน่ายให้กับผู้ผลิตเม็ดพลาสติกต่างชาติสำเร็จเพื่อจำหน่ายต่อไปให้ผู้ผลิตผลิตภัณฑ์พลาสติกอีกทอดหนึ่ง จึงสังเกตได้ว่าดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติกก็มีความสัมพันธ์กับยอดขายสินค้ารหัสนี้อย่างมีนัยสำคัญเช่นเดียวกัน

สินค้ารหัส 1202 มีตัวแปรต้นที่เกี่ยวข้องทั้งหมด 8 ตัวแปร ได้แก่ ปริมาณการผลิต SAN ปริมาณการผลิต propylene ปริมาณการผลิต Naphtha ปริมาณการผลิต toluene ปริมาณการผลิต PVC ปริมาณการผลิต PE ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก และดัชนีการผลิตรายานยนต์ สินค้ากลุ่มนี้จะถูกนำไปผลิตเป็นท่อ ฉนวนเป็นส่วนใหญ่ ดังนั้นดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก และดัชนีการผลิตรายานยนต์ ซึ่งนำไปใช้ผลิตเป็นชิ้นส่วนสำหรับยานยนต์ เช่น ฉนวนหุ้มเหล็กเพื่อทนความร้อนหรือท่อนำเลี้ยงภายในรถยนต์ เป็นต้น จึงส่งผลให้ตัวแปรดังกล่าวมีความสัมพันธ์กับยอดขายรายเดือนของสินค้ารหัสนี้อย่างมีนัยสำคัญ

สินค้ารหัส 2302 คล้ายคลึงกับสินค้ารหัส 1202 แต่สินค้ากลุ่มนี้จะมีลักษณะเฉพาะและมีคุณสมบัติการทนความร้อนสูงกว่า สินค้ารหัส 2302 ดังนั้นปริมาณการจำหน่ายจะน้อยกว่าและจำหน่ายให้กับลูกค้าที่ต้องการคุณสมบัติพิเศษมากกว่าเท่านั้น ยอดการจำหน่ายจึงไม่แน่นอน เมื่อได้ตัวแปรที่คาดว่าจะมีความสัมพันธ์กับยอดขายสินค้าแต่ละรหัสได้แล้ว ดำเนินการขั้นต่อไปคือ แบ่งจำนวนข้อมูลที่จะใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 2 : แบ่งข้อมูลที่มีอยู่ออกเป็น 2 ช่วง คือ ใช้ข้อมูลยอดขายสินค้ารายเดือนตั้งแต่เดือนตั้งแต่เดือนมกราคม 2547 ถึง เดือน ธันวาคม 2553 รวมทั้งสิ้น 72 เดือน เป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ และ ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม 2554 ถึงเดือนมิถุนายน 2555 รวมทั้งสิ้น 18 เดือน เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบ วิธีการแบ่งข้อมูลแสดงได้ดังภาคผนวก ง

ขั้นตอนที่ 3 : กำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 10 โดยให้แบบจำลองเรียนรู้จากข้อมูลชุด Training จำนวน 100 รอบ และคำนวณค่า RMSE ออกมาด้วยการทำนายค่าของชุดข้อมูล Validation

ขั้นตอนที่ 4 : ให้แบบจำลองเรียนรู้เพิ่มอีก 100 รอบ แล้วคำนวณ RMSE อีกครั้ง ทำซ้ำจนครบ 1000 รอบ

ขั้นตอนที่ 5 : เปลี่ยนจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 20 แล้วทำซ้ำขั้นตอนที่ 4

ขั้นตอนที่ 6 : ทำขั้นตอนที่ 5 ซ้ำโดยเปลี่ยนจำนวนโหนดเป็น 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 และ 100

ผลการศึกษาจากขั้นตอนที่ 3 ถึงขั้นตอนที่ 6 สามารถแสดงได้ดังตารางดังต่อไปนี้

ตารางที่ 5.14 RMSE ของสินค้า 1101 จำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น

จำนวนรอบ จำนวนโหนด	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
10	411,678.19	444,365.04	417,733.64	431,446.31	430,645.64	399,265.94	427,202.60	417,574.64	419,470.03	439,404.06
20	407,170.07	449,853.14	428,794.34	409,098.20	409,469.65	406,529.24	434,817.31	393,043.94	404,030.72	422,282.58
30	387,725.98	425,083.19	412,382.52	392,136.38	483,571.37	432,772.01	355,264.28	495,525.87	460,062.86	458,433.72
40	475,403.69	457,603.72	463,062.74	470,886.45	418,610.22	404,359.63	224,121.67	351,319.85	373,181.16	448,633.60
50	466,528.85	509,532.95	466,190.92	469,773.07	470,942.10	390,894.08	184,272.31	392,548.26	370,374.40	418,106.25
60	443,054.10	515,765.15	466313.97	552,945.73	471,356.75	404,238.75	221,411.53	368,843.48	409,341.86	370,438.12
70	361,031.84	493,570.10	456,693.83	519,700.71	443,540.42	485,042.46	219,025.41	352,233.40	380,061.56	420,563.54
80	468,036.27	483,896.32	447,216.36	510,855.17	470,023.30	441,105.08	205,539.07	416,948.70	399,870.92	416,883.61
90	459,852.06	509,208.95	474,440.83	530,820.02	471,057.32	432,855.15	212,706.40	316,527.91	335,333.43	414,503.24
100	470,652.79	490,694.04	426,676.85	578,364.86	478,575.75	483,680.05	258,601.76	461,973.73	413,964.46	426,056.55

ตารางที่ 5.15 RMSE ของสินค้า 2101 จำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น

จำนวนรอบ จำนวนโหนด	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
10	11,628.61	9,431.17	11,969.22	8,429.74	10,725.40	13,165.26	11,294.56	10,875.49	12,852.58	11,458.11
20	12,063.80	9,139.91	12,608.38	7,143.13	11,167.42	12,600.36	11,017.54	9,832.45	12,272.52	10,966.80
30	12,183.73	8,982.55	11,763.61	7,148.19	11,760.60	12,936.06	11,295.13	11,672.67	11,590.55	12,571.89
40	11,796.74	9,573.27	12,392.71	6,182.18	10,920.61	15,965.02	10,936.03	10,855.93	12,763.56	11,376.13
50	13,201.17	9,701.88	11,738.65	8,062.92	10,295.97	13,027.02	11,321.95	10,530.83	14,835.24	12,770.05
60	12,044.43	10,713.00	12,219.20	9,270.69	10,891.16	13,460.14	10,376.80	10,447.25	12,414.59	12,840.38
70	13,125.80	11,033.73	10,923.37	9,684.72	10,584.08	15,735.86	11,209.16	12,044.65	13,746.54	11,835.77
80	12,601.60	10,685.05	12,643.33	8,710.00	10,924.43	15,299.32	11,153.42	11,478.40	14,270.48	13,333.38
90	12,548.99	12,478.48	13,297.62	8,750.20	12,072.72	14,209.99	11,272.02	11,178.83	17,150.22	11,813.26
100	13,508.67	10,239.53	13,163.44	10,455.38	14,904.71	14,475.78	11,863.48	11,612.57	13,697.26	13,137.44

ตารางที่ 5.16 RMSE ของสินค้า 2301 จำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น

จำนวนรอบ จำนวนโหนด	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
10	92,226.90	127,814.64	109,231.66	80,979.22	59,008.60	72,453.26	52,184.06	59,823.15	84,480.87	70,335.52
20	79,894.30	127,169.69	113,443.29	84,998.56	58,482.60	64,751.22	47,872.64	59,255.99	85,563.64	61,214.98
30	87,564.20	118,299.45	107,326.83	78,195.56	56,106.25	70,233.44	48,547.15	48,787.68	79,646.61	56,561.50
40	97,246.59	111,261.27	114,957.97	90,192.52	61,773.40	76,165.17	48,139.29	48,013.10	81,998.79	74,072.43
50	77,316.12	125,778.60	121,255.18	88,845.47	56,986.87	75,417.23	51,912.51	46,719.97	85,459.11	78,544.00
60	79,354.43	123,164.26	101,634.37	88,477.44	69,231.63	64,709.15	48,048.76	73,517.25	100,840.86	65,046.92
70	94,270.47	128,121.38	114,301.09	87,754.87	73,287.89	74,079.04	54,787.54	66,114.38	81,806.08	77,776.87
80	76,215.27	145,316.71	135,524.78	87,673.20	58,504.64	73,227.16	65,092.88	56,938.90	92,368.71	77,264.95
90	88,617.02	140,392.42	99,314.69	93,334.04	70,160.18	76,586.38	53,209.83	78,569.86	75,666.16	72,868.97
100	91,597.71	150,811.45	128,456.32	92,581.04	75,753.71	72,438.70	56,951.79	77,032.50	89,148.16	76,394.86

ตารางที่ 5.17 RMSE ของสินค้า 1202 จำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น

จำนวนรอบ จำนวนโหนด	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
10	60,343.19	43,647.73	63,693.89	52,723.37	84,032.84	66,796.15	68,378.08	77,305.28	42,013.93	70,599.21
20	66,413.59	54,548.96	69,641.53	48,217.72	78,525.22	61,380.26	63,679.28	66,083.72	42,203.03	60,063.07
30	60,960.14	57,116.31	59,115.19	49,606.51	77,577.26	68,761.05	61,350.72	64,042.94	45,261.94	63,901.07
40	64,328.29	49,397.90	62,200.06	49,228.83	90,023.89	62,542.31	64,892.84	77,351.00	54,635.41	54,559.24
50	71,027.08	45,055.12	61,102.36	51,746.60	67,587.16	73,450.86	78,415.45	78,869.03	53,853.15	61,221.20
60	59,112.06	51,669.70	58,173.47	63,079.69	79,606.02	55,514.06	64,075.36	58,131.81	55,592.96	63,461.53
70	63,385.25	59,720.63	65,636.64	49,651.22	75,086.14	69,563.52	68,095.63	76,366.72	56,561.09	66,381.51
80	77,887.50	59,640.23	75,363.02	66,821.48	60,792.97	73,481.94	69,861.97	80,586.24	53,524.78	71,290.38
90	85,031.14	67,832.41	67,934.28	58,965.84	73,147.52	76,010.52	67,150.68	75,251.16	52,385.43	70,501.83
100	77,993.88	61,758.79	54,222.14	67,753.63	68,308.89	78,136.62	75,344.45	77,882.01	65,156.72	67,745.64

ตารางที่ 5.18 RMSE ของสินค้า 2302 จำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น

จำนวนรอบ จำนวนโหนด	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
10	43,471.06	45,007.71	62,277.68	50,904.54	59,896.86	42,606.26	50,459.07	49,268.53	50,795.75	56,337.92
20	42,296.09	43,134.07	57,949.33	49,147.44	56,411.45	44,741.25	46,589.90	49,545.96	48,628.72	54,506.65
30	40,300.28	40,816.00	60,417.68	49,332.85	53,992.91	39,031.35	50,015.98	48,689.45	50,684.77	59,338.92
40	47,708.64	40,688.40	58,294.36	51,774.07	55,420.59	45,865.89	49,901.58	47,974.99	52,912.25	56,014.67
50	42,432.59	44,404.55	58,967.71	50,944.19	64,915.42	41,410.49	55,377.86	47,534.75	41,459.19	50,774.93
60	41,964.88	41,196.89	60,704.24	44,724.43	60,551.00	44,054.24	50,584.42	48,900.31	51,332.55	56,543.07
70	41,707.97	42,196.16	54,143.22	56,602.41	60,016.02	46,249.20	51,629.82	47,167.28	55,097.28	57,445.49
80	43,483.96	45,942.53	56,742.66	50,606.38	66,482.46	47,800.38	55,105.24	48,499.75	50,817.10	55,173.31
90	44,576.97	44,900.47	58,695.51	53,102.25	61,818.85	42,791.83	52,778.07	49,785.78	46,511.81	62,153.29
100	46,543.76	49,422.27	55,168.51	58,332.46	65,090.85	51,706.71	52,463.48	51,421.24	46,535.63	59,285.32

ขั้นตอนที่ 7 : ทำขั้นตอนที่ 1-6 ซ้ำโดยเปลี่ยนจำนวนชั้นซ่อนเป็น 2 ชั้น โดยนำค่าของจำนวนโหนดที่ให้ค่า RMSE น้อยที่สุดของจำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 1 มากำหนดให้เป็นค่าคงที่

ตารางที่ 5.19 RMSE ของสินค้า 1101 จำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น

จำนวนรอบ จำนวนโหนด	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
10	490276.42	511028.39	291941.23	394854.66	349128.23	248095.17	253906.36	220318.28	466358.93	511637.24
20	286153.69	470276.33	500141.24	497832.18	240780.92	521409.62	555382.07	224246.73	493157.82	190390.59
30	482017.73	338720.40	277905.54	242142.66	306267.84	265334.63	256955.74	245417.69	362538.74	405392.93
40	346534.51	213423.17	480627.30	188382.91	293637.80	499072.78	536187.18	248920.61	426031.97	491735.94
50	434011.66	558849.88	236467.39	365135.18	513690.76	345128.79	516664.43	491880.71	355875.46	480254.45
60	285601.21	509361.42	414485.23	222989.65	537711.82	542003.52	341122.40	521267.93	500045.19	476570.90
70	399833.07	254134.75	323823.87	542717.53	332791.75	495519.34	203615.70	444123.49	459632.87	225435.83
80	553821.65	412062.17	314116.72	385206.08	294958.01	273741.29	484266.02	554065.70	522279.19	509597.78
90	303580.38	556511.86	511926.04	229742.84	222424.71	465637.20	334196.18	334141.78	288691.06	558841.44
100	503449.01	398511.55	268674.36	309517.28	277703.57	247183.17	407101.03	491933.36	397133.84	546013.58

ตารางที่ 5.20 RMSE ของสินค้า 2101 จำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น

จำนวนรอบ จำนวนโหนด	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
10	12,817.70	11,660.09	13,182.16	7,122.29	12,828.63	14,215.26	11,651.84	10,690.40	17,047.40	13,317.62
20	12,623.55	12,141.32	12,310.83	8,860.60	11,152.11	14,507.58	11,431.00	10,741.03	15,725.94	11,266.11
30	12,488.14	11,436.87	12,756.86	9,959.29	14,689.62	13,267.82	11,118.18	11,987.00	16,408.14	12,163.20
40	13,192.31	11,663.26	12,676.48	9,401.95	12,549.90	13,859.26	11,619.71	11,212.82	14,272.74	12,125.79
50	12,834.44	12,097.94	12,003.72	7,132.20	11,105.50	14,552.51	10,863.55	10,971.55	14,452.87	12,679.73
60	13,098.41	9,185.87	11,690.00	7,119.07	14,429.26	13,902.22	11,840.71	10,117.48	14,556.28	12,496.73
70	12,230.95	10,071.97	13,289.49	10,288.10	14,719.41	15,546.27	11,455.73	10,122.68	14,148.99	13,195.27
80	12,310.95	12,140.16	12,856.66	9,526.14	11,898.53	13,781.11	10,662.34	10,477.23	15,295.29	11,201.39
90	12,058.41	10,021.25	12,622.94	7,474.60	14,314.76	12,912.29	10,858.30	11,488.51	15,052.45	12,702.92
100	12,737.52	10,936.70	11,351.26	9,663.75	14,166.19	15,200.42	10,989.30	10,060.69	14,325.21	12,850.24

ตารางที่ 5.21 RMSE ของสินค้า 2301 จำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น

จำนวนรอบ \ จำนวนโหนด	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
10	76,649.89	127,818.66	106,763.41	89,467.55	75,048.82	70,550.25	63,957.24	74,033.32	81,458.81	57,032.30
20	76,485.62	129,053.05	125,740.20	82,258.18	74,046.05	70,832.93	53,803.59	66,148.31	85,571.12	76,230.55
30	92,144.00	144,924.38	104,424.61	92,409.82	71,408.74	74,856.70	63,826.78	54,104.69	96,554.51	71,125.54
40	90,054.89	134,723.26	110,233.12	84,297.47	73,970.98	69,365.44	54,223.83	73,122.15	97,404.33	63,955.62
50	87,377.42	141,409.19	107,915.08	86,518.06	63,221.55	75,165.94	55,571.70	58,976.17	88,555.66	67,023.36
60	89,620.45	130,564.45	123,671.59	92,631.62	59,958.93	72,199.59	58,691.77	65,477.59	76,714.81	67,796.53
70	81,942.86	123,008.81	121,593.35	82,030.72	57,682.39	71,796.78	56,451.44	68,308.58	83,089.43	68,742.63
80	81,060.33	129,275.52	120,043.10	90,591.62	58,206.75	75,252.23	55,741.41	54,739.71	96,819.67	73,795.14
90	91,159.63	129,487.01	119,490.12	79,382.27	64,068.08	72,495.01	64,049.18	60,440.01	89,246.44	56,969.85
100	96,356.14	136,325.03	126,476.14	88,222.54	59,339.25	75,480.71	61,931.70	76,527.39	81,372.76	66,979.92

ตารางที่ 5.22 RMSE ของสินค้า 1202 จำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น

จำนวนรอบ \ จำนวนโหนด	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
10	84,790.36	59,310.34	67,719.64	45,112.43	71,006.64	74,904.26	72,212.07	61,551.81	41,007.32	56,629.65
20	61,436.76	44,852.30	55,357.89	43,603.21	77,878.45	66,394.11	69,237.96	67,968.19	46,243.57	57,137.32
30	66,328.69	45,034.89	70,466.94	46,444.19	80,319.34	67,114.92	64,839.96	69,237.24	37,631.60	58,026.74
40	68,981.26	66,989.64	60,929.73	54,400.93	71,349.39	60,502.88	69,777.96	65,100.12	35,108.13	66,690.07
50	60,875.60	62,220.17	67,056.80	46,405.09	62,857.72	72,667.22	65,122.30	75,471.32	45,852.40	63,171.54
60	64,433.69	51,260.08	71,186.95	44,074.39	88,985.00	65,573.15	68,400.14	75,787.26	54,432.09	66,595.38
70	76,796.69	55,324.95	67,797.23	40,053.55	75,125.60	57,168.31	77,488.46	67,815.15	64,304.58	60,096.05
80	75,938.38	63,118.19	69,062.99	57,766.43	87,844.11	68,116.25	73,240.44	73,241.52	45,689.94	70,394.77
90	62,729.01	44,252.95	68,084.12	49,307.36	61,348.35	68,469.76	75,783.88	69,155.15	46,122.89	66,435.02
100	69,999.40	63,310.72	71,685.93	41,376.62	80,123.74	62,970.86	65,055.64	69,411.93	47,572.08	65,297.27

ตารางที่ 5.23 RMSE ของสินค้า 2302 จำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น

จำนวนรอบ จำนวนโหนด	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
10	41,957.74	41,983.19	55,893.05	50,138.54	58,884.64	45,750.70	52,319.56	49,255.83	47,616.17	52,833.96
20	40,408.72	45,708.62	59,641.38	47,876.81	58,734.92	46,368.72	46,707.34	50,760.05	48,978.49	59,482.72
30	43,396.26	42,154.22	54,417.35	48,839.34	59,976.07	46,425.54	49,583.70	48,810.13	43,255.53	51,706.28
40	44,812.33	43,782.80	62,009.80	51,985.60	60,457.26	41,506.44	50,131.27	50,420.33	53,274.86	59,800.07
50	40,987.57	42,885.21	54,679.89	48,621.47	57,500.43	43,250.36	51,627.58	48,672.24	47,076.87	53,648.13
60	41,860.61	45,068.80	56,792.66	56,054.65	61,249.04	42,421.45	52,173.21	50,739.82	54,137.00	53,541.08
70	40,554.84	44,222.45	57,865.77	58,231.59	55,521.10	49,139.95	50,682.81	49,685.31	44,587.20	51,359.87
80	43,414.91	45,938.53	56,681.14	45,454.08	57,023.74	46,269.50	47,760.61	48,865.74	52,506.61	52,078.81
90	43,332.04	44,162.49	61,211.55	55,326.22	63,868.71	44,818.27	53,313.04	49,691.90	54,825.93	53,895.49
100	44,702.36	42,914.42	55,601.08	50,064.92	57,164.60	46,462.96	54,181.17	48,580.83	48,141.09	53,664.39

ขั้นตอนที่ 8 : เลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดโดยการเปรียบเทียบค่า RMSE ที่ได้ โดยเลือกแบบจำลองที่ให้ค่า RMSE ที่น้อยที่สุดจากการทดลอง

ขั้นตอนที่ 9 : นำแบบจำลองที่ได้มาหาค่าพยากรณ์ยอดขายเปรียบเทียบกับค่า Testing แล้วคำนวณหาค่าร้อยละของค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE) พบว่าได้ผลการทดลองดังแสดงตารางที่ 5.24 ต่อไปนี้

ตารางที่ 5.24 MAPE ของการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

รหัสสินค้า	โครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน		โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน	
	โครงสร้าง	MAPE (%)	โครงสร้าง	MAPE (%)
1101	4-50-1	9.35	4-50-40-1	6.61
2101	11-40-1	8.21	11-40-60-1	9.89
2301	5-20-1	20.37	5-20-20-1	21.23
1202	8-10-1	14.82	8-10-30-1	16.46
2302	7-30-1	27.56	7-30-20-1	23.27

5.3.2. การพยากรณ์โดยการประยุกต์ใช้วิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์ในการหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนและจำนวนชั้นของชั้นซ่อน

โดยวิธีการนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ใช้เพื่อหาจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดในแต่ละชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับข้อมูลยอดขายสินค้าของตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติก จะเริ่มจากการกำหนดค่าตัวแปรเริ่มต้นและการสร้างประชากรเริ่มต้นซึ่งใช้ค่าที่ดีที่สุดจากการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับข้างต้น จากนั้นคำนวณฟังก์ชันเป้าหมายและกำหนดค่าตัวแปรต่างๆ ที่จะใช้นำเข้าโครโมโซม ดังนี้

- จำนวนประชากร (Population size) = 90
- ความน่าจะเป็นในการข้ามสายพันธุ์ (Probability of Crossover) = 0.9
- ความน่าจะเป็นในการกลายพันธุ์ (Probability of Mutation) = 0.01
- ร้อยละสำเนาประชากรลูกหลาน (Reinsertion) = 50%
- จำนวนชั้นซ่อน (Number of Hidden layer) = 2
- จำนวนโหนดของข้อมูลนำออก (Number of Output node) = 1
- จำนวนโหนดสูงสุดในชั้นซ่อน (Maximums of Hidden node) = 100
- อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) = 0.1
- จำนวนรอบการเรียนรู้สูงสุด (Epochs) = 1000

ทำการพยากรณ์โดยใช้ค่าที่กำหนดมาดังกล่าวข้างต้น และเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดโดยการเปรียบเทียบค่า RMSE ที่ได้ โดยเลือกแบบจำลองที่ให้ค่า RMSE ที่น้อยที่สุด จากนั้นนำแบบจำลองที่ดีที่สุดมาพยากรณ์ยอดขายรายเดือนเพื่อเปรียบเทียบกับค่า Testing แล้วคำนวณหาค่า MAPE ผลการทดลองเป็นดังตารางที่ 5.25 – 5.39 มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

สินค้ารหัส 1101 :

ตารางที่ 5.25 RMSE ของสินค้า 1101 สำหรับคำนวณฟังก์ชันเป้าหมาย

จำนวนรอบ รูปแบบจำลอง	การทดลองครั้งที่	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
		4-50-40-1	1	36274	30713	30164	39681	41987	22519	35614	35975
2	20548		27321	30443	21655	40487	44773	28152	28037	39789	21386
3	29260		32424	22760	24382	34264	28581	32883	19233	27810	41157
4	37428		31161	43361	41298	22167	40153	20030	42779	35934	38614

ตารางที่ 5.26 RMSE จากผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้กับฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้ารหัส 1101

P_c	P_m	W_1	W_2	RMSE of Testing
0.9	0.01	0.6	0.4	21299
		0.7	0.3	21651
		0.8	0.2	19771
		0.9	0.1	20360

จากตารางที่ 5.26 พบว่าค่าถ่วงน้ำหนักของฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้ารหัส 1101 คือ W_1 เท่ากับ 0.8 และ W_2 เท่ากับ 0.2 จากนั้นนำค่าถ่วงน้ำหนักไปใช้เป็นฟังก์ชันเป้าหมายสำหรับการคำนวณโดยใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ ทำการทดลองจำนวน 5 รอบ ได้ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 5.27

ตารางที่ 5.27 MAPE ของสินค้า 1101 จากการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

รอบที่	จำนวนชั้นซ่อน	จำนวนโหนดชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนโหนดชั้นซ่อนที่ 2	MAPE (%)
1	2	87	82	6.29
2	1	91	0	6.86
3	2	79	24	6.94
4	2	63	36	6.23
5	1	75	0	6.98

จากตารางที่ 5.27 รูปแบบจำลองที่ให้ค่า MAPE น้อยที่สุด คือ 4-63-36-1 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 6.23 โดยมีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 63 จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 36

สินค้ารหัส 2101 :

ตารางที่ 5.28 RMSE ของสินค้า 2101 สำหรับคำนวณฟังก์ชันเป้าหมาย

จำนวนรอบรูปแบบจำลอง	การทดลองครั้งที่	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
		11-40-60-1	1	9605	8459	8890	8113	8345	8694	8883	7247
	2	7207	8444	9720	7189	8783	7142	8932	9408	7762	8555
	3	8518	9376	7355	9837	7276	7450	9153	7356	7824	7173
	4	8555	8318	7877	8831	8630	8158	7478	8037	7953	7638

ตารางที่ 5.29 RMSE จากผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้กับฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้ารหัส 2101

P_c	P_m	W_1	W_2	RMSE of Testing
0.9	0.01	0.6	0.4	5291
		0.7	0.3	5773
		0.8	0.2	6271
		0.9	0.1	6865

จากตารางที่ 5.29 พบว่าค่าถ่วงน้ำหนักของฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้ารหัส 2101 คือ W_1 เท่ากับ 0.6 และ W_2 เท่ากับ 0.4 จากนั้นนำค่าถ่วงน้ำหนักไปใช้เป็นฟังก์ชันเป้าหมายสำหรับการคำนวณโดยใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ ทำการทดลองจำนวน 5 รอบ ได้ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 5.30

ตารางที่ 5.30 MAPE ของสินค้า 2101 จากการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

รอบที่	จำนวนชั้น ซ่อน	จำนวนโหนด ชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนโหนดชั้น ซ่อนที่ 2	MAPE (%)
1	1	18	0	9.87
2	2	21	55	8.52
3	2	39	20	10.21
4	1	85	0	9.23
5	2	50	48	10.62

จากตารางที่ 5.30 รูปแบบจำลองที่ให้ค่า MAPE น้อยที่สุด คือ 11-21-55-1 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 8.52 โดยมีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 21 จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 55

สินค้ารหัส 2301 :

ตารางที่ 5.31 RMSE ของสินค้า 2301 สำหรับคำนวณฟังก์ชันเป้าหมาย

จำนวนรอบ รูปแบบจำลอง	การทดลองครั้งที่	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
		5-20-20-1	1	101766	108386	111283	61702	62681	55661	73040	112812
	2	83035	69724	118392	102323	99247	76105	98697	103788	119484	98019
	3	85608	55024	107641	65455	61662	89768	84739	86871	117981	109842
	4	115202	86620	84145	55045	86347	73507	106608	109087	115181	76739

ตารางที่ 5.32 RMSE จากผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้กับฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้ารหัส 2301

P_c	P_m	W_1	W_2	RMSE of Testing
0.9	0.01	0.6	0.4	56257
		0.7	0.3	63735
		0.8	0.2	56610
		0.9	0.1	55556

จากตารางที่ 5.32 พบว่าค่าถ่วงน้ำหนักของฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้ารหัส 1101 คือ W_1 เท่ากับ 0.9 และ W_2 เท่ากับ 0.1 จากนั้นนำค่าถ่วงน้ำหนักไปใช้เป็นฟังก์ชันเป้าหมายสำหรับการคำนวณโดยใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ ทำการทดลองจำนวน 5 รอบ ได้ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 5.33

ตารางที่ 5.33 MAPE ของสินค้า 2301 จากการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

รอบที่	จำนวนชั้นซ่อน	จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2	MAPE (%)
1	2	77	70	20.34
2	2	32	17	21.97
3	2	89	24	21.03
4	2	70	27	20.66
5	1	21	0	21.05

จากตารางที่ 5.33 รูปแบบจำลองที่ให้ค่า MAPE น้อยที่สุด คือ 5-70-27-1 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 20.66 โดยมีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 70 จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 27

สินค้ารหัส 1202 :

ตารางที่ 5.34 RMSE ของสินค้า 1202 สำหรับจำนวนฟังก์ชันเป้าหมาย

จำนวนรอบ รูปแบบจำลอง	การทดลองครั้งที่	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
8-10-40-1	1	76054	50890	57192	64805	75221	70052	78145	40178	81201	45883
	2	58954	79961	54084	79925	41942	57436	54194	44125	83421	41453
	3	59263	58556	44333	54793	48723	50913	82343	53280	69783	79974
	4	65131	73568	81785	73032	48126	47187	79381	52997	74133	69436

ตารางที่ 5.35 RMSE จากผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้กับฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้ารหัส 1202

P_c	P_m	W_1	W_2	RMSE of Testing
0.9	0.01	0.6	0.4	40516
		0.7	0.3	41608
		0.8	0.2	43068
		0.9	0.1	45928

จากตารางที่ 5.35 พบว่าค่าถ่วงน้ำหนักของฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้ารหัส 1202 คือ W_1 เท่ากับ 0.6 และ W_2 เท่ากับ 0.4 จากนั้นนำค่าถ่วงน้ำหนักไปใช้เป็นฟังก์ชันเป้าหมายสำหรับการคำนวณโดยใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ ทำการทดลองจำนวน 5 รอบ ได้ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 5.36

ตารางที่ 5.36 MAPE ของสินค้า 1202 จากการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

รอบที่	จำนวนชั้น ซ่อน	จำนวนโหนด ชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนโหนดชั้น ซ่อนที่ 2	MAPE (%)
1	2	39	13	14.54
2	1	82	0	13.88
3	2	45	42	13.84
4	2	12	47	14.51
5	1	41	0	14.49

จากตารางที่ 5.36 รูปแบบจำลองที่ให้ค่า MAPE น้อยที่สุด คือ 8-45-42-1 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 13.84 โดยมีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 45 จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 42

สินค้านี้ รหัส 2302 :

ตารางที่ 5.37 RMSE ของสินค้า 2302 สำหรับคำนวณฟังก์ชันเป้าหมาย

จำนวนรอบ รูปแบบจำลอง	การทดลองครั้งที่	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
7-30-20-1	1	45569	46938	57364	41977	55818	40009	48740	41379	43545	51990
	2	52019	54995	45564	56352	40558	57098	47989	52224	48386	48394
	3	59844	44614	55127	46355	50876	57976	55330	54541	57604	49258
	4	45952	42044	45530	56271	58650	42524	59584	58151	44915	50834

ตารางที่ 5.38 RMSE จากผลการทดลองเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้กับฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้านี้ รหัส 2302

P_c	P_m	W_1	W_2	RMSE of Testing
0.9	0.01	0.6	0.4	30948
		0.7	0.3	33352
		0.8	0.2	38737
		0.9	0.1	39593

จากตารางที่ 5.38 พบว่าค่าถ่วงน้ำหนักของฟังก์ชันเป้าหมายของสินค้านี้ รหัส 2302 คือ W_1 เท่ากับ 0.6 และ W_2 เท่ากับ 0.4 จากนั้นนำค่าถ่วงน้ำหนักไปใช้เป็นฟังก์ชันเป้าหมายสำหรับการคำนวณโดยใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ ทำการทดลองจำนวน 5 รอบ ได้ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 5.39

ตารางที่ 5.39 MAPE ของสินค้า 2302 จากการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

รอบที่	จำนวนชั้นซ่อน	จำนวนโหนดชั้นซ่อนที่ 1	จำนวนโหนดชั้นซ่อนที่ 2	MAPE (%)
1	2	14	16	21.12
2	1	16	0	22.54
3	1	28	0	23.01
4	2	79	83	21.54
5	1	34	0	20.77

จากตารางที่ 5.39 รูปแบบจำลองที่ให้ค่า MAPE น้อยที่สุด คือ 7-34-1 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 20.77 โดยมีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 34

5.4. การเปรียบเทียบผลการทดลอง

เมื่อเปรียบเทียบร้อยละของค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE) ของการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแสดงผลได้ดังตารางที่ 5.40

จากการทดสอบหาค่าพยากรณ์ของรหัสสินค้าทั้ง 5 รายการ วิธีที่ให้ค่า MAPE น้อยที่สุด พบว่าการพยากรณ์โดยใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ประยุกต์ใช้ในการหาจำนวนโหนด และจำนวนชั้นซ่อนสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า MAPE ที่น้อยที่สุดสำหรับสินค้ารหัส 1101 สินค้ารหัส 1202 และสินค้ารหัส 2302 และวิธีการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อนเหมาะสมสำหรับสินค้ารหัส 2101 และสินค้ารหัส 2301 ทำให้ได้ค่า MAPE ที่น้อยที่สุด และสามารถแสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ได้ดังรูปที่ 5.26 – 5.30 ซึ่งจากกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแต่ละรหัสสินค้านั้น พบว่าค่าการพยากรณ์มีแนวโน้มการเคลื่อนไหวของข้อมูลไปในลักษณะเดียวกันกับค่าจริง มีเพียงบางช่วงเวลาเท่านั้นที่ไม่เป็นไปในทางเดียวกัน สามารถเกิดขึ้นได้เนื่องจากข้อจำกัดของเทคนิคการพยากรณ์ เลือกตัวแปรที่เกี่ยวข้องได้ไม่เหมาะสม และความแปรปรวนของข้อมูล เป็นต้น

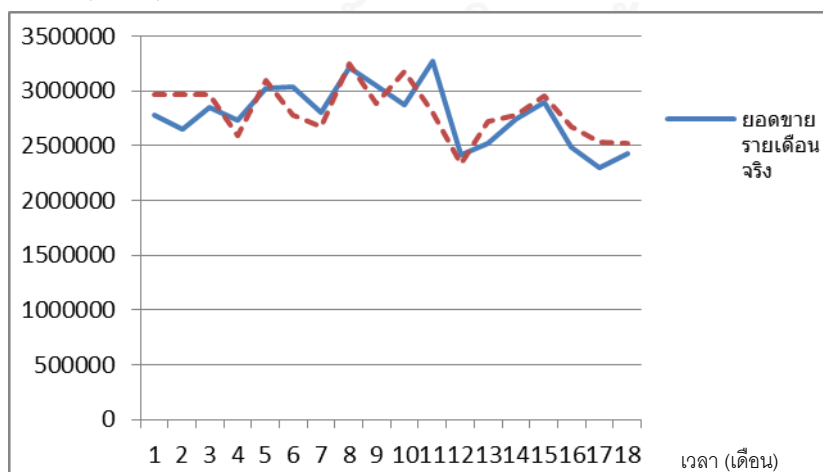
ตารางที่ 5.40 MAPE ของการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์
ประยุกต์กับโครงข่ายประสาทเทียม

รหัสสินค้า	โครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน		โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน		วิธีพันธุกรรมศาสตร์และ โครงข่ายประสาทเทียม	
	โครงสร้าง	MAPE (%)	โครงสร้าง	MAPE (%)	โครงสร้าง	MAPE (%)
1101	4-50-1	9.35	4-50-40-1	6.61	4-63-36-1	6.23
2101	11-40-1	8.21	11-40-60-1	9.89	11-21-55-1	8.52
2301	5-20-1	20.37	5-20-20-1	21.23	5-70-27-1	20.66
1202	8-10-1	14.82	8-10-30-1	16.46	8-45-42-1	13.84
2302	7-30-1	27.56	7-30-50-1	23.27	7-34-1	20.77

กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของแต่ละรหัสสินค้านั้น

สินค้ารหัส 1101 :

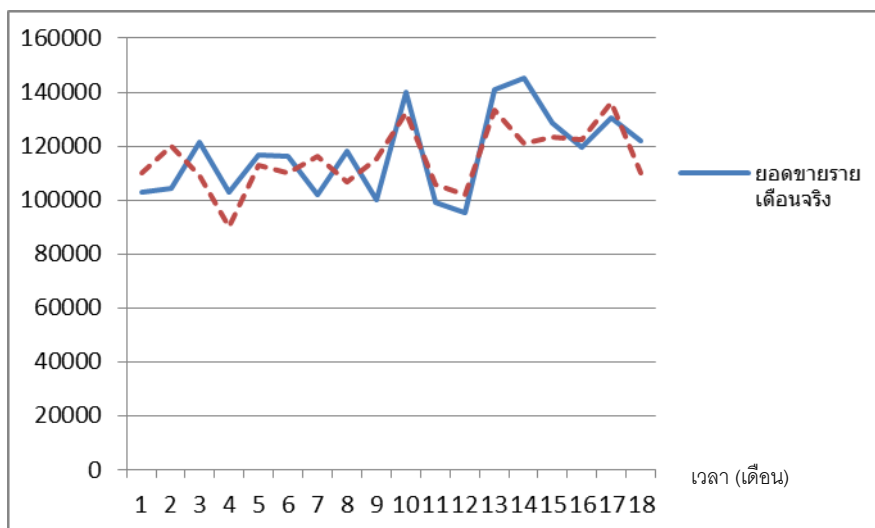
ปริมาณยอดขาย (กิโลกรัม)



รูปที่ 5.26 กราฟเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงจากเทคนิควิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับ
โครงข่ายประสาทเทียมของสินค้ารหัส 1101

สินค้านี้ 2101 :

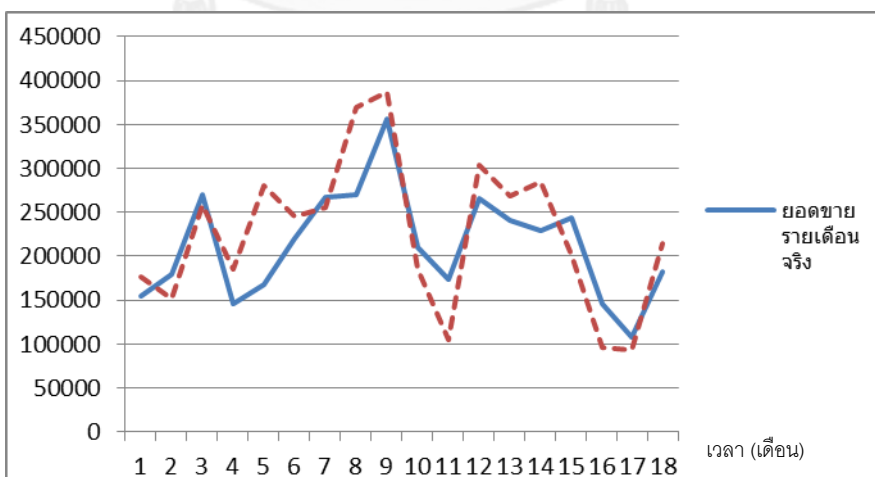
ปริมาณยอดขาย (กิโลกรัม)



รูปที่ 5.27 กราฟเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงจากเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้นของสินค้านี้ 2101

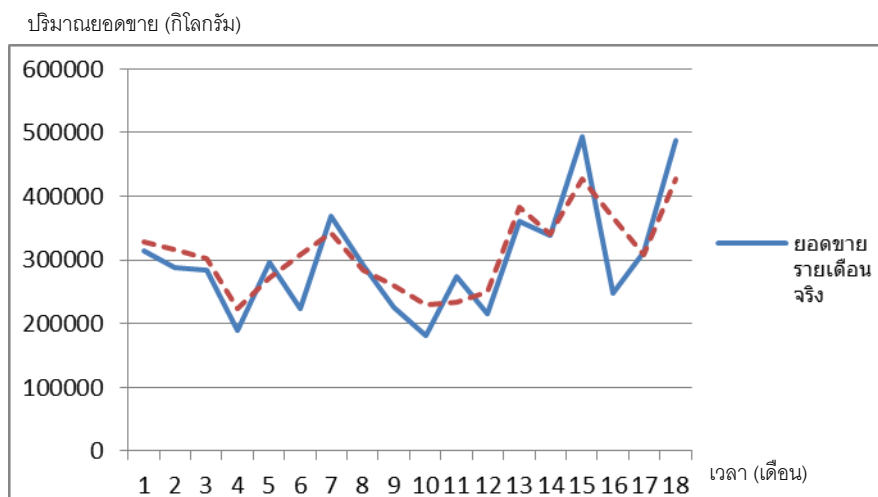
สินค้านี้ 2301 :

ปริมาณยอดขาย (กิโลกรัม)



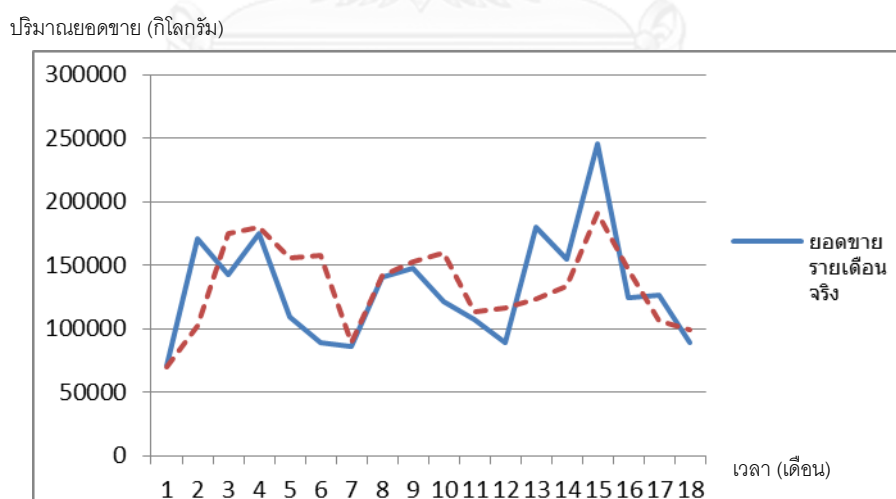
รูปที่ 5.28 กราฟเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงจากเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้นของสินค้านี้ 2301

สินค้ารหัส 1202 :



รูปที่ 5.29 กราฟเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงจากเทคนิควิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับ
โครงข่ายประสาทเทียมของสินค้ารหัส 1202

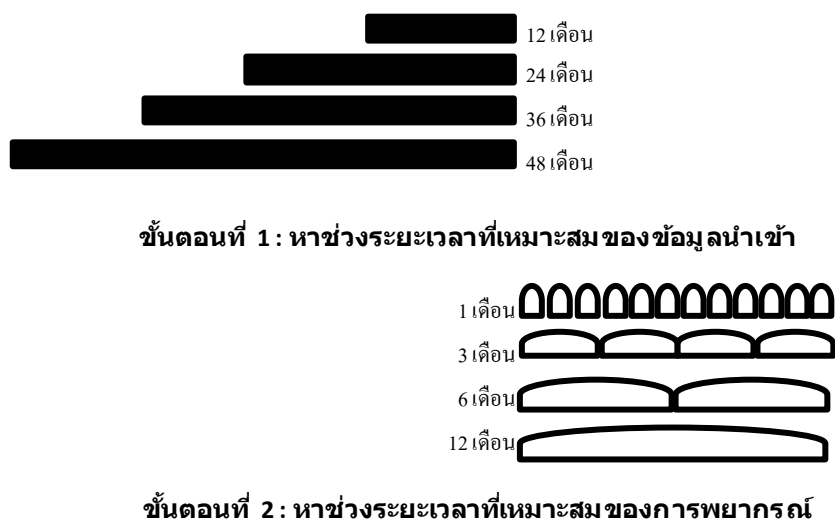
สินค้ารหัส 2302 :



รูปที่ 5.30 กราฟเปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงจากเทคนิควิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับ
โครงข่ายประสาทเทียมของสินค้ารหัส 2302

5.5. วิธีการหาระยะเวลาที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลองการพยากรณ์

เนื่องจากเมื่อระยะเวลาผ่านไป แบบจำลองการพยากรณ์ที่เคยใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพนั้น อาจจะไม่ให้ผลที่ดีที่สุดกับข้อมูลชุดใหม่ ผู้วิจัยจึงมีแนวความคิดในการออกแบบการทดลอง โดยจะแบ่งการทดลองออกเป็น 2 ขั้นตอน และเลือกใช้แบบจำลองการพยากรณ์ที่ให้ค่า MAPE ที่น้อยที่สุดจากแบบจำลองการพยากรณ์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ทั้งหมด ขั้นตอนที่ 1 คือ หาช่วงระยะเวลาที่เหมาะสมในการใช้ข้อมูลนำเข้า ซึ่งได้แบ่งช่วงระยะเวลาการนำเข้าของข้อมูลออกเป็น 4 ช่วงระยะเวลา ได้แก่ 12 เดือน 24 เดือน 36 เดือน และ 48 เดือน ขั้นตอนที่ 2 คือ หาระยะเวลาในการพยากรณ์ล่วงหน้า ซึ่งได้แบ่งระยะเวลาการพยากรณ์ล่วงหน้าออกเป็น 3 ช่วงระยะเวลา ได้แก่ 1 เดือน 3 เดือน และ 6 เดือน แสดงดังรูปที่ 5.31



รูปที่ 5.31 การออกแบบการทดลองในการหาระยะเวลาที่เหมาะสมในการปรับแบบจำลอง

เมื่อได้แบบจำลองการพยากรณ์ที่ให้ค่า MAPE ที่น้อยที่สุดจากแบบจำลองการพยากรณ์ที่นำมาใช้ศึกษาในงานวิจัยนี้ทั้งหมด พบว่าการพยากรณ์โดยใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ประยุกต์กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า MAPE ที่น้อยที่สุดสำหรับสินค้ารหัส 1101 สินค้ารหัส 1202 และสินค้ารหัส 2302 ส่วนสินค้ารหัส 2101 และสินค้ารหัส 2301 วิธีการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อนให้ค่า MAPE ที่น้อยที่สุด จากนั้นจึงทำการทดลองโดยมีการเปลี่ยนแปลงจำนวนของข้อมูล ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 : ทดลองเปลี่ยนแปลงจำนวนของข้อมูลนำเข้า แล้วทำการพยากรณ์เพื่อหาค่า MAPE

- ทดลองใช้ข้อมูลนำเข้า 12 เดือนย้อนหลัง
- ทดลองใช้ข้อมูลนำเข้า 24 เดือนย้อนหลัง
- ทดลองใช้ข้อมูลนำเข้า 36 เดือนย้อนหลัง
- ทดลองใช้ข้อมูลนำเข้า 48 เดือนย้อนหลัง

ขั้นตอนที่ 2 : นำจำนวนข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 แล้วทำการพยากรณ์เพื่อหา MAPE โดยจะทำการพยากรณ์ดังนี้

- ทดลองทำการพยากรณ์ทุกๆ เดือนแล้วหา MAPE เฉลี่ย
- ทดลองทำการพยากรณ์ทุก 3 เดือนแล้วหา MAPE เฉลี่ย
- ทดลองทำการพยากรณ์ทุก 6 เดือนแล้วหา MAPE เฉลี่ย
- ทดลองทำการพยากรณ์ทั้ง 12 เดือนแล้วหา MAPE เฉลี่ย

จากนั้นนำมาคำนวณหา MAPE ของแต่ละช่วงเวลาที่ทำการศึกษา พบว่าได้ผลการทดลองแสดงได้ดังตารางที่ 5.41

ตารางที่ 5.41 MAPE ของการทดลองหาเวลาที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์

การทดลอง	MAPE (%)				
	รหัสสินค้า 1101	รหัสสินค้า 2101	รหัสสินค้า 2301	รหัสสินค้า 1202	รหัสสินค้า 2302
ขั้นตอนที่ 1					
- 12 เดือน	8.05	10.12	22.41	16.01	21.87
- 24 เดือน	7.26	9.32	22.07	15.02	20.41
- 36 เดือน	7.40	8.87	21.15	15.55	22.20
- 48 เดือน	6.73	8.44	21.41	14.27	21.12
ขั้นตอนที่ 2					
- 1 เดือน	8.53	9.07	23.22	15.58	21.51
- 3 เดือน	7.59	8.08	22.18	14.03	20.36
- 6 เดือน	7.09	10.14	22.53	15.09	21.76
- 12 เดือน	8.65	10.33	21.25	14.63	22.21

**หมายเหตุ: ค่าที่ได้ในขั้นตอนที่ 1 เป็นค่าจากการพยากรณ์ 1 เดือนล่วงหน้าเท่านั้น

5.6. แนวทางการนำแบบจำลองการพยากรณ์ไปประยุกต์ใช้กับบริษัทกรณีศึกษา

จากรูปแบบของแบบจำลองในหัวข้อที่ 5.1 – 5.3 จะได้รูปแบบจำลองที่มีความเหมาะสมกับข้อมูลมากที่สุด และหัวข้อที่ 5.5 จะได้ระยะเวลาที่เหมาะสมในการปรับปรุงรูปแบบการพยากรณ์

จากผลที่ได้จากงานวิจัย พบว่าการพยากรณ์โดยใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ประยุกต์ใช้ในการหาจำนวนโหนด และจำนวนชั้นซ่อนสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า MAPE ที่น้อยที่สุดสำหรับสินค้ารหัส 1101 สินค้ารหัส 1202 และสินค้ารหัส 2302 และวิธีการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อนเหมาะสมสำหรับสินค้ารหัส 2101 และสินค้ารหัส 2301 ทำให้ได้ค่า MAPE ที่น้อยที่สุด ซึ่งหากจะนำวิธีการพยากรณ์ที่นำเสนอไปประยุกต์ใช้เพื่อที่จะลดต้นทุนการจัดเก็บสินค้าจะสามารถช่วยให้บริษัทสามารถลดต้นทุนในส่วนนี้ลงไปได้ และได้ช่วงเวลาที่เหมาะสมสำหรับการใช้ตัวแบบพยากรณ์สำหรับแต่ละรหัสสินค้า

บริษัทกรณีศึกษาสามารถนำวิธีการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์และวิธีการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อนไปประยุกต์ใช้ได้ทันที โดยผู้วิจัยสามารถจัดตัวโปรแกรมสำเร็จรูปที่ใช้ในงานวิจัยให้กับบริษัทกรณีศึกษาไปประยุกต์ใช้งานได้ แต่อย่างไรก็ตามผู้ที่ใช้งานตัวโปรแกรมสำเร็จรูปที่ใช้ในการพยากรณ์จำเป็นต้องมีความรู้เฉพาะด้านทางการใช้โปรแกรมการพยากรณ์ และเข้าใจในการดำเนินงานของการทำการพยากรณ์

โดยบริษัทกรณีศึกษาจะต้องทำการคำนวณหาแบบจำลองการพยากรณ์ที่ใช้ระยะเวลาในการนำเข้าข้อมูล พร้อมทั้งระยะเวลาการพยากรณ์ใหม่ และวิธีที่เหมาะสมสำหรับสินค้าแต่ละรหัสสินค้าได้ดังต่อไปนี้

สินค้ารหัส 1101 : ต้องใช้ข้อมูลย้อนหลัง จำนวน 48 เดือน

ทำการพยากรณ์ใหม่ ทุกๆ 6 เดือน

ใช้วิธีการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ในการหาจำนวนโหนด และชั้นซ่อน

สินค้ารหัส 2101 : ต้องใช้ข้อมูลย้อนหลัง จำนวน 48 เดือน

ทำการพยากรณ์ใหม่ ทุกๆ 6 เดือน

ใช้วิธีการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อน

สินค้ารหัส 2301 : ต้องใช้ข้อมูลย้อนหลัง จำนวน 36 เดือน

ทำการพยากรณ์ใหม่ ทุกๆ 3 เดือน

ใช้วิธีการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อน

สินค้ารหัส 1202 : ต้องใช้ข้อมูลย้อนหลัง จำนวน 48 เดือน

ทำการพยากรณ์ใหม่ ทุกๆ 3 เดือน

ใช้วิธีการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ในการหาจำนวนโหนด และชั้นซ่อน

สินค้ารหัส 2302 : ต้องใช้ข้อมูลย้อนหลัง จำนวน 24 เดือน

ทำการพยากรณ์ใหม่ ทุกๆ 3 เดือน

ใช้วิธีการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ในการหาจำนวนโหนด และชั้นซ่อน

5.7. วิจัยผลลัพธ์การทดลอง

จากผลการทดลองดังตารางที่ 5.42 พบว่าเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ใช้ในการหาจำนวนโหนด และชั้นซ่อนให้ร้อยละของค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE) น้อยที่สุดสำหรับสินค้ารหัส 1101 สินค้ารหัส 1202 และสินค้ารหัส 2302 และเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อนให้ร้อยละของค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE) น้อยที่สุดสำหรับสินค้ารหัส 2101 และสินค้ารหัส 2301 ซึ่งในการนำมาประยุกต์ใช้งานจริงวิธีการพยากรณ์ที่นำเสนออาจจะให้ค่าพยากรณ์ที่แสดงค่า MAPE ที่น้อยที่สุด แต่ไม่เสมอไปที่วิธีการพยากรณ์ดังกล่าวจะให้ค่า MAPE น้อยที่สุดกับข้อมูลชุดใหม่เมื่อเปรียบเทียบกับเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีอื่นๆ ก็เป็นไปได้ จากการสังเกตของผู้วิจัยพบว่าเทคนิคการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมอาศัยหลักการวิเคราะห์แบบสุ่ม เริ่มตั้งแต่การวิเคราะห์สุ่มเลือกประชากรตั้งต้น สุ่มเลือกตำแหน่งในการสลับปรับเปลี่ยนตัวแปรของโครโมโซมในแต่ละโหนด รวมถึงสุ่มค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการคำนวณด้วย เนื่องจากการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบกล่องดำและอาศัยการเรียนรู้จากข้อมูลที่ใช้ในช่วงการเรียนรู้เท่านั้น บางครั้งเมื่อนำเทคนิควิธีนี้มาใช้กับข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลาอาจจะไม่ให้ผลที่ดีที่สุดเสมอไป ด้วยว่าข้อมูลอนุกรมเวลาอาจจะมี

อิทธิพลของช่วงเวลาเข้ามาเกี่ยวข้อง แต่วิธีการโครงข่ายประสาทเทียมไม่ได้อาศัยหลักการเรียงลำดับข้อมูลตามอนุกรมเวลา ผลจากการทดลองที่ได้มีร้อยละของค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE) เมื่อใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการนำวิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ใช้หาจำนวนโหนดและจำนวนชั้นซ่อน อาจจะเป็นเนื่องมาจากการสุ่มของช่วงการทำการทดลองดังกล่าวเป็นช่วงเวลาเดียวกันกับข้อมูลเริ่มต้น เป็นต้น

ตารางที่ 5.42 MAPE ของเทคนิคการพยากรณ์จากงานวิจัย

รหัสสินค้า	MAPE (%)						
	นาอ็ฟ	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่	ปรับเรียบแบบวินเทอร์	บ็อกซ์ - เจนกินส์	โครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน	โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน	วิธีพันธุกรรมและโครงข่ายประสาทเทียม
1101	10.14	15.15 (k=2)	15.17	15.08	9.35	6.61	6.23
2101	13.48	15.46 (k=3)	16.46	14.91	8.21	9.89	8.52
2301	37.28	37.97 (k=3)	43.24	27.87	20.37	21.23	20.66
1202	30.75	22.98 (k=2)	22.66	24.99	14.82	16.46	13.84
2302	32.66	39.46 (k=3)	48.53	32.09	27.56	13.27	20.77

นอกจากนี้ยังพบว่าวิธีการพยากรณ์ที่นำเสนอเหมาะสมสำหรับข้อมูลยอดขายของสินค้าแต่ละรหัสสินค้าที่แตกต่างกัน เช่น สินค้ารหัส 1101 ค่า MAPE จากวิธีการพยากรณ์แบบนาอ็ฟ มีค่าอยู่ในช่วงไม่สูงมากนักซึ่งอยู่ในช่วงร้อยละ 10 – 15 นับว่าเป็นค่าที่ยอมรับได้ หากแต่วิธีการพยากรณ์ที่นำเสนอ คือ วิธีการพยากรณ์โดยประยุกต์ใช้วิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมนั้นสามารถแสดงค่า MAPE ต่ำร้อยละ 38.5 เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีนาอ็ฟซึ่งเป็นวิธีที่ใช้อยู่ปัจจุบันนั้นหมายความว่าค่าพยากรณ์ที่ค่าแม่นยำมากขึ้น เช่นเดียวกับสินค้ารหัส 1202 และสินค้ารหัส 2302 ที่วิธีการพยากรณ์โดยประยุกต์ใช้วิธีการทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมนั้นสามารถแสดงค่า MAPE ต่ำ คิดเป็นร้อยละ 55 และ 36.4 เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีนาอ็ฟตามลำดับ เนื่องจากสินค้าทั้ง 3 เกรดนี้ แบ่งออกเป็นสินค้ากลุ่มทั่วไป (Community products) 2 รหัสสินค้า

และเป็นสินค้ากลุ่มที่มีคุณสมบัติพิเศษ (Engineering products) 1 รหัสสินค้า ดังได้กล่าวมาแล้วว่า สินค้าบางรหัสสินค้าจากกลุ่มพิเศษนั้นมีการนำมาผสมกับสินค้ากลุ่มทั่วไป เพื่อให้มีคุณสมบัติที่พิเศษมากขึ้น แต่ยังคงสามารถแข่งขันเรื่องราคาได้ ดังนั้นสินค้ารหัส 2302 ซึ่งนิยมนำไปใช้ผสมกับสินค้าทั่วไป จึงเหมาะสมกับวิธีการพยากรณ์โดยประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ทั้งนี้สินค้ากลุ่มทั่วไปยังมีอิทธิพลด้านการแข่งขันเรื่องราคาเข้ามาเกี่ยวข้องด้วย ซึ่งทำให้ยอดขายมีความไม่แน่นอนมากขึ้น จึงส่งผลให้วิธีการพยากรณ์โดยประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีความเหมาะสมกับข้อมูลยอดขายของสินค้ากลุ่มทั่วไปมากกว่า

ส่วนสินค้ารหัส 2101 และสินค้ารหัส 2301 นั้นจัดอยู่ในสินค้ากลุ่มที่มีคุณสมบัติพิเศษ ซึ่งโดยส่วนมากจะนิยมนำไปใช้ผลิตเป็นชิ้นส่วนพลาสติกทั้งหมด ไม่มีการนำไปผสมกับสินค้ากลุ่มทั่วไป แต่อย่างไรก็ตามพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อนให้ร้อยละของค่า MAPE น้อยที่สุด และสามารถแสดงค่า MAPE ดีขึ้น คิดเป็นร้อยละ 36.8 และ 44.6 เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีนาอิว ด้วยสินค้ากลุ่มที่มีคุณสมบัติพิเศษ ไม่มีความซับซ้อนของข้อมูลมากนัก และราคาของสินค้าไม่มีการเปลี่ยนแปลงบ่อยครั้งเท่ากับสินค้ากลุ่มทั่วไป รวมถึงลักษณะการใช้งานจะเป็นการนำไปใช้งานในลักษณะเดิมๆ ผลิตสินค้าแบบเดิม ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้จึงไม่จำเป็นต้องมีความซับซ้อนมากนัก เห็นได้ว่าการมีชั้นซ่อนเพียง 1 ชั้นก็เพียงพอที่จะทำให้ได้ค่า MAPE น้อยที่สุด

แต่ถึงอย่างไรก็ดีสินค้าที่มีความพิเศษมากๆ สามารถขายให้กับตลาดเฉพาะเท่านั้น วิธีการพยากรณ์ที่นำเสนอจากงานวิจัย ยังคงแสดงค่า MAPE ที่มีค่าสูงอยู่ เช่น สินค้ารหัส 2301 และสินค้ารหัส 2302 เนื่องจากปริมาณการขายมีตัวแปรต้นที่สามารถนำมาใช้อ้างอิง วิเคราะห์ความสัมพันธ์ค่อนข้างซับซ้อน และตัวแปรต้นที่เลือกมาใช้ในงานวิจัยอาจจะยังไม่เหมาะสมพอ ดังนั้นการเลือกตัวแปรต้นจึงเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ควรพิจารณาในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์กับข้อมูลยอดขายสินค้านั้นๆ นั้นหมายความว่าตัวแปรต้นที่เลือกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้อาจจะไม่มีผลต่อยอดขายสินค้าของสินค้ารหัส 2301 และสินค้ารหัส 2302 มากนัก หรืออาจจะมีตัวแปรต้นอื่นๆ ที่ต้องนำมาพิจารณาเพิ่มเติม

และจากงานวิจัยยังพบว่าวิธีการพยากรณ์โดยประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีความเหมาะสมกับข้อมูลยอดขายของสินค้ารหัส 1202 มากที่สุด อาจเนื่องมาจากลักษณะข้อมูลยอดขายของสินค้ารหัส 1202 มีรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงลักษณะเฉพาะของสินค้ารหัส 1202 ที่มีลักษณะการขายมีแนวโน้มของฤดูกาลมากที่สุด และการเลือกตัวแปรต้นที่มีความสัมพันธ์กับยอดขายได้เหมาะสม เพราะตัวแปรต้นที่เลือกนำมาใช้ในงานวิจัยจำกัดอยู่ที่ข้อมูลเฉพาะกลุ่ม ไม่ครอบคลุมทั้งตลาด หากมีการเลือกตัวแปรต้นเพิ่มเติมเข้ามาวิเคราะห์ความสัมพันธ์กับยอดขาย อาจจะทำให้ค่าร้อยละของค่า MAPE ดีขึ้นมากกว่านี้ นอกจากนี้เมื่อพิจารณาสินค้ารหัส 1101 และสินค้ารหัส 2101 พบว่าเทคนิค

การพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์ – เจนกินส์ หรือ ARIMA และเทคนิคการพยากรณ์ปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์ให้ค่า MAPE สูงกว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีนออีฟ แสดงให้เห็นว่าสินค้ารหัสดังกล่าวไม่เหมาะสมกับการพยากรณ์ที่มีอิทธิพลของแนวโน้มและฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง ส่วนสินค้ารหัส 2301 และสินค้ารหัส 2302 ไม่เหมาะสมกับเทคนิคการพยากรณ์ปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบวินเทอร์

เทคนิคการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีนำเสนอเป็นวิธีที่ค่อนข้างยุ่งยากซับซ้อนถึงหากว่าจะมีการนำวิธีการพยากรณ์นี้ไปประยุกต์ใช้จริง ผู้นำไปใช้อาจจะต้องมีการลงทุนเพิ่มสำหรับโปรแกรมที่ต้องใช้ในวิเคราะห์ ซึ่งอาจจะต้องทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้ กับค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ด้วยในการนำไปใช้ เพราะหากเมื่อมีการลงทุนติดตั้งโปรแกรมไว้แล้วหากไม่มีความจำเป็นที่จะต้องได้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงมากนัก เราอาจจะประยุกต์ใช้วิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีง่ายๆ และให้ช่วงค่าความผิดพลาดเป็นที่ยอมรับได้ด้วยเช่นกัน

บทที่ 6

สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้นำเสนอวิธีการพัฒนาตัวแบบการพยากรณ์ให้กับตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกแห่งหนึ่งในประเทศไทย โดยแนวคิดในการดำเนินงานวิจัยนี้ คือ การศึกษาเปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ ซึ่งเทคนิคที่เลือกมาใช้ในการดำเนินงานวิจัย ได้แก่ การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์แบบนาอ็ฟ การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์แบบค่าเฉลี่ย การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์โดยวิธีปรับเรียบ การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีการบอกซ์-เจนกินส์ และการศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จะแบ่งออกเป็น วิธีการศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมธรรมดา และนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ใช้ในการหาจำนวนโหนดและชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม จากงานวิจัย สามารถสรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

6.1. สรุปและวิเคราะห์ผลการดำเนินงานวิจัย

จากการทดลองหาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลของตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกในประเทศไทย สามารถสรุปผลในด้านต่างๆ ได้ดังนี้

1. ถ้าพิจารณาถึงตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลของตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกแห่งหนึ่งในประเทศไทยแล้ว พบว่าจากการทำการทดลองเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดนี้ การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์แบบนาอ็ฟ การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์แบบค่าเฉลี่ย การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์โดยวิธีปรับเรียบ การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีการบอกซ์-เจนกินส์ และการศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบธรรมดา และแบบประยุกต์โดยใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ พบว่าวิธีการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ใช้หาจำนวนโหนดและจำนวนชั้นซ่อนให้ค่าร้อยละของค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE) น้อยที่สุดจากเทคนิคการพยากรณ์ที่เลือกใช้ทั้งหมด โดยให้ค่าเป็นไปในทิศทางเดียวกันกับรหัสสินค้าทั้งหมด 5 รายการที่เลือกนำมาใช้ รหัสสินค้ากลุ่มทั่วไป แสดงให้เห็นว่าวิธีการพยากรณ์โดยประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของการพยากรณ์ได้ดีมากกว่ารหัสสินค้ากลุ่มที่มีคุณสมบัติพิเศษ

2. จากผลการทดลองอาจเป็นผลมาจากการผสมผสานเทคนิคการพยากรณ์ระหว่าง การค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดของวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ภายใต้เงื่อนไขและฟังก์ชันวัตถุประสงค์ตามที่ กำหนด และผ่านการฝึกสอนพร้อมทั้งการเรียนรู้และปรับปรุงจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จึงส่งผล ทำให้ได้รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับปัญหา พร้อมทั้งยังสามารถค้นหาคำตอบที่ ให้ค่าใกล้เคียงกับค่าความต้องการ

3. เมื่อเปรียบเทียบระยะเวลาที่ต้องทำการปรับเปลี่ยนตัวแบบการพยากรณ์ พบว่า สินค้าแต่ละรหัสมีระยะเวลาปรับเปลี่ยนตัวแบบการพยากรณ์ที่ไม่เท่ากัน อาจเนื่องจากวัฏจักรของแต่ละ รายการสินค้าเคลื่อนไหวไม่เหมือนกัน ดังเช่นสินค้ารหัส 1101 เป็นสินค้าที่จัดอยู่ในหมวดหมู่ที่เป็น สินค้าขายประจำ ถ้าหากเช็คอย่างละเอียดจะพบว่าสินค้ารหัสนี้มีการขายออกอยู่ทุกวัน และราคาขาย ก็เปลี่ยนแปลงอยู่เป็นประจำเช่นกัน ดังนั้นการที่มีข้อมูลย้อนหลังปรมาณมาก ๆ จะช่วยทำให้การ พยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น ซึ่งจากผลการทดลองที่ได้ก็เป็นเช่นนั้น แตกต่างจากสินค้ารหัส 2302 ที่เป็นสินค้ากลุ่มพิเศษ ราคาขายไม่ค่อยมีการเปลี่ยนแปลง บางครั้งราคาขายเปลี่ยนแปลงเพียงปีละครั้ง เรา จึงพบว่าไม่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลย้อนหลังที่มากเกินไปมาใช้ในการพยากรณ์ เพราะบางครั้งจำนวน ข้อมูลที่มากเกินไปอาจทำให้เกิดการกวัดแกว่งของข้อมูลมากเกินไป ส่งผลให้ค่าพยากรณ์ไม่ใกล้เคียง กับค่าความเป็นจริง เป็นต้น

อย่างไรก็ตามการศึกษาหาตัวแบบการพยากรณ์ของตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกในประเทศไทย นี้ เป็นเพียงตัวอย่างการศึกษาจากข้อมูลของบริษัทกรณีศึกษาเพียงแห่งเดียว หากจะนำไปใช้ สำหรับศึกษากับข้อมูลชุดอื่นๆ อาจจะต้องมีการปรับค่าพารามิเตอร์และค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ให้ เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียมใหม่ เนื่องจากเมื่อข้อมูลของปัญหาที่มีความซับซ้อนเปลี่ยนไป จะ ส่งผลให้รูปแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเปลี่ยนตามไปด้วยขึ้นกับความซับซ้อนของ ข้อมูล

6.2. ปัญหาที่พบ

จากการศึกษาการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์ร่วมกับเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าไม่ค่อยมีแนวทางการดำเนินงานในการนำวิธีทางพันธุกรรมศาสตร์มาประยุกต์ใช้เพื่อหาจำนวน โหนดและจำนวนชั้นซ่อนที่ช่วยในการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยงานวิจัยที่พบส่วนใหญ่เป็นงานวิจัยที่ศึกษาวิธีการประยุกต์ใช้วิธีทางพันธุกรรมศาสตร์สำหรับการเรียนรู้ของโครงข่าย ประสาทเทียมเท่านั้น

อุปสรรคจากการศึกษาโปรแกรมและซอฟต์แวร์สำหรับการใช้งานในการพยากรณ์ เนื่องจาก การพยากรณ์มีโปรแกรมและซอฟต์แวร์สำเร็จรูปค่อนข้างหลากหลายโปรแกรม ผู้ดำเนินงานวิจัยได้ ศึกษาโปรแกรมหลายโปรแกรมเพื่อประยุกต์ใช้ให้เหมาะสมกับงานวิจัย ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับข้อจำกัดของ

ลิขสิทธิ์สำหรับซอฟต์แวร์นั้นๆ ด้วย จนกระทั่งได้โปรแกรมที่สามารถใช้งานได้ง่ายในการทำงานจริง เพื่อสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานจริงได้ หากเพียงแต่ต้องลงทุนในการติดตั้งโปรแกรมในครั้งแรกเท่านั้น

6.3. ข้อเสนอแนะงานวิจัย

ปัจจุบันธุรกิจตัวแทนจำหน่ายวัสดุสำหรับอุตสาหกรรมพลาสติกเกิดขึ้นค่อนข้างมาก และการจัดการต้นทุนทางด้านสินค้าคงคลังก็ได้รับการสนใจเป็นอย่างยิ่ง เนื่องจากเป็นต้นทุนหลักของอุตสาหกรรมประเภทนี้ งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ยอดขายของตัวแทนจำหน่ายเม็ดพลาสติกในประเทศไทยแห่งหนึ่งเท่านั้น โดยจะสามารถนำไปปรับใช้และพัฒนาต่อให้มีความเหมาะสมกับสถานการณ์ที่แตกต่างกันได้ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลของสินค้าที่นำไปประยุกต์ และเหตุการณ์ที่เกี่ยวข้อง รวมทั้งตัวแปรต้นที่เกี่ยวข้องต่างๆ

สำหรับงานวิจัยนี้ได้ศึกษาเปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์หลากหลายวิธี ซึ่งจะพบว่ามีความยุ่งยาก ซับซ้อนที่ต่างกัน และในทางเดียวกันก็ให้ผลความแม่นยำที่แตกต่างกันด้วย ดังนั้นการจะนำเทคนิคการพยากรณ์แต่ละวิธีในงานวิจัยนี้ไปปรับใช้ อาจจะต้องดูความเหมาะสมของ และความต้องการของผู้นำไปใช้ด้วย หากผู้ใช้ไม่สามารถรับความคลาดเคลื่อนของวิธีการพยากรณ์อย่างง่ายได้ อาจจะต้องมีการลงทุนเพื่อวิเคราะห์เทคนิคการพยากรณ์ที่ซับซ้อนแต่ให้ผลที่แม่นยำมากขึ้น

แนวทางการปรับปรุงและการพัฒนางานวิจัยนี้ต่อไปในอนาคตที่กล่าวข้างต้นเป็นเพียงข้อเสนอแนะเบื้องต้น อย่างไรก็ตามความเหมาะสมในการเลือกไปใช้พัฒนาต่อ นั้นจะขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลและการวิเคราะห์ลักษณะรูปแบบของการพยากรณ์ให้มีความเหมาะสมต่อการนำไปใช้งานด้วย เนื่องจากมีข้อจำกัดสำหรับข้อมูลบางประเภทที่เทคนิคการพยากรณ์จากงานวิจัยนี้อาจจะไม่เหมาะสม เช่น ข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงอย่างกะทันหันในระยะเวลาอันสั้น หรือลักษณะของข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงไปจากข้อมูลในอดีตที่ใช้ในการสร้างสมการตัวแบบพยากรณ์ เป็นต้น ผู้นำไปประยุกต์ใช้อาจจะต้องมีการวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลก่อน

รายการอ้างอิง

ภาษาไทย

- กฤษฎา ธิชัยว. 2551. การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีทางพันธุศาสตร์. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต. สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์. คณะวิศวกรรมศาสตร์. สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- กฤษฎา ธิชัยว และ เอื้อน ปิ่นเงิน. 2550. การใช้วิธีทางพันธุศาสตร์ในการคัดเลือกรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับค่าความผิดพลาด. วิศวกรรมลาดกระบัง ปีที่ 24 ฉบับที่ 1. หน้า 43 – 49.
- กิตติชัย สีห้อง. 2555. การศึกษาผลกระทบของราคาน้ำมันบนตลาดหุ้นไทยด้วยโครงข่ายประสาทเทียม. ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต. สาขาคณิตศาสตร์. คณะวิทยาศาสตร์. มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- ถาวร พุทธคุณ และ วรนนท์ ปิยะโรจนานุกูล. 2545. การพยากรณ์ปริมาณและมูลค่าการนำเข้าเหล็กแผ่นรีดร้อนของประเทศไทยโดยเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีการพยากรณ์ของบ็อกซ์-เจนกินส์. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต. ภาควิชาคณิตศาสตร์. คณะวิทยาศาสตร์. มหาวิทยาลัยศิลปากร.
- นริสา สมุทรสาคร. 2548. การพยากรณ์ราคาทองคำด้วยวิธี ARIMA หรือวิธีการของบ็อกซ์-เจนกินส์. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต. คณะเศรษฐศาสตร์. มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- นवलพรรณ มีนาทุ่ง. 2542. การพยากรณ์มูลค่าการส่งออกอุตสาหกรรมสิ่งทอไทย. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต. สาขาวิชาสถิติ. คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- นิภา นิลุตติกุล. 2553. การพยากรณ์การขาย. พิมพ์ครั้งที่ 4. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- บุษรา ลิ้มพิพัฒนางกูร. 2549. การพยากรณ์โอกาสการรับการศึกษาของนักศึกษา โดยใช้จินติกอัลกอริทึมแบบหลายวัตถุประสงค์ เปรียบเทียบกับวิธีทางระบบโครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต. สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์และสารสนเทศ. คณะวิทยาศาสตร์. สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- พงษ์ศิริ ศิริพานิช. 2550. การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และเครือข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต. ภาควิชาคณิตศาสตร์. มหาวิทยาลัยศิลปากร.
- วรภรณ์ ยิ่งยวด. 2550. แนวโน้มการใช้ น้ำมันเชื้อเพลิงในประเทศไทย. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต. สาขาวิชาสถิติคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

- วรฤทธิ พานิชโกศลกุล. 2550. การพยากรณ์ดัชนีราคาผู้บริโภครายเดือนของกรุงเทพมหานคร: กรณีศึกษาเปรียบเทียบโดยวิธีการของบอช-เจนกินส์ วิธีการของโฮลท์และวิธีการพยากรณ์รวม. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. ภาควิชาคณิตศาสตร์และสถิติ. มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- วัชรินทร์ แสงมา และพิชญ ทองขาว. 2553. การวิเคราะห์ระบบอุตสาหกรรมเหล็กและเหล็กกล้าของไทย: กรณีศึกษาการวางแผนและควบคุมการผลิตโดยไม่คิดค่าใช้จ่ายสินค้าขาดมือในช่วงเวลาที่มีจำกัด. มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร.
- ศรารุณี จินตนาสุนทรศิริ. 2548. การใช้วิธีทางสถิติพยากรณ์ราคาปิดรายวันของหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. ภาควิชาสถิติ. คณะวิทยาศาสตร์. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- สุทธิวิทย์ แสงโลหะพันธ์, ประสพชัย พสุนนท์, และ สุดา ตระการเถลิงศักดิ์. การพยากรณ์ราคาเหล็กแผ่นรีดร้อนรายเดือนในประเทศไทยด้วยวิธีการของบอช-เจนกินส์. แหล่งที่มา: www.ucsh.su.ac.th/presentPaper/G1/6.pdf [เข้าถึงเมื่อวันที่ 15 พฤษภาคม 2555]
- สมิตรา อมรรพพัทธ์. 2542. การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในส่วนภูมิภาค. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาสถิติ. คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- สุรเจตน์ อภิเรืองธรรม. 2551. การพยากรณ์ดัชนี SET50 ด้วยวิธีการของบอช-เจนกินส์. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. สาขาวิชาการจัดการธุรกิจทั่วไป. คณะวิทยาการจัดการ. มหาวิทยาลัยศิลปากร.
- สำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม, แหล่งที่มา <http://www.oie.go.th> [เข้าถึงเมื่อวันที่ 20 มกราคม 2555]

ภาษาอังกฤษ

- Askali, M., Azouaoui, A., Nouh, S. and Belkasm, M. 2012. On the Computing of the Minimum Distance of Linear Block Codes by Heuristic Methods. International Journal Communications Network and System Sciences 5: 774-784.
- Babai, M. Z., Ali, M. M. and Boylan, J. E. 2013. Forecasting and inventory performance in a two-stage supply chain with ARIMA (0,1,1) demand: Theory and empirical analysis. International Journal of Production Economics 143(2): 463-471.
- Bianchi, L., Jarrett, J. and Hanumara, R. C. 1998. Improving forecasting for telemarketing centers by ARIMA modeling with intervention. International Journal of Forecasting 14(4): 497-504.
- Chatfield, C. 2000. Time-series forecasting. London New York Washington, D.C.: Chapman & Hall/CRC.

- Cook, C. 2003. Fundamental operation management, chapter 9 forecasting [slide]. The McGraw-Hill Companies, Inc. Available from: highered.mcgraw-hill.com/sites/dl/.../FOM4e_chap09.ppt [2012, May 15]
- Keattisak Chankaew and Supot Nitsuwat. 2011. A comparison of Prediction Palm Oil Time Series Using Polynomial Artificial Neural Network and Artificial Neural Network. The 12th Khon Kaen University Graduate Research Conference: 217 – 226.
- Mahfound, S. and Mani, G. 1996. Financial forecasting using genetic algorithms. Artificial intelligence 10: 543 – 565.
- Nag, K. A. and Mitra, A. 2002. Forecasting Daily Foreign Exchange Rates Using Genetically Optimized Neural Networks. Journal of forecasting 21: 501–511.
- Ng, W. L. 2007. A simple classifier for multiple criteria ABC analysis. European Journal of Operational Research 177(1): 344-353.
- Phanden, R. K., Jain, A. and Verma R. 2012. A genetic algorithm-based approach for job shop scheduling. Journal of Manufacturing Technology Management 23(7): 937 – 946.
- Popov, A. 2005. Genetic Algorithms for Optimization. User Manual Programs for MATLAB (Version 1.0) [Computer software]. Available from: www.p0p0v.com/science/downloads/Popov05a.pdf [2013, July 4]
- Sedki, A., Ouazar, D. and Mazoudi, E. E. 2009. Evolving neural network using real coded genetic algorithm for daily rainfall–runoff forecasting. Expert Systems with Applications 36(3): 4523-4527.
- Somsong Chiraphadhanakul, Pataya Dangprasert and Vichit Avatchanakorn. 1997. Genetic Algorithms in forecasting commercial bank deposit. IEEE International Conference on Intelligent Processing Systems, pp. 116 – 121. Beijing, China, October 28 – 31.
- Taylor, W. J. 2008. A comparison of Univariate Time Series Methods for Forecasting Intraday Arrivals at a Call Center. Management Science 54: 253–265.
- Wang, C. C. 2011. A comparison study between fuzzy time series model and ARIMA model for forecasting Taiwan export. Expert Systems with Applications 38(8): 9296-9304.

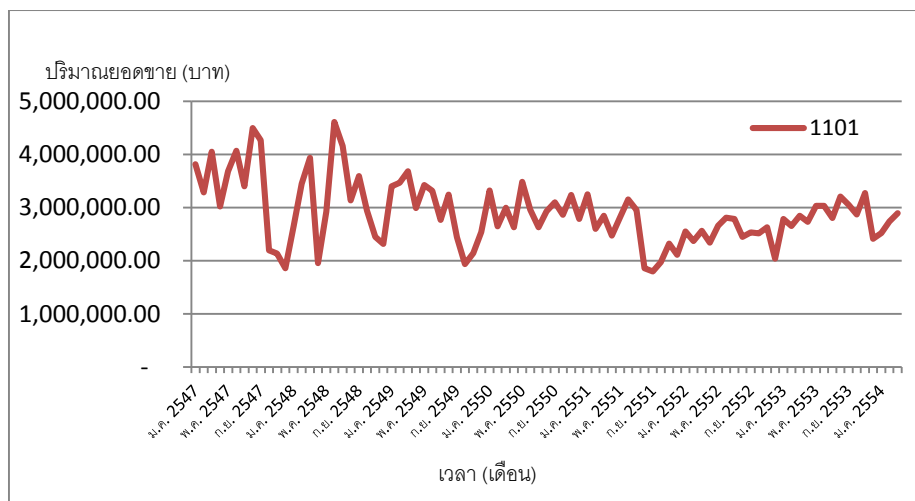


ภาคผนวก

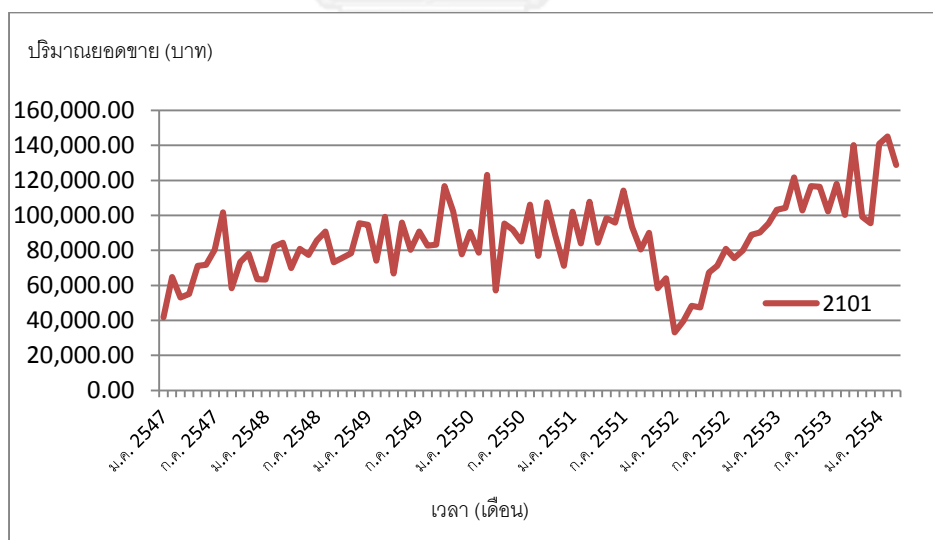
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาคผนวก ก

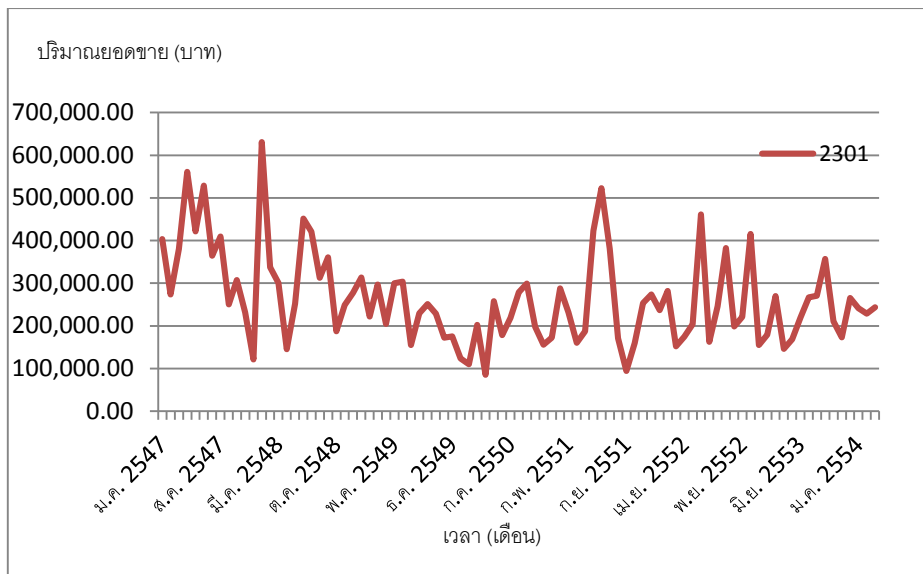
กราฟแสดงลักษณะข้อมูลของสินค้าที่ใช้ในการศึกษา



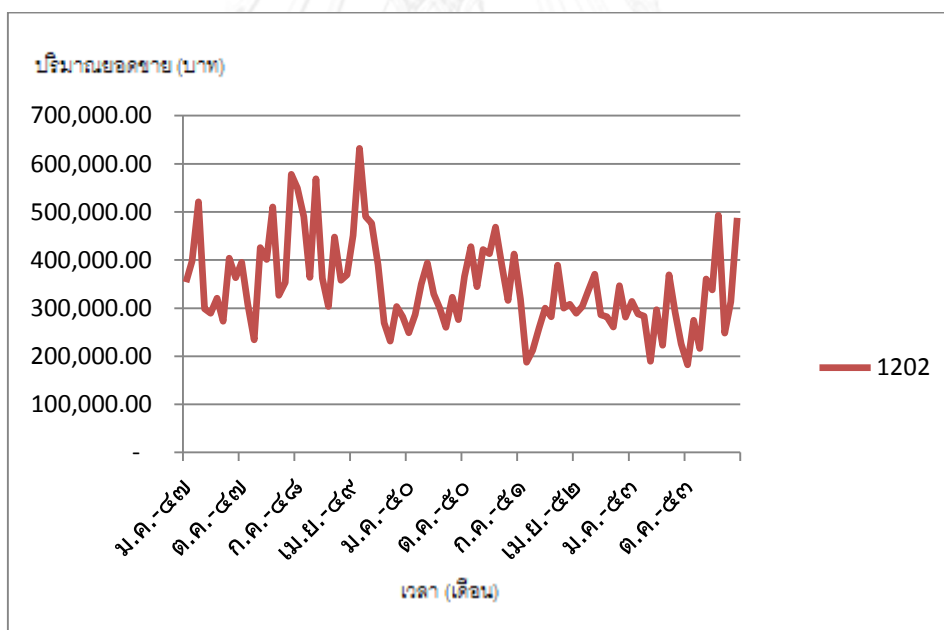
กราฟยอดขายรายเดือนของสินค้ารหัส 1101



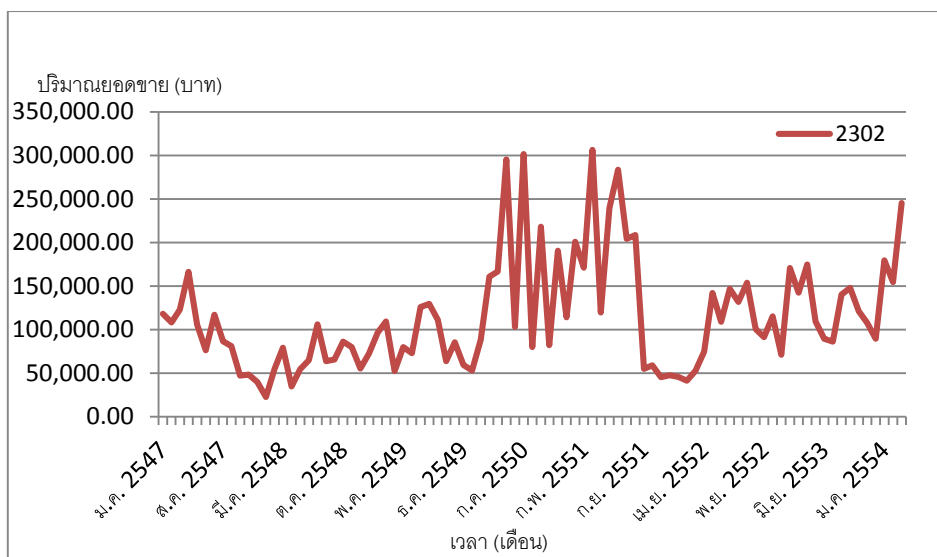
กราฟยอดขายรายเดือนของสินค้ารหัส 2101



กราฟยอดขายรายเดือนของสินค้ารหัส 2301



กราฟยอดขายรายเดือนของสินค้ารหัส 1202

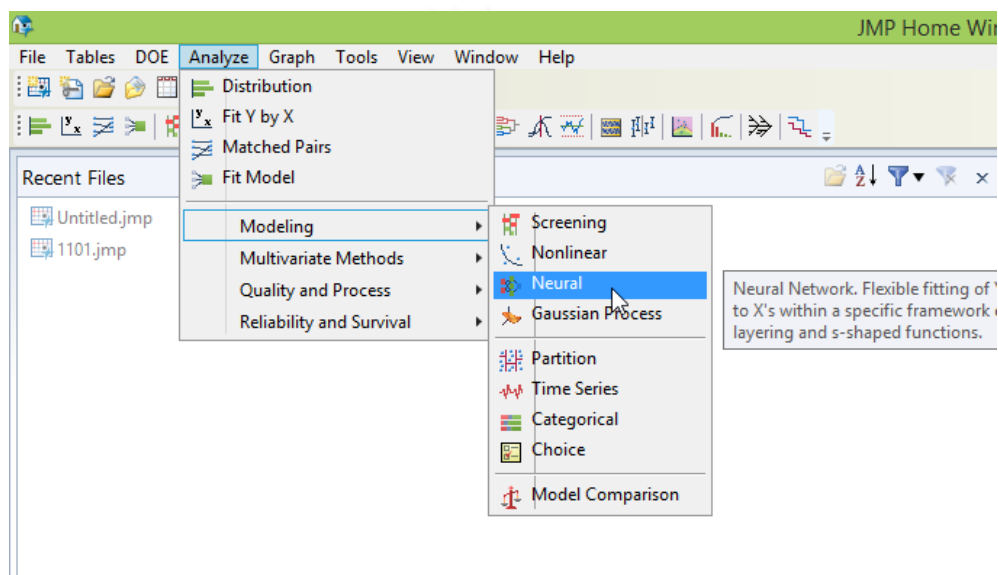


กราฟยอดขายรายเดือนของสินค้ารหัส 2302

ภาคผนวก ข

วิธีการใช้ Software JMP Pro

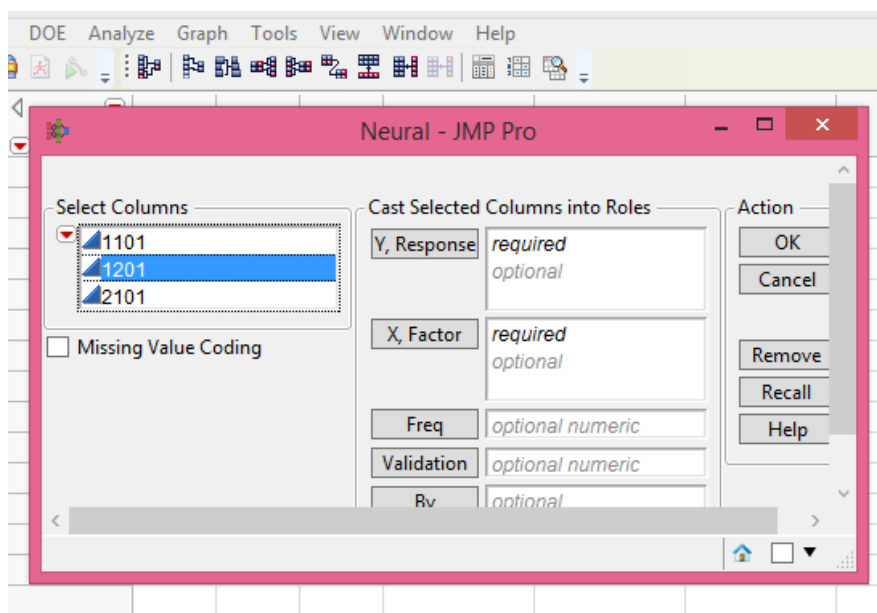
วิธีการใช้ Neural Network โดยใช้ Software JMP



ภาพหน้าจอของ Software JMP

ทำการเลือกค่า Y ซึ่งเป็นค่าที่ต้องการที่จะพยากรณ์ และ X เป็นค่าที่ได้จากการคำนวณความสัมพันธ์ผ่านวิธี Stepwise

CHULALONGKORN UNIVERSITY



ภาพหน้าจอการเลือกใช้งาน Neural Network ของ Software JMP Pro

Neural

Validation: Random Holdback

Model Launch

Hidden Layer Structure

Number of nodes of each activation type

Activation Sigmoid Identity Radial

Layer	TanH	Linear	Gaussian
First	100	0	0
Second	0	0	0

Second layer is closer to X's in two layer models.

Boosting

Fit an additive sequence of models scaled by the learning rate.

Number of Models 0

Learning Rate 0.1

Fitting Options

Transform Covariates

Robust Fit

Penalty Method Squared

Number of Tours 100

ภาพหน้าจอการเลือกรูปแบบของ Neural Network ของ Software JMP

ภาคผนวก ค

วิธีการคำนวณ Stepwise

ตัว Software จะให้เลือกตัวแปรที่ใส่เข้าไปใน function หรือสามารถกด Step Forward เพื่อให้ตัว software เลือกตัวแปรที่มีค่า F Ratio สูงสุด หรือ P-Value ต่ำสุดใส่เข้าไปในสมการ ซึ่งในงานวิจัยนี้เลือกใช้ค่า P-Value เท่ากับ 0.01

Stepwise Fit for 1101									
Stepwise Regression Control									
Stopping Rule: <input type="text" value="P-value Threshold"/>									
Prob to Enter 0.25									
Prob to Leave 0.1									
Direction: <input type="text" value="Forward"/>									
SSE	DFE	RMSE	RSquare	RSquare Adj	Cp	p	AICc	BIC	
1.914e+13	85	474491.59	0.4010	0.3728	0.6256953	5	2615.877	2629.863	
Current Estimates									
Lock	Entered	Parameter	Estimate	nDF	SS	"F Ratio"	"Prob>F"		
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Intercept	-369763.79	1	0	0.000	1		
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	SAN resin	11500.4111	1	1.97e+12	8.756	0.004		
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Naptha	-3136.0807	1	2.08e+12	9.222	0.00317		
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Polyethylene resin (PE)	8778.14839	1	1.78e+12	7.906	0.00612		
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก	14768.5765	1	1.52e+12	6.731	0.01116		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก	0	1	3.95e+10	0.174	0.67785		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตผลิตภัณฑ์พลาสติก	0	1	1.229e+9	0.005	0.94161		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตยานยนต์	0	1	2.19e+11	0.974	0.32657		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการส่งออกเม็ดพลาสติก	0	1	2.91e+10	0.128	0.72134		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีอุตสาหกรรมการส่งออกผลิตภัณฑ์ยานยนต์	0	1	2.45e+11	1.091	0.29929		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Ethylene	0	1	7.845e+9	0.034	0.85321		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Propylene	0	1	3.11e+10	0.137	0.71264		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Benzene	0	1	4.367e+9	0.019	0.8902		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Toluene	0	1	4.82e+11	2.169	0.14454		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	PVC resin	0	1	1.11e+11	0.490	0.48573		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Polypropylene resin (PP)	0	1	1.07e+11	0.471	0.49451		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Polystyrene resin (PS)	0	1	1.22e+11	0.537	0.4658		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ABS resin	0	1	2.292e+9	0.010	0.92034		
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	PRODUCTIONOFCRUDEOIL	0	1	2.17e+11	0.964	0.32904		
Step History									
Step	Parameter	Action	"Sig Prob"	Seq SS	RSquare	Cp	p	AICc	BIC
1	SAN resin	Entered	0.0000	6.85e+12	0.2144	19.739	2	2633.55	2640.77
2	Naptha	Entered	0.0031	2.41e+12	0.2898	11.589	3	2626.66	2636.19
3	Polyethylene resin (PE)	Entered	0.0046	2.04e+12	0.3535	5.0103	4	2620.44	2632.22
4	ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก	Entered	0.0112	1.52e+12	0.4010	0.6257	5	2615.88	2629.86
5	Toluene	Entered	0.1445	4.82e+11	0.4161	0.596	6	2615.94	2632.07
6	ดัชนีการผลิตยานยนต์	Entered	0.2865	2.55e+11	0.4240	1.5214	7	2617.11	2635.33
7	Benzene	Entered	0.2797	2.62e+11	0.4322	2.4179	8	2618.29	2638.54
8	ดัชนีอุตสาหกรรมการส่งออกผลิตภัณฑ์ยานยนต์	Entered	0.3380	2.06e+11	0.4387	3.5515	9	2619.8	2642.01
9	Propylene	Entered	0.3139	2.27e+11	0.4458	4.5939	10	2621.25	2645.36
10	Polystyrene resin (PS)	Entered	0.2667	2.76e+11	0.4544	5.4308	11	2622.5	2648.45
11	Polypropylene resin (PP)	Entered	0.5288	8.9e+10	0.4572	7.056	12	2624.78	2652.49
12	ดัชนีการส่งออกเม็ดพลาสติก	Entered	0.3085	2.33e+11	0.4645	8.0723	13	2626.37	2655.77
13	ABS resin	Entered	0.6151	5.72e+10	0.4663	9.8313	14	2628.96	2659.97
14	PVC resin	Entered	0.6089	5.98e+10	0.4682	11.579	15	2631.61	2664.15
15	Best	Specific	.	.	0.4010	0.6257	5	2615.88	2629.86
16	Toluene	Entered	0.1445	4.82e+11	0.4161	0.596	6	2615.94	2632.07
17	Toluene	Removed	0.1445	4.82e+11	0.4010	0.6257	5	2615.88	2629.86
18	Toluene	Entered	0.1445	4.82e+11	0.4161	0.596	6	2615.94	2632.07
19	Toluene	Removed	0.1445	4.82e+11	0.4010	0.6257	5	2615.88	2629.86

การทำ Stepwise ของสินค้ารหัส 1101

Stepwise Fit for 2101

Stepwise Regression Control

Stopping Rule:
 Prob to Enter 0.25
 Prob to Leave 0.1

Direction:

SSE	DFE	RMSE	RSquare	RSquare Adj	Cp	p	AICc	BIC
1.467e+10	78	13716.173	0.6865	0.6423	6.8008303	12	1988.059	2015.767

Current Estimates

Lock	Entered	Parameter	Estimate	nDF	SS	"F Ratio"	"Prob>F"
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Intercept	-38167.118	1	0	0.000	1
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	SAN resin	-507.66831	1	2.007e+9	10.667	0.00162
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Naptha	-60.080896	1	5.161e+8	2.743	0.10167
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Polyethylene resin (PE)	-296.0294	1	1.158e+9	6.157	0.01524
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก	275.30709	1	2.996e+8	1.592	0.21074
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก	0	1	17209131	0.090	0.76447
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตผลิตภัณฑ์พลาสติก	0	1	8986258	0.047	0.82862
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตยานยนต์	0	1	1.817e+8	0.966	0.32885
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	ดัชนีการส่งออกเม็ดพลาสติก	475.883505	1	8.287e+8	4.405	0.03908
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	ดัชนีอุตสาหกรรมการส่งออกผลิตภัณฑ์ยานยนต์	197.400306	1	6.759e+9	35.928	5.99e-8
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Ethylene	0	1	45162756	0.238	0.62725
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Propylene	0	1	4398564	0.023	0.87963
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Benzene	203.672099	1	3.71e+8	1.972	0.16422
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Toluene	0	1	22785141	0.120	0.73026
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	PVC resin	-293.58683	1	9.809e+8	5.214	0.02513
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Polypropylene resin (PP)	42.2497014	1	6737673	0.036	0.85039
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Polystyrene resin (PS)	293.158152	1	7.708e+8	4.097	0.04638
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	ABS resin	199.67493	1	1.498e+8	0.796	0.37495
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	PRODUCTIONOFCRUDEOIL	0	1	20401478	0.107	0.74424

Step History

Step	Parameter	Action	"Sig Prob"	Seq SS	RSquare	Cp	p	AICc	BIC
1	ดัชนีอุตสาหกรรมการส่งออกผลิตภัณฑ์ยานยนต์	Entered	0.0000	2.24e+10	0.4796	34.844	2	2009.16	2016.38
2	Polystyrene resin (PS)	Entered	0.0010	2.848e+9	0.5405	22.713	3	2000.16	2009.69
3	SAN resin	Entered	0.0013	2.437e+9	0.5925	12.625	4	1991.58	2003.37
4	ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก	Entered	0.0171	1.24e+9	0.6190	8.4706	5	1987.83	2001.81
5	Polypropylene resin (PP)	Entered	0.1428	4.527e+8	0.6287	8.2245	6	1987.87	2004
6	Polyethylene resin (PE)	Entered	0.0893	5.975e+8	0.6414	7.2601	7	1987.13	2005.35
7	ABS resin	Entered	0.1303	4.649e+8	0.6514	6.9539	8	1987.07	2007.32
8	PVC resin	Entered	0.1863	3.502e+8	0.6589	7.2166	9	1987.66	2009.87
9	Benzene	Entered	0.1808	3.557e+8	0.6665	7.4521	10	1988.23	2012.34
10	ดัชนีการส่งออกเม็ดพลาสติก	Entered	0.1427	4.214e+8	0.6755	7.3614	11	1988.43	2014.38
11	Naptha	Entered	0.1017	5.161e+8	0.6865	6.8008	12	1988.06	2015.77

การทำ Stepwise ของสินค้ารหัส 2101

Stepwise Fit for 2301

Stepwise Regression Control

Stopping Rule:
 Prob to Enter 0.25
 Prob to Leave 0.1

Direction:

SSE	DFE	RMSE	RSquare	RSquare Adj	Cp	p	AICc	BIC
7.89e+11	84	96916.802	0.2567	0.2125	-0.833271	6	2331.255	2347.388

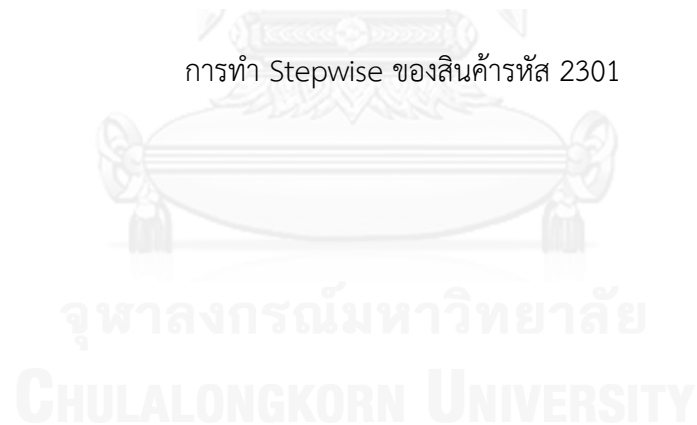
Current Estimates

Lock	Entered	Parameter	Estimate	nDF	SS	"F Ratio"	"Prob>F"
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Intercept	-246757.08	1	0	0.000	1
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	SAN resin	2576.87593	1	8.15e+10	8.672	0.00418
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Naptha	0	1	5.309e+8	0.056	0.81369
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Polyethylene resin (PE)	0	1	2.645e+9	0.279	0.59868
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก	0	1	1.29e+9	0.136	0.7133
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก	3650.12533	1	4.79e+10	5.095	0.02658
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการนำเข้าผลิตภัณฑ์พลาสติก	0	1	55693748	0.006	0.93917
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการนำเข้ายานยนต์	0	1	7.179e+8	0.076	0.78405
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการส่งออกเม็ดพลาสติก	0	1	3.774e+9	0.399	0.52937
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีอุตสาหกรรมการส่งออกผลิตภัณฑ์ยานยนต์	0	1	3.707e+9	0.392	0.53304
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Ethylene	0	1	1.12e+10	1.194	0.27763
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Propylene	-1591.2231	1	2.49e+10	2.649	0.10737
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Benzene	0	1	9.512e+8	0.100	0.75241
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Toluene	0	1	5.902e+9	0.626	0.43124
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	PVC resin	1980.15189	1	4.51e+10	4.803	0.03117
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Polypropylene resin (PP)	0	1	7.199e+8	0.076	0.78375
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Polystyrene resin (PS)	0	1	1.07e+10	1.142	0.28828
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ABS resin	0	1	1.375e+9	0.145	0.70447
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	PRODUCTIONOFCRUDEOIL	-1.0103781	1	3.36e+10	3.579	0.06196

Step History

Step	Parameter	Action	"Sig Prob"	Seq SS	RSquare	Cp	p	AICc	BIC
1	SAN resin	Entered	0.0001	1.76e+11	0.1659	0.6003	2	2332.55	2339.77
2	PRODUCTIONOFCRUDEOIL	Entered	0.0864	2.96e+10	0.1938	-0.294	3	2331.68	2341.21
3	ดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก	Entered	0.2168	1.51e+10	0.2080	0.2255	4	2332.32	2344.1
4	PVC resin	Entered	0.0977	2.68e+10	0.2333	-0.4	5	2331.7	2345.68
5	Propylene	Entered	0.1074	2.49e+10	0.2567	-0.833	6	2331.25	2347.39

การทำ Stepwise ของสินค้ารหัส 2301



Stepwise Fit for 1202

Stepwise Regression Control

Stopping Rule:
 Prob to Enter 0.25
 Prob to Leave 0.1

Direction:

SSE	DFE	RMSE	RSquare	RSquare Adj	Cp	p	AICc	BIC
4.926e+11	81	77984.224	0.3568	0.2933	6.2434778	9	2296.278	2318.492

Current Estimates

Lock	Entered	Parameter	Estimate	nDF	SS	"F Ratio"	"Prob>F"
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Intercept	353030.665	1	0	0.000	1
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	SAN resin	-2136.9013	1	5.4e+10	8.878	0.00381
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Naptha	-472.47361	1	3.15e+10	5.178	0.02552
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Polyethylene resin (PE)	1372.0338	1	3.84e+10	6.310	0.01399
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก	1363.17644	1	1.19e+10	1.963	0.16501
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก	0	1	2.655e+9	0.434	0.51213
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตผลิตภัณฑ์พลาสติก	0	1	2.09e+9	0.341	0.56095
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตยานยนต์	-930.58789	1	1.53e+10	2.521	0.11626
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการส่งออกเม็ดพลาสติก	0	1	1.218e+9	0.198	0.65734
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีอุตสาหกรรมการส่งออกผลิตยานยนต์	0	1	2.589e+9	0.423	0.51745
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Ethylene	0	1	4.186e+9	0.686	0.41012
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Propylene	-1341.0297	1	1.74e+10	2.858	0.09479
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Benzene	0	1	7.077e+8	0.115	0.7353
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Toluene	1870.74577	1	2.97e+10	4.881	0.02997
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	PVC resin	722.755928	1	5.665e+9	0.932	0.33734
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Polypropylene resin (PP)	0	1	5.602e+9	0.920	0.34029
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Polystyrene resin (PS)	0	1	3.32e+9	0.543	0.46341
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ABS resin	0	1	3.741e+9	0.612	0.4363
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	PRODUCTIONOFCRUDEOIL	0	1	1.905e+9	0.311	0.57885

Step History

Step	Parameter	Action	"Sig Prob"	Seq SS	RSquare	Cp	p	AICc	BIC	
1	Naptha	Entered	0.0002	1.15e+11	0.1508	17.308	2	2304.78	2312	<input type="radio"/>
2	PVC resin	Entered	0.0114	4.64e+10	0.2113	11.94	3	2300.32	2309.84	<input type="radio"/>
3	SAN resin	Entered	0.0492	2.67e+10	0.2462	9.6967	4	2298.49	2310.27	<input type="radio"/>
4	Polyethylene resin (PE)	Entered	0.0632	2.31e+10	0.2764	8.0268	5	2297.11	2311.1	<input type="radio"/>
5	Toluene	Entered	0.0612	2.28e+10	0.3061	6.4089	6	2295.69	2311.82	<input type="radio"/>
6	Propylene	Entered	0.1055	1.66e+10	0.3278	5.7699	7	2295.24	2313.46	<input type="radio"/>
7	ดัชนีการผลิตยานยนต์	Entered	0.2002	1.03e+10	0.3412	6.1397	8	2295.9	2316.15	<input type="radio"/>
8	ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก	Entered	0.1650	1.19e+10	0.3568	6.2435	9	2296.28	2318.49	<input checked="" type="radio"/>

การทำ Stepwise ของสินค้ารหัส 1202

Stepwise Fit for 2302

Stepwise Regression Control

Stopping Rule:
 Prob to Enter 0.25
 Prob to Leave 0.1

Direction:

SSE	DFE	RMSE	RSquare	RSquare Adj	Cp	p	AICc	BIC
2.012e+11	82	49532.436	0.4253	0.3763	0.8837789	8	2213.15	2233.398

Current Estimates

Lock	Entered	Parameter	Estimate	nDF	SS	"F Ratio"	"Prob>F"
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Intercept	-401078.45	1	0	0.000	1
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	SAN resin	0	1	2.313e+9	0.942	0.3346
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Naptha	190.253964	1	5.348e+9	2.180	0.14367
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Polyethylene resin (PE)	0	1	3.153e+9	1.290	0.25945
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการส่งออกผลิตภัณฑ์พลาสติก	0	1	13161767	0.005	0.94215
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก	0	1	5.765e+8	0.233	0.63077
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตผลิตภัณฑ์พลาสติก	0	1	1.098e+9	0.445	0.50679
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	ดัชนีการผลิตยานยนต์	688.448285	1	7.516e+9	3.063	0.08382
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ดัชนีการส่งออกเม็ดพลาสติก	0	1	10852467	0.004	0.94746
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	ดัชนีอุตสาหกรรมการส่งออกผลิตภัณฑ์ยานยนต์	298.473982	1	1.64e+10	6.679	0.01153
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Ethylene	0	1	8422125	0.003	0.95371
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Propylene	1001.87259	1	8.911e+9	3.632	0.06018
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Benzene	0	1	19445442	0.008	0.92971
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Toluene	828.411253	1	6.434e+9	2.622	0.1092
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	PVC resin	736.643091	1	5.984e+9	2.439	0.12219
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Polypropylene resin (PP)	0	1	1.141e+8	0.046	0.83078
<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Polystyrene resin (PS)	611.116177	1	4.975e+9	2.028	0.15825
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ABS resin	0	1	13542882	0.005	0.94132
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	PRODUCTIONOFCRUDEOIL	0	1	7.451e+8	0.301	0.58471

Step History

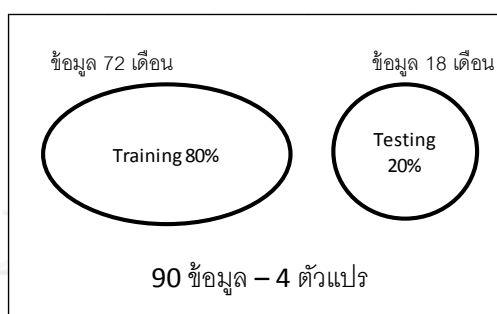
Step	Parameter	Action	"Sig Prob"	Seq SS	RSquare	Cp	p	AICc	BIC
1	ดัชนีอุตสาหกรรมการส่งออกผลิตภัณฑ์ยานยนต์	Entered	0.0001	5.86e+10	0.1675	22.487	2	2232.54	2239.76
2	Propylene	Entered	0.0001	4.54e+10	0.2971	7.5982	3	2219.5	2229.03
3	ดัชนีการผลิตยานยนต์	Entered	0.0291	1.33e+10	0.3351	4.6392	4	2216.74	2228.52
4	Toluene	Entered	0.0119	1.68e+10	0.3830	0.3938	5	2212.3	2226.29
5	Naptha	Entered	0.1362	5.667e+9	0.3992	0.2845	6	2212.26	2228.4
6	PVC resin	Entered	0.1991	4.161e+9	0.4111	0.7355	7	2212.88	2231.1
7	Polystyrene resin (PS)	Entered	0.1583	4.975e+9	0.4253	0.8838	8	2213.15	2233.4
8	Polyethylene resin (PE)	Entered	0.2594	3.153e+9	0.4343	1.7101	9	2214.26	2236.48
9	SAN resin	Entered	0.2322	3.523e+9	0.4444	2.3988	10	2215.25	2239.36
10	ดัชนีการส่งออกเม็ดพลาสติก	Entered	0.4588	1.355e+9	0.4483	3.8944	11	2217.29	2243.23
11	ABS resin	Entered	0.5123	1.067e+9	0.4513	5.4972	12	2219.52	2247.23
12	ดัชนีการผลิตผลิตภัณฑ์พลาสติก	Entered	0.6433	5.377e+8	0.4529	7.297	13	2222.08	2251.48
13	ดัชนีการผลิตเม็ดพลาสติก	Entered	0.7023	3.703e+8	0.4539	9.1592	14	2224.79	2255.81
14	Benzene	Entered	0.7659	2.274e+8	0.4546	11.075	15	2227.65	2260.2
15	Best	Specific			0.3830	0.3938	5	2212.3	2226.29
16	Naptha	Entered	0.1362	5.667e+9	0.3992	0.2845	6	2212.26	2228.4
17	PVC resin	Entered	0.1991	4.161e+9	0.4111	0.7355	7	2212.88	2231.1
18	Polystyrene resin (PS)	Entered	0.1583	4.975e+9	0.4253	0.8838	8	2213.15	2233.4

การทำ Stepwise ของสินค้ารหัส 2302

ภาคผนวก ง

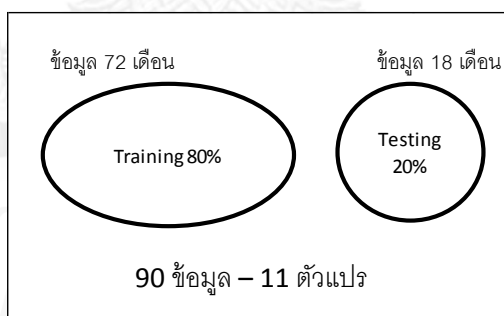
วิธีการแบ่งข้อมูลทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

การแบ่งข้อมูลของสินค้ารหัส 1101 :



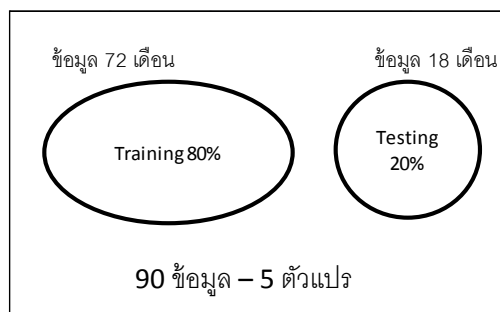
การแบ่งข้อมูลเพื่อ Training และ Testing ของสินค้า 1101

การแบ่งข้อมูลของสินค้ารหัส 2101 :



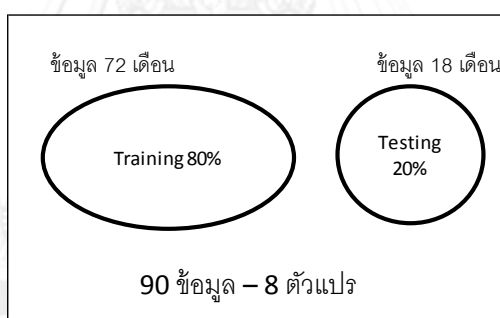
การแบ่งข้อมูลเพื่อ Training และ Testing ของสินค้า 2101

การแบ่งข้อมูลของสินค้ารหัส 2301 :



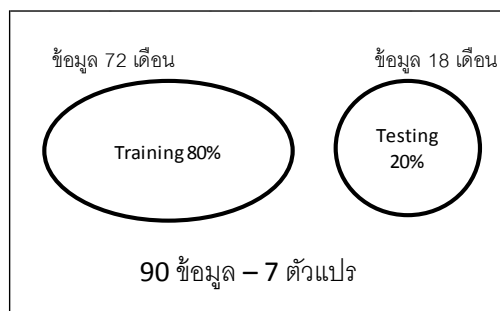
การแบ่งข้อมูลเพื่อ Training และ Testing ของสินค้า 2301

การแบ่งข้อมูลของสินค้ารหัส 1202 :



การแบ่งข้อมูลเพื่อ Training และ Testing ของสินค้า 1202

การแบ่งข้อมูลของสินค้ารหัส 2302 :



การแบ่งข้อมูลเพื่อ Training และ Testing ของสินค้า 2302

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นางสาวปฐิมาพร อุดม เกิดวันที่ 4 กันยายน พ.ศ. 2528 ที่จังหวัดขอนแก่น สำเร็จ การศึกษาระดับปริญญาบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิชาปิโตรเคมีและวัสดุพอลิเมอร์ จาก มหาวิทยาลัยศิลปกร ในปีการศึกษา 2550 ภายหลังจากจบการศึกษาได้เข้าทำงานในตำแหน่ง Technical Sales Representative ที่บริษัทตัวแทนจำหน่ายวัตถุดิบสำหรับอุตสาหกรรมพลาสติกแห่งหนึ่ง หลังจากนั้นได้เข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต ภาควิชาอุตสาหกรรม คณะ วิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2553



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY