



รายงานผลการวิจัย

เรื่อง

การเปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์เชิงสถิติ เมื่อข้อมูลมีการเคลื่อนไหวแบบ
ไม่เชิงเส้น

**A COMPARISON OF NONLINEAR TIME SERIES STATISTICAL
FORECASTING TECHNIQS**

โดย

กนิษฐา ยิ้มนาค

รายงานการวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนจาก มหาวิทยาลัยราชภัฏบรจภัณฑ์

พ.ศ. 2551

หัวข้อ : การเปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์เชิงสถิติ เมื่อข้อมูลมีการเคลื่อนไหวแบบไม่เชิงเส้น

ชื่อผู้แต่ง : นางสาวกนิษฐา ยี่ม่นาค

สถาบัน : มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์

ปีที่พิมพ์ : 2551

สถานที่พิมพ์ : มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์

แหล่งที่เก็บรายงานการวิจัยฉบับสมบูรณ์ : มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์ **จำนวน:** 71 หน้า

คำสำคัญ : 1. เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์

2. โครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน

ลิขสิทธิ์ : มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคการพยากรณ์เชิงสถิติ ระหว่าง เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์และวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน เมื่ออนุกรมเวลามีรูปแบบการเคลื่อนไหวแบบไม่เชิงเส้นใน 4 รูปแบบที่มักเกิดขึ้นบ่อย ได้แก่ รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบควอดเรติก คิวบิก เอ็กซ์โปเนนเชียลและรูปแบบการเคลื่อนไหวที่ไม่มีแบบแผน สำหรับข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลที่เป็นตัวแทนการเคลื่อนไหวทั้ง 4 รูปแบบ ได้แก่ ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย ข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย ซึ่งข้อมูลดังกล่าวรวบรวมมาจากธนาคารแห่งประเทศไทยตั้งแต่ เดือน มกราคม พ.ศ.2538 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2550 รวม 156 เดือน เป็นตัวแทนการเคลื่อนไหวแบบควอดเรติก คิวบิก และเอ็กซ์โปเนนเชียลตามลำดับ ส่วน ข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทยซึ่งรวบรวมมาจากสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2542 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ.2550 รวม 108 เดือน เป็นตัวแทนการเคลื่อนไหวแบบไม่มีแบบแผน

ผลการวิจัยพบว่า วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีกว่าเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์ในกรณีที่ข้อมูลมีรูปแบบการเคลื่อนไหวแบบไม่เชิงเส้นทั้ง 4 รูปแบบ เนื่องจากวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำกว่าเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์

Title : A Comparison of Nonlinear Time Series Statistical Forecasting Technics

Author : Kanittha Yimnak

Institution : Dhurakij Pundit University

Year of Publication : 2009

Publisher : Dhurakij Pundit University

Sources : Dhurakij Pundit University

No. of page : 71 pages

Keywords : 1. Box and Jenkins Technic
2. Radial Basis Function

Copyright : Dhurakij Pundit University

ABSTRACT

The purpose of this study was to compare the efficiency of statistical forecasting technics between Box and Jenkins method and Radial Basic Function method for 4 models of nonlinear time series that frequently occurred namely, the Quadratic, the Cubic, the Exponential and the Unpattern. Substitute data of the first three models were the sales volume of compressor and motorcycle in Thailand, the import volume of mineral fuel and lubricant, and the export volume of pigs in Thailand respectively. These substitute data were collected from the Bank of Thailand for the period of 156 months, during January 1995 to December 2007 whereas substitute data of the Unpattern model was collected from the Agricultural Economic Department Thailand for the period of 108 months, during January 1999 to December 2007.

The result of this study revealed that in case of data was nonlinear time series, the efficiency of statistical forecasting technic obtained from Radial Basic Function method was higher than Box and Jenkins method because Radial Basic Function method provided lower statistical forecasting errors than Box and Jenkins method

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยครั้งนี้สำเร็จได้ เนื่องจากได้รับความอนุเคราะห์ ในการให้คำปรึกษา
ตรวจทาน ตลอดจนให้คำแนะนำในการแก้ไขตรวจสอบข้อบกพร่องต่าง ๆ เป็นอย่างดีจาก รอง
ศาสตราจารย์ ดร.สรชัย พิศาลบุตร และกรรมการผู้ทรงคุณวุฒิ อีกทั้งยังได้รับความอนุเคราะห์
ข้อมูลจากสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร และธนาคารแห่งประเทศไทย และขอขอบพระคุณ
ศูนย์วิจัย มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์ ที่ช่วยสนับสนุนทุนวิจัยและแหล่งวิจัยในครั้งนี้

กนิษฐา ยี่มภาค

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฌ
สารบัญรูป.....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	2
1.3 สมมติฐานงานวิจัย.....	3
1.4 ขอบเขตงานวิจัย.....	3
1.5 ระเบียบวิธีวิจัย.....	4
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	5
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	6
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อนุกรมเวลา.....	6
2.1.1 เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์.....	6
2.1.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	17
2.1.3 วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน.....	22
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	25
บทที่ 3 วิธีการดำเนินการศึกษา.....	27
3.1 เก็บรวบรวมข้อมูล.....	27
3.2 หาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม.....	27
3.3 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์.....	29
3.4 วิเคราะห์และสรุปผลการศึกษา.....	29

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
บทที่ 4 การวิเคราะห์ข้อมูล.....	30
4.1 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์.....	30
4.2 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน.....	46
4.3 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วย เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน.....	50
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ.....	53
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	53
5.2 อภิปรายผล.....	55
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	56
บรรณานุกรม.....	57
ภาคผนวก ก.....	59
ภาคผนวก ข.....	62
ประวัติผู้เขียน.....	71

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ค่าประมาณของพารามิเตอร์และค่าประมาณความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของพารามิเตอร์.....	15
4.1 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(1,2,0).....	33
4.2 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(1,2,0) หลังปรับตัวแบบ.....	33
4.3 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMA(1,2,0).....	33
4.4 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	36
4.5 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂ หลังปรับตัวแบบ.....	36
4.6 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMA(0,1,0)(1,1,0) ₁₂	36
4.7 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(1,1,0).....	40
4.8 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(1,1,0) หลังปรับตัวแบบ.....	40
4.9 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMA(1,1,0).....	40
4.10 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(0,1,1).....	44
4.11 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(0,1,1) หลังปรับตัวแบบ.....	44
4.12 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMA(0,1,1).....	44
4.13 ค่า RMSE ของการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทยด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน.....	46
4.14 ค่า RMSE ของการพยากรณ์ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทยด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน.....	47
4.15 ค่า RMSE ของการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทยด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน.....	48
4.16 ค่า RMSE ของการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทยด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน.....	49
4.17 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วย เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธี โครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย.....	50

สารบัญตาราง(ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.18 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธี โครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน ของข้อมูลปริมาณการจำหน่าย รถจักรยานยนต์ในประเทศไทย.....	50
4.19 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธี โครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน ของข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิง ธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย.....	51
4.20 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธี โครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน ข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิต ของประเทศไทย.....	51
ก ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 ช่วงเวลาล่วงหน้าของข้อมูลปริมาณการจำหน่าย คอมเพรสเซอร์ในประเทศไทย.....	60
ข ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 ช่วงเวลาล่วงหน้าของข้อมูลปริมาณการจำหน่าย รถจักรยานยนต์ในประเทศไทย.....	60
ค ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 ช่วงเวลาล่วงหน้าของข้อมูลปริมาณการนำเข้า เชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย.....	61
ง ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 ช่วงเวลาล่วงหน้าของข้อมูลอนุกรมเวลา ปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทย.....	61
จ ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมเพรสเซอร์ในประเทศไทย.....	63
ฉ ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย.....	65
ช ข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย.....	67
ซ ข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทย	69

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 ส่วนประกอบและโครงสร้างของเซลล์ประสาท.....	18
2.2 ลักษณะของโหนดภายในโครงสร้างของเซลล์ประสาทเทียม.....	19
2.3 ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายแบบชั้นเดียว.....	20
2.4 ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายแบบหลายชั้น.....	20
2.5 แสดงลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน.....	23
2.6 ลักษณะการทำงานในชั้นซ่อนของโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน.....	24
4.1 การเคลื่อนไหวปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2538 ถึง เดือน ธันวาคม 2550.....	31
4.2 ค่า ACF ของผลต่างอันดับที่2 ของปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย.....	32
4.3 ค่า PACF ของผลต่างอันดับที่2ของปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย.....	32
4.4 การเคลื่อนไหวปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2538 ถึง เดือน ธันวาคม 2550.....	34
4.5 ค่า ACF ของผลต่างอันดับที่1 สำหรับตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม และ ผลต่างอันดับที่ 1 สำหรับตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาล ของปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย.....	35
4.6 ค่า PACF ของผลต่างอันดับที่1 สำหรับตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม และ ผลต่างอันดับที่ 1 สำหรับตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาล ของปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย.....	35
4.7 การเคลื่อนไหวปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่น ในประเทศไทย ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2538 ถึง เดือน ธันวาคม 2550.....	38
4.8 ค่า ACF ของผลต่างอันดับที่1 ของการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและ สารหล่อลื่นในประเทศไทย.....	39
4.9 ค่า PACF ของผลต่างอันดับที่1 ของการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสาร หล่อลื่นในประเทศไทย.....	39
4.10 การเคลื่อนไหวปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทย ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2543 ถึง เดือน ธันวาคม 2550.....	42
4.11 ค่า ACF ของผลต่างอันดับที่1 ของปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทย.....	43
4.12 ค่า PACF ของผลต่างอันดับที่1ของปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทย.....	43

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
5.1	
แผนภาพในการตัดสินใจเลือกใช้เทคนิคการพยากรณ์ให้เหมาะสมกับความต้องการ ในการนำไปใช้งาน.....	56



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยทั่วไปจะตั้งอยู่บนสมมติฐานที่ว่าอนุกรมเวลามีลักษณะเป็นเชิงเส้นและรูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูลในอนาคตมีรูปแบบเดียวกับข้อมูลในอดีต ซึ่งอธิบายได้ด้วยตัวแบบ AR(Autoregressive model) หรือตัวแบบถดถอย(Regressive model) ในการพยากรณ์ แต่ในความเป็นจริงมีข้อมูลส่วนมากมักมีลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น หากใช้ตัวแบบดังกล่าว อาจทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์สูง

สำหรับเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวแบบไม่เชิงเส้นนั้นมีหลายวิธี ทั้งเทคนิคการพยากรณ์แบบดั้งเดิม (Traditinal Statistical Method) และเทคนิคการพยากรณ์อีกรูปแบบหนึ่งซึ่งเป็นที่นิยม ได้แก่ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) ซึ่งเป็นเทคนิคการพยากรณ์แบบใหม่ (Modern Statistical Method)

สำหรับเทคนิคการพยากรณ์แบบดั้งเดิมที่นิยมใช้ในการพยากรณ์ ได้แก่ เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์ ซึ่งเทคนิคดังกล่าวสามารถใช้กับข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวทุกประเภทและเป็นวิธีการที่มีความแม่นยำ(accuracy) สูง แต่ทั้งนี้วิธีการพยากรณ์แบบบ็อกซ์และเจนกินส์มีข้อจำกัดในเรื่องของข้อตกลงเบื้องต้น(assumption)หลายประการ ในเรื่องของตัวแบบที่จะนำมาวิเคราะห์อนุกรมเวลาต้องเป็นตัวแบบที่เสถียร(stationary time series) กล่าวคือ ต้องมีคุณสมบัติทางสถิติที่ค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวน และฟังก์ชันความน่าจะเป็นของค่าสังเกต ณ เวลาต่าง ๆ กัน คงที่ ไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาที่เปลี่ยนไป หากอนุกรมเวลาไม่เสถียร ก็จะต้องมีการแปลงอนุกรมเวลาดังกล่าวให้เป็นเสถียร โดยการหาผลต่าง การใช้ลอการิทึม ฯลฯ ทำให้บางครั้งวิธีการพยากรณ์ดังกล่าว อาจวิเคราะห์ได้ไม่ตรงกับสภาพความเป็นจริงของข้อมูล

ส่วนวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) ซึ่งเป็นเทคนิคการพยากรณ์แบบใหม่ (Modern Statistical Method) มีลักษณะพิเศษ คือ เป็นวิธีที่ไม่มีข้อตกลงเบื้องต้นและสามารถวิเคราะห์ข้อมูลโดยไม่ขึ้นกับรูปแบบการแจกแจงข้อมูล นอกจากนี้เทคนิคดังกล่าวยังให้ความถูกต้องในการพยากรณ์ที่สูงกว่าวิธีการพยากรณ์แบบอื่น ๆ เมื่อข้อมูลมีรูปแบบไม่เชิงเส้น (Makridakis, 1998) ปัจจุบันมีนักวิจัยอยู่จำนวนมากที่พัฒนาตัวแบบจากโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเทคนิคดังกล่าวประสบความสำเร็จค่อนข้างสูงในการนำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น โดยเฉพาะโครงข่ายเรเดียลเบสฟังก์ชัน(Radial Basis Function) ซึ่งเป็นโครงข่ายหนึ่งที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในงานด้านการพยากรณ์ข้อมูล

เนื่องจากเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาทั้ง 2 วิธี ได้แก่ เทคนิควิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์ ซึ่งจัดเป็นเทคนิค การพยากรณ์แบบดั้งเดิม และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ซึ่งเป็นเทคนิคการพยากรณ์แบบใหม่ ต่างก็เป็นเทคนิคที่ให้ความถูกต้องในการพยากรณ์ค่อนข้างสูงและเหมาะกับข้อมูลดังกล่าว จึงเป็นที่น่าสนใจที่จะทำการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้ง 2 วิธี เพื่อศึกษาว่าวิธีใดที่จะให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่ากัน โดยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์นั้นจะตรวจสอบจากการวัดค่าความถูกต้องในการพยากรณ์(Accuracy) โดยค่าสถิติที่ใช้วัดความถูกต้องมี 2 ค่าได้แก่ รากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) และค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของความคลาดเคลื่อน(MAD)

สำหรับข้อมูลที่จะใช้ในการวิจัยครั้งนี้ จะเป็นข้อมูลทางด้านเศรษฐกิจและการเกษตร ที่ทำการทดสอบแล้วว่ามีรูปแบบการเคลื่อนไหวไม่เชิงเส้นในลักษณะต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นบ่อยในประเทศไทย 4 รูปแบบ ได้แก่ รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบควอดเรติก(Quadratic)หรือโพลิโนเมียลกำลังสอง รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบคิวบิก(Cubic)หรือโพลิโนเมียลกำลังสาม รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล(Exponential)ซึ่งเป็นอินเวอร์สของลอการิทึม และรูปแบบการเคลื่อนไหวที่ไม่มีแบบแผน (Unpattern) โดยในการวิจัยครั้งนี้ได้ทำการทดสอบข้อมูลอนุกรมเวลาที่มิลักษณะการเคลื่อนไหวใกล้เคียงกับรูปแบบดังกล่าว ได้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่จะนำมาศึกษา ดังนี้ 1) ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทยมีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบควอดเรติก 2) ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทยมีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบคิวบิก 3) ข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นซึ่งจากการตรวจสอบพบว่าการเคลื่อนไหวใกล้เคียงกับรูปแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล และ 4) ข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมมีชีวิตของประเทศไทย ซึ่งมีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบไม่มีแบบแผน กล่าวคือ เมื่อทำการทดสอบสมการการเคลื่อนไหวในแบบต่าง ๆ แล้วปรากฏว่าไม่เหมาะสมกับรูปแบบการเคลื่อนไหวแบบใดเลย

ในการวิจัยครั้งนี้นอกจากจะทำให้ทราบถึงเทคนิคการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาในรูปแบบที่ไม่เชิงเส้นแล้ว ยังทราบถึงการเคลื่อนไหวของข้อมูลทางด้านเศรษฐกิจและการเกษตรที่นำมาเป็นตัวอย่างอีกด้วย ซึ่งจะเป็นประโยชน์ในการประกอบการวางแผนและกำหนดนโยบายในการพัฒนาทางด้านเศรษฐกิจและการเกษตรในประเทศไทยต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ เมื่อข้อมูลมีลักษณะไม่เชิงเส้น 4 รูปแบบ ได้แก่ รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบควอดเรติก(Quadratic) รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบคิวบิก(Cubic) รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล(Exponential) และ รูปแบบการเคลื่อนไหวที่ไม่มีแบบแผน(Unpattern) ระหว่างตัวแบบที่ได้จาก เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์ และตัวแบบที่ได้จากวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน โดยใช้ข้อมูล ปริมาณการ

จำหน่ายคอมพิวเตอร์ ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิง
ธรรมชาติและสารหล่อลื่น และ ปริมาณการส่งออกสุกรมมีชีวิต ในประเทศไทย เป็นกรณีศึกษา

1.3 สมมติฐานงานวิจัย

ตัวแบบที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน มีประสิทธิภาพในการ
พยากรณ์ข้อมูลที่มีรูปแบบการเคลื่อนไหวแบบไม่เชิงเส้น ดีกว่า เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา
แบบบ็อกซ์และเจนกินส์

1.4 ขอบเขตงานวิจัย

1. ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการวิจัยในครั้งนี้จะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหว
เป็นไปในรูปแบบที่ไม่เชิงเส้น 4 รูปแบบ ได้แก่ การเคลื่อนไหวแบบควอดเรติก การเคลื่อนไหว
แบบคิวบิก การเคลื่อนไหวแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลและการเคลื่อนไหวแบบไม่มีแบบแผน โดยได้ทำ
การคัดเลือกและทดสอบความเหมาะสมของสมการการถดถอยแบบไม่เชิงเส้นเพื่อคัดเลือกข้อมูล
อนุกรมเวลาที่ใช้เป็นตัวแทนการเคลื่อนไหวต่าง ๆ ดังนี้

1.1) ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ภายในประเทศไทย ตั้งแต่ เดือน
มกราคม 2538 ถึงเดือน ธันวาคม 2550 รวม 156 เดือน จะเป็นข้อมูลที่ใช้เป็นตัวแทนของการ
เคลื่อนไหวแบบควอดเรติก

1.2) ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ภายในประเทศไทย ตั้งแต่ เดือน
มกราคม 2538 ถึงเดือน ธันวาคม 2550 รวม 156 เดือน จะเป็นข้อมูลที่ใช้เป็นตัวแทนของการ
เคลื่อนไหวแบบคิวบิก

1.3) ข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย
ตั้งแต่ เดือน มกราคม 2538 ถึงเดือน ธันวาคม 2550 รวม 156 เดือน จะเป็นข้อมูลที่ใช้เป็น
ตัวแทนของการเคลื่อนไหวแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล

1.4) ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสุกรมมีชีวิตของประเทศไทย ตั้งแต่
เดือน มกราคม 2542 ถึง เดือน ธันวาคม 2550 รวม 108 เดือน จะเป็นข้อมูลที่ใช้เป็นตัวแทนของ
การเคลื่อนไหวที่ไม่มีแบบแผน

2 วิธีการพยากรณ์ที่จะนำมาศึกษาในครั้งนี้มี 2 วิธี ได้แก่ เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา
แบบบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน

3 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์นั้นจะตรวจสอบโดยวัดค่าความถูกต้องในการพยากรณ์ 2 ค่า ได้แก่ ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์(MAD) รากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE)

1.5 ระเบียบวิธีวิจัย

ประชากรและตัวอย่าง

- ประชากร คือ
- 1) ปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย
 - 2) ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย
 - 3) ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย
 - 4) ปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย

- ตัวอย่าง คือ
- 1) ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายผลิตคอมพิวเตอร์ของประเทศไทยตั้งแต่เดือน มกราคม 2538 ถึงเดือน ธันวาคม 2550 รวม 156 เดือน
 - 2) ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทยตั้งแต่ เดือน มกราคม 2538 ถึงเดือน ธันวาคม 2550 รวม 156 เดือน
 - 3) ข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทยตั้งแต่ เดือน มกราคม 2538 ถึงเดือน ธันวาคม 2550 รวม 156 เดือน
 - 4) ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย ตั้งแต่ เดือน มกราคม 2542 ถึง เดือน ธันวาคม 2550 รวม 108 เดือน

วิธีการดำเนินการศึกษา

1. ศึกษาวิธีการพยากรณ์ทั้ง 2 วิธี คือ เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์ และวิธีโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน
2. เก็บรวบรวมข้อมูล
3. ตรวจสอบข้อมูลเบื้องต้น
4. ทดสอบสมการการเคลื่อนไหวของข้อมูล ปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นและปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิต

5. นำข้อมูลที่ได้มาสร้างตัวแบบในการพยากรณ์โดยใช้วิธี
 - เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และ เจนกินส์
 - วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสฟังก์ชัน
6. เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ จากค่าความถูกต้องในการพยากรณ์ ทั้ง 2 ค่า ได้แก่

6.1 ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์(MAD)

$$MAD = \left(\sum_{t=1}^n |e_t| \right) / n$$

6.2 รากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง(RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}$$

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ทราบถึงเทคนิคการพยากรณ์ที่เหมาะสมเมื่อข้อมูลมีลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น
2. เพื่อได้ตัวแบบ ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ ปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย ปริมาณรถจักรยานยนต์ที่ขายส่งในประเทศไทย ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทยและ ปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทย
3. ค่าพยากรณ์ที่ได้ จะเป็นประโยชน์ในการประกอบการวางแผนและกำหนดนโยบายต่าง ๆ เกี่ยวกับ การนำเข้าและส่งออก คอมพิวเตอร์ รถจักรยานยนต์ เชื้อเพลิงธรรมชาติและ สารหล่อลื่น และ สุกรมี่ชีวิต ของประเทศไทยสืบต่อไป

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในเนื้อหาบทนี้จะแบ่งเนื้อหาออกเป็น 2 ส่วน คือ

1. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อนุกรมเวลา
2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อนุกรมเวลา

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา เป็นการศึกษาการเคลื่อนไหวหรือพฤติกรรมของข้อมูลอนุกรมเวลา เพื่อสร้างตัวแบบ(Model) สำหรับพยากรณ์ค่าอนุกรมเวลา เทคนิคที่จะใช้ในการศึกษาค้นคว้านี้ได้แก่

1. เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)
2. วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสฟังก์ชัน (Radial Basis Function)

2.1.1 เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins Method)

เป็นวิธีวิเคราะห์ที่อาศัยขบวนการสุ่ม (Stochastic Process) โดยถือว่าข้อมูลที่เกิดขึ้นเป็นไปตามเวลาที่เปลี่ยนแปลง มีลักษณะการเกิดที่เป็นไปตามกฎความน่าจะเป็น กำหนดให้ Y_t เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t ซึ่ง Y_t มีฟังก์ชันความหนาแน่นน่าจะเป็น (Probability Density Function) เป็นแบบปกติมีค่าเฉลี่ยคือ μ_y และค่าความแปรปรวน σ_y^2 โดยที่ค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูล (ϵ_t) ณ เวลา t มีการแจกแจงแบบปกติมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และมีค่าความแปรปรวน σ_ϵ^2 เท่ากัน

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเพื่อการพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์นั้น ลักษณะของอนุกรมเวลาต้องเป็นอนุกรมเวลาที่เป็นสเตชันนารี (Stationary Time Series) กรณีที่อนุกรมเวลาไม่มีคุณสมบัติสเตชันนารีจะต้องแปลงอนุกรมเวลาให้มีคุณสมบัติดังกล่าวเสียก่อน ซึ่งอาจทำได้หลายวิธีเช่น การหาผลต่างของค่าสังเกตที่อยู่ติดกัน การหาลอการิทึมของค่าสังเกตในอนุกรมเวลาในกรณีที่ความแปรปรวนของอนุกรมเวลาไม่คงที่ (กัญญารัตน์ บุษบรณ, 2540)

อนุกรมเวลาที่จะนำมาวิเคราะห์โดยวิธีวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ เพื่อหาสมการพยากรณ์แยกออกได้เป็น 2 กลุ่ม ได้แก่

1. อนุกรมเวลาเสถียร (Stationary Time Series) เป็นอนุกรมเวลาที่ค่าสังเกตมีคุณสมบัติทางสถิติคือ ค่าเฉลี่ย ค่าความแปรปรวน และฟังก์ชันความหนาแน่นน่าจะเป็น (Probability Density Function) ของค่าสังเกต ณ เวลาต่างๆคงที่ กล่าวคือไม่เปลี่ยนแปลงไปตามเวลาที่เปลี่ยนไป เช่น อนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ ที่เป็นเสถียร จะมีความสัมพันธ์เชิงสถิติระหว่าง $Y_t, Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+i-1}$ ที่จุดเริ่มต้น t ไม่ต่างจากความสัมพันธ์เชิงสถิติระหว่าง $Y_{t+i}, Y_{t+i+1}, Y_{t+i+2}, \dots, Y_{t+i+i-1}$ ที่จุดเริ่มต้น $t+i$ สำหรับ $i = 1, 2, \dots, n$

2. อนุกรมเวลาไม่เป็นเสถียร (Nonstationary Time Series) เป็นอนุกรมเวลาที่ค่าสังเกตไม่มีคุณสมบัติเป็นเสถียร

การพิจารณาว่าอนุกรมเวลาเป็นเสถียรหรือไม่นั้น จะพิจารณาจากกราฟของอนุกรมเวลาหรือพิจารณาจากคอเรโลแกรมที่แสดงฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation Function : ACF) หรือ ฟังก์ชันสหสัมพันธ์บางส่วน (Partial Autocorrelation Function : PACF) ซึ่งมีความหมายดังนี้

1. ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ lag k (r_k) เป็นฟังก์ชันที่ใช้วัดสหสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตในอนุกรมเวลาที่ห่างกัน k ช่วงเวลา จะใช้ r_k แทนฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเองของตัวอย่างที่ lag k r_k เป็นตัวประมาณของ ρ_k ซึ่งเป็นฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเองของประชากรที่ lag k r_k มีคุณสมบัติดังนี้ r_k มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเองระหว่าง Y_t และ Y_{t+k} จะไม่ต่างจากฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองระหว่าง Y_t และ Y_{t+k} นั่นคือ $r_k = r_{-k}$ จะคำนวณค่า r_k ได้จาก

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}; k = 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

เมื่อ $\bar{Y} = \sum_{t=1}^n \frac{Y_t}{n}$ เป็นค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลา

n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา

ค่าของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเอง r_k มีค่าเข้าใกล้ $+1$ แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา มีสหสัมพันธ์กันมาก และสหสัมพันธ์มีทิศทางตามกัน กล่าวคือ ถ้าค่า Y_t มีค่าสูง ค่า Y_{t+k} จะสูงด้วย หรือถ้าค่า Y_t มีค่าต่ำ ค่า Y_{t+k} จะต่ำด้วย เมื่อ r_k เข้าใกล้ -1 แสดงว่าค่าสังเกตที่

อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลานั้น มีสหสัมพันธ์กันมากแต่มีทิศทางตรงข้ามกัน กล่าวคือ ถ้าค่า Y_t มีค่าสูง ค่า Y_{t+k} จะมีค่าต่ำหรือถ้าค่า Y_t มีค่าต่ำ ค่า Y_{t+k} จะมีค่าสูง เมื่อ r_k มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่า ค่าสังเกตที่ห่างกัน k ช่วงเวลามีสหสัมพันธ์กันน้อยมาก

อนุกรมเวลาสเตชันนารี จะมีคอเรโลแกรมซึ่งเป็นกราฟที่เกิดจากการพล็อตระหว่างค่าของ k และ r_k ถ้าค่า r_k มีลักษณะลดลง (die down) อย่างรวดเร็ว เมื่อ k มีค่าเพิ่มขึ้นหรือค่าเข้าใกล้ 0 ที่ระยะห่างช่วงใดช่วงหนึ่งจากอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ ค่า r_k ที่คำนวณได้อาจจะใกล้ 0 มากจนกล่าวได้ว่ามาจากอนุกรมเวลาที่มี $\rho_k = 0$ การกำหนดว่า r_k มาจากอนุกรมเวลาที่มี ρ_k มีค่าเป็น 0 หรือไม่นั้น จะใช้การทดสอบสมมติฐาน โดยตั้งสมมติฐานหลักและสมมติฐานรองดังนี้

$$H_0: \rho_k = 0$$

$$H_1: \rho_k \neq 0$$

การตรวจสอบสมมติฐานจะต้องพิจารณาว่า r_k อยู่ภายในช่วง ± 2 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของ r_k หรือไม่ ถ้าอยู่ในช่วงดังกล่าวจะยอมรับ H_0 แสดงว่า $\rho_k = 0$ ซึ่ง 2 เป็นค่าประมาณของ $Z_{0.25}$ และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของ r_k ประมาณด้วย $1/\sqrt{n}$

2. ฟังก์ชันสหสัมพันธ์บางส่วนที่ lag k จะเป็นค่าวัดสหสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา เมื่อกำหนดให้ค่าสังเกต ณ เวลาอื่นคงที่ จะใช้ r_k แทนฟังก์ชันสหสัมพันธ์บางส่วนของตัวอย่างที่ lag k เป็นตัวประมาณของ ρ_{kk} ซึ่งแทนฟังก์ชันสหสัมพันธ์บางส่วนของประชากรที่ lag k จะคำนวณหา r_{kk} ได้จาก

$$r_{kk} = \begin{cases} r_1 & \\ r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j} & \text{สำหรับ } k = 2, 3, \dots \\ \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_j} & \end{cases} \quad (2.2)$$

เมื่อ $r_{k,j} = r_{k-1,j} - r_{kk} r_{k-1,k-j}$ สำหรับ $j = 1, 2, \dots, k-1$

อนุกรมเวลาสเตชันนารีจะมีคอเรโลแกรมที่เป็นกราฟที่เกิดจากการพล็อตของ k และ r_{kk} ค่า r_{kk} จะมีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว เมื่อค่าสังเกตของอนุกรมเวลามีระยะห่างกันเพิ่มขึ้น หรือ r_{kk} มีค่าเข้าใกล้ 0 ที่ระยะห่าง k มีค่าเพิ่มขึ้น ค่า r_{kk} ที่คำนวณได้อาจจะเข้าใกล้ 0 มากจนกล่าวได้ว่ามาจากอนุกรมเวลาที่มี $\rho_{kk} = 0$ การพิจารณาการกำหนด r_{kk} มาจากอนุกรมเวลาที่

ρ_{kk} มีค่าเป็น 0 หรือไม่นั้น จะใช้การทดสอบสมมติฐาน โดยตั้งสมมติฐานหลักและสมมติฐานรอง ดังนี้

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

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

การทดสอบสมมติฐานจะต้องพิจารณาว่า Γ_{kk} อยู่ในช่วง ± 2 เท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Γ_{kk} หรือไม่ ถ้าอยู่ในช่วงดังกล่าวจะยอมรับ H_0 แสดงว่า $\rho_{kk} = 0$ ซึ่ง 2 เป็นค่าประมาณของ $Z_{.025}$ และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Γ_{kk} ประมาณด้วย $1/\sqrt{n}$

ขั้นตอนการพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์ แบ่งเป็น 4 ขั้นตอน มีรายละเอียดดังนี้

ขั้นที่ 1 กำหนดตัวแบบ (Identification)

ก่อนการกำหนดตัวแบบให้กับอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ จะต้องพิจารณาว่าอนุกรมเวลานั้นมีคุณสมบัติเป็นสเตชันนารีหรือไม่ หากพบว่าอนุกรมเวลาไม่เป็นสเตชันนารีต้องแปลงอนุกรมเวลาใหม่ให้เป็นสเตชันนารีก่อน แล้วจึงหาตัวแบบที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาใหม่

ตัวแบบอนุกรมเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์แบบบ็อกซ์และเจนกินส์เมื่ออนุกรมเวลามีคุณสมบัติเป็นสเตชันนารี มีดังนี้

1. ตัวแบบออโตรีเกรสซีฟอันดับที่ p (Autoregressive Model of Order p): AR(p)
ซึ่ง p คือ อันดับของออโตรีเกรสซีฟ มีตัวแบบทั่วไปดังนี้

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าสังเกตอนุกรมเวลา ณ เวลา t

δ คือ ค่าคงที่

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ คือ ค่าพารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟ (Autoregressive Parameters)

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t มีการแจกแจงแบบปกติ ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ค่าความแปรปรวนเท่ากับ σ^2

ตัวอย่างของตัวแบบออโตรีเกรสซีฟอันดับที่ p

1. ตัวแบบ AR(1)

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

มี $|\phi_1| < 1$ เป็นเงื่อนไขที่ทำให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติสเตชันนารี

2. ตัวแบบ AR(2)

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t$$

เมื่อ $\phi_1 + \phi_2 < 1$, $\phi_2 - \phi_1 < 1$ และ $|\phi_1| < 1$ เป็นเงื่อนไขที่ทำให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติสเตชันนารี

2. ตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q (Moving Average Model of Order q) : MA(q)

ซึ่ง q คืออันดับที่ของตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ มีตัวแบบทั่วไปดังนี้

$$Y_t = \delta + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \tag{2.4}$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

δ คือ ค่าคงที่

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ คือ พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average

Parameters)

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t มีการแจกแจงแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ค่าความแปรปรวนเท่ากับ σ^2

ตัวอย่างของตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q

1. ตัวแบบ MA(1)

$$Y_t = \delta + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

เมื่อ $|\theta_1| < 1$ เป็นเงื่อนไขที่ทำให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติเป็นอินเวอร์ทิเบิล (Invertible) ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่ทำให้เขียน ε_t ในเทอมของ $Y_t, Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots$ ได้ และประมาณค่าความคลาดเคลื่อนของ ε_t ได้

2. ตัวแบบ MA(2)

$$Y_t = \delta + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2}$$

เมื่อ $\theta_1 + \theta_2 < 1$, $\theta_2 - \theta_1 < 1$ และ $|\theta_2| < 1$ เป็นเงื่อนไขที่ทำให้
อนุกรมเวลามีคุณสมบัติเป็นอินเวอร์ติเบิล (Invertible)

3. ตัวแบบผสมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และออโตรีเกรสซีฟอันดับที่ p และ q (Mixed Autoregressive and Moving Average Model of Order p and q) : ARMA (p,q) มีตัวแบบทั่วไป
ดังนี้

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.5)$$

ตัวอย่างของตัวแบบผสมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และออโตรีเกรสซีฟอันดับที่ p และ q

1. ARMA (p,q) ที่มี $p = 1$, $q = 1$ หรือ ARMA (1,1)

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

เมื่อ $|\phi_1| < 1$ เป็นเงื่อนไขที่ทำให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติสแตชันนารี
และ $|\theta_1| < 1$ เป็นเงื่อนไขที่ทำให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติเป็นอินเวอร์ติเบิล (Invertible)

กรณีที่อนุกรมเวลาไม่เป็นสแตชันนารี การหาตัวแบบที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลานั้น
จะต้องแปลงอนุกรมเวลาให้เป็นสแตชันนารีก่อน ซึ่งทำได้หลายวิธี วิธีที่นิยมใช้กันมากได้แก่ การ
หาผลต่าง (Differencing) ของอนุกรมเวลาเดิม ผลต่างของอนุกรมเวลานั้นจะทำกี่ครั้งขึ้นอยู่กับ
ว่าอนุกรมเวลาผลต่างนั้นมีคุณสมบัติสแตชันนารีแล้วหรือยัง ถ้าไม่ก็ต้องทำต่อไปจนเป็นสแตชันนารี
แล้วจึงนำอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติสแตชันนารี ไปหาตัวแบบที่เหมาะสมต่อไป

จากอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ หาผลต่างอนุกรมเวลา $\{Z_t\}$ จะใช้การกระทำ ∇ เพื่ออธิบายการหา
ผลต่างของอนุกรมเวลาเดิมดังนี้

$$\begin{aligned} \text{ผลต่างครั้งที่ 1} \quad Z_t &= \nabla Y_t \\ &= Y_t - Y_{t-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{ผลต่างครั้งที่ 2} \quad Z_t &= \nabla^2 Y_t \\ &= Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} \end{aligned}$$

ตัวแบบอนุกรมเวลาที่ต้องหาผลต่างของอนุกรมเวลาเพื่อให้มีคุณสมบัติเสถียร โดยกำหนดอันดับของการหาผลต่าง ($d > 1$) เป็นตัวแบบอินทิเกรตเคลื่อนที่และออโตรีเกรทซีฟ (Autoregressive Integrated Moving Average) : ARIMA (p,d,q) โดย d เป็นอันดับที่ผลต่างมีตัวแบบทั่วไปดังนี้

$$Z_t = \delta + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.6)$$

เมื่อ	Z_t	คือ	ค่าสังเกต ณ เวลา t จากอนุกรมเวลา
	δ	คือ	ค่าคงที่
	$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$	คือ	พารามิเตอร์ออโตรีเกรทซีฟ (Autoregressive Parameters)
	$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$	คือ	พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Parameters)
	ε_t	คือ	ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t มีการแจกแจงแบบปกติมีค่าเฉลี่ย เท่ากับ 0 ค่าความแปรปรวนเท่ากับ σ^2

ตัวอย่างของตัวแบบอินทิเกรตเคลื่อนที่และออโตรีเกรทซีฟ

1. ARIMA (0,1,1) หรือ IMA (1,1) มีตัวแบบ

$$Z_t = \delta + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad \text{เมื่อ } |\theta_1| < 1$$

$$Y_t = \delta + Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

2. ARIMA (1,1,0) หรือ ARI (1,1) มีตัวแบบ

$$Z_t = \delta - \phi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad \text{เมื่อ } |\phi_1| < 1$$

$$Y_t = \delta + (1+\phi_1)Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \varepsilon_t$$

3. ARIMA (1,1,1) มีตัวแบบ

$$Z_t = \delta - \phi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad \text{เมื่อ } |\theta_1| < 1 \text{ และ } |\phi_1| < 1$$

$$Y_t = \delta + (1+\phi_1)Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

4. ARIMA (0,1,0) มีตัวแบบ

$$Z_t = \delta + \varepsilon_t$$

$$Y_t = \delta + Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

ถ้าอนุกรมเวลาที่พิจารณามีทั้งแนวโน้มและความผันแปรเนื่องจากฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องจะกำหนดตัวแบบ SARIMA (P,D,Q)_L (Seasonal Integrated Autoregressive and Moving Average) ที่ Oder (P,D,Q) โดย P เป็นอันดับของ SAR (Seasonal Autoregressive) Q เป็นอันดับของ SMA (Seasonal Moving Average) และ D เป็นจำนวนครั้งที่หาผลต่างฤดูกาลเพื่อทำให้อนุกรมเวลา {Y_t} ที่ไม่เป็นสเตชันนารีเนื่องจากฤดูกาลเป็นอนุกรมเวลาชุดใหม่ {Z_t} ที่มีคุณสมบัติเป็นสเตชันนารี โดย

$$Z_t = \nabla_L^D Y_t$$

เช่น สำหรับอนุกรมเวลารายเดือน L = 12

$$D = 1, \quad Z_t = \nabla_{12}^1 Y_t \\ = Y_t - Y_{t-12}$$

$$D = 2, \quad Z_t = \nabla_{12}^2 Y_t \\ = \nabla_{12} (Y_t - Y_{t-12}) \\ = Y_t - 2Y_{t-12} - Y_{t-24}$$

ตัวอย่างของตัวแบบอนุกรมเวลา SARIMA (P,D,Q)_L เช่น

อนุกรมเวลารายเดือนที่มีตัวแบบเป็น SARIMA (0,1,1)₁₂ จะเขียนตัวแบบเป็น

$$Z_t = \varepsilon_t - \Theta_1 \varepsilon_{t-12} \quad \text{เมื่อ } |\Theta_1| < 1$$

$$\text{หรือ } Y_t = Y_{t-12} + \varepsilon_t - \Theta_1 \varepsilon_{t-12}$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าสังเกต ณ เวลา t และ Y_{t-12} คือค่าสังเกตที่อยู่ก่อนเวลา t 12 ช่วงเวลา

Θ₁ คือ พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ฤดูกาล (Seasonal Moving Average Parameters)

ขั้นที่ 2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameters Estimation)

การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบจะใช้การวิเคราะห์ตัวเลข (Numerical Analysis) ซึ่งจะต้องประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบด้วยวิธีกำลังสองน้อยสุด (Least Squares Method) โดยกำหนดค่าประมาณเบื้องต้น (Initial Estimate) ของพารามิเตอร์เพื่อหาค่าประมาณสุดท้าย (Final Estimate) โดยการซ้ำ (Iteration) ซึ่งค่าประมาณที่ทำให้ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อน ($\sum e_t^2$) มีค่าต่ำสุดจะเป็นค่าประมาณที่ใช้ในสมการพยากรณ์

ขั้นที่ 3 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ (Diagnostic Checking)

เมื่อกำหนดตัวแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์แล้ว ต้องมีการตรวจสอบว่าตัวแบบที่เลือกไว้มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาหรือไม่ การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบมีหลายวิธี แต่ละวิธีอาจให้ผลสรุปไม่เหมือนกัน ดังนั้นจึงควรใช้การตรวจสอบความเหมาะสมหลายวิธีพร้อมกันในการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ วิธีที่นิยมใช้กันมากได้แก่

1. การทดสอบของบ็อกซ์และจุง (Box-Ljung) เพื่อตรวจสอบความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (e_t) ว่าเป็นอิสระกันหรือไม่ ด้วยการทดสอบสมมติฐาน

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

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

โดยใช้ตัวทดสอบสถิติ

$$Q = n(n+2) \sum_{i=1}^m \frac{r_k^2(e_t)}{n-k} \quad (2.7)$$

เมื่อ n คือ จำนวนข้อมูลที่จะใช้ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

M คือ lag สูงสุดที่ต้องการทดสอบ

$r_k(e_t)$ คือ ค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่อยู่ห่างกัน k

ช่วงเวลา

ตัวทดสอบสถิติ Q มีการแจกแจงแบบไคสแควร์ ที่มีองศาความเป็นอิสระเท่ากับ $m-n_p$ ซึ่ง n_p คือ จำนวนพารามิเตอร์ในตัวแบบ

จะปฏิเสธ H_0 เมื่อ $Q = \chi^2_{\alpha, (m-n_p)}$ แสดงว่าตัวแบบ $ARMA(p,q)$ ที่กำหนดยังไม่

เหมาะสม

2. พิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (e_t) ว่ามีสหสัมพันธ์กันหรือไม่ ด้วยการทดสอบสมมติฐาน

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

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

จะปฏิเสธ H_0 ถ้า $r_k(e_t)$ ตกอยู่นอกช่วง 2 เท่าของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ $r_k(e_t)$ สรุปว่าตัวแบบ ARMA(p,q) ที่กำหนดยังไม่เหมาะสม

ตารางที่ 2.1 ค่าประมาณของพารามิเตอร์และค่าประมาณความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของพารามิเตอร์

ตัวแบบ	ตัวประมาณ	ค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐาน
AR(1)	ϕ_1	$\left[\frac{1 - (\phi_1)^2}{n} \right]^{1/2}$
AR(2)	ϕ_1, ϕ_2	$\left[\frac{1 - (\phi_1)^2}{n} \right]^{1/2}, \left[\frac{1 - (\phi_2)^2}{n} \right]^{1/2}$
MA(1)	θ_1	$\left[\frac{1 - (\theta_1)^2}{n} \right]^{1/2}$
MA(2)	θ_1, θ_2	$\left[\frac{1 - (\theta_1)^2}{n} \right]^{1/2}, \left[\frac{1 - (\theta_2)^2}{n} \right]^{1/2}$
ARMA(1,1)	ϕ_1	$\left[\frac{(1 - \phi_1^2)(1 - \phi_1\theta_1)^2}{n(\phi_1 - \theta_1^2)} \right]^{1/2}$
	θ_1	$\left[\frac{(1 - \theta_1^2)(1 - \phi_1\theta_1)^2}{n(\phi_1 - \theta_1^2)} \right]^{1/2}$

ขั้นที่ 4 การพยากรณ์ (Forecasting)

วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์จะให้สมการพยากรณ์ที่ใช้หาค่าพยากรณ์ล่วงหน้าได้หลายช่วงเวลา สมการพยากรณ์จะสร้างจากตัวแบบที่ได้ทดสอบแล้วว่าเหมาะสมกับการพยากรณ์ โดยส่วนใหญ่ค่าพยากรณ์ที่ได้จากสมการพยากรณ์ หากเป็นการพยากรณ์ระยะยาว ค่าพยากรณ์นั้นจะให้สาระจากข้อมูลจริงน้อยลง และความแม่นยำที่ได้จากการพยากรณ์ก็จะมีค่าลดลงกว่าการพยากรณ์ระยะสั้น

ตัวอย่างสมการพยากรณ์ล่วงหน้า p ช่วงเวลาในตัวแบบต่างๆ

1. ตัวแบบ AR(1)

$$Y_{t+p} = \begin{cases} \delta + \phi_1 Y_t & \text{เมื่อ } p = 1 \\ \delta + \phi_1 Y_{t+p-1} & \text{เมื่อ } p \geq 2 \end{cases}$$

2. ตัวแบบ AR(2)

$$Y_{t+p} = \begin{cases} \delta + \phi_1 Y_t + \phi_2 Y_{t-1} & \text{เมื่อ } p = 1 \\ \delta + \phi_1 Y_{t+1} + \phi_2 Y_t & \text{เมื่อ } p = 2 \\ \delta + \phi_1 Y_{t+p-1} + \phi_2 Y_{t+p-2} & \text{เมื่อ } p \geq 3 \end{cases}$$

3. ตัวแบบ MA(1)

$$Y_{t+p} = \begin{cases} \delta - \theta_1 e_{t-1} & \text{เมื่อ } p = 1 \\ \delta & \text{เมื่อ } p \geq 2 \end{cases}$$

4. ตัวแบบ MA(2)

$$Y_{t+p} = \begin{cases} \delta - \theta_1 e_t - \theta_2 e_{t-1} & \text{เมื่อ } p = 1 \\ \delta - \theta_2 e_t & \text{เมื่อ } p = 2 \\ \delta & \text{เมื่อ } p \geq 3 \end{cases}$$

5. ตัวแบบ ARIMA(0,1,0)

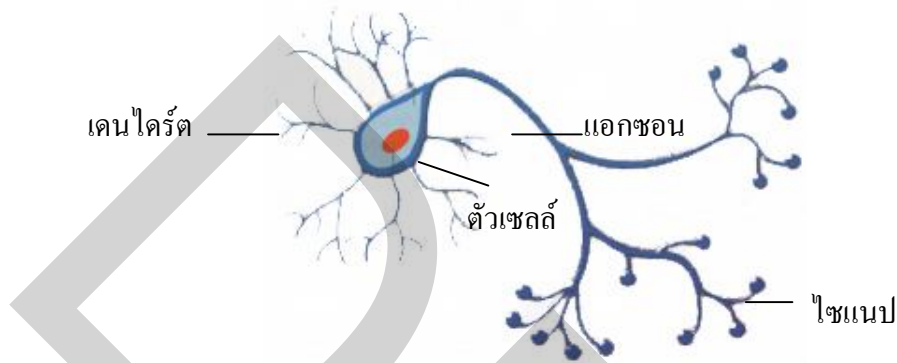
$$Y_{t+p} = \begin{cases} \delta + Y_t & \text{เมื่อ } p = 1 \\ \delta + Y_{t+p-1} & \text{เมื่อ } p \geq 2 \end{cases}$$

2.1.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) เป็นแขนงหนึ่งของระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) โดยมีโครงสร้างและการทำงานคล้ายกับระบบประสาทของมนุษย์ แนวความคิดทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่การนำข้อดีของระบบประสาทมาใช้ในการทำงานร่วมกับความสามารถของคอมพิวเตอร์ เช่น ความสามารถเรียนรู้จากประสบการณ์ การจำแนกลักษณะสิ่งของที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกัน และการแปลความหมายของสัญลักษณ์และภาพ (Hebb, 1958) และงานอีกประเภทหนึ่งที่น่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ คือ งานด้านการพยากรณ์ Delurgio (1998) กล่าวว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้รูปแบบของระบบที่มีความซับซ้อนสูงและหาค่าพยากรณ์จากข้อมูลในอดีตได้ดีกว่าวิธีการพยากรณ์แบบดั้งเดิม (Traditional Statistical Method)

การทำงานของเซลล์ประสาท จะเริ่มจากเซลล์นิวโรลรับอินพุท (Input) จากเซลล์นิวโรลตัวอื่น ผ่านจุดเชื่อมโยงที่เรียกว่าไซแนป (Synapse) สัญญาณข้อมูลจากไซแนป จะถูกส่งผ่านเข้าทางเดนไดรต์ (Dendrite) ซึ่งเป็นส่วนที่ทำหน้าที่เป็นตัวรับข้อมูลอินพุทเข้าสู่ตัวเซลล์ (Cell Body) สัญญาณอินพุทจะถูกประมวลผลบางประการตามกระบวนการที่เกิดขึ้นภายในเซลล์ และส่งสัญญาณเอาต์พุท (Output) ออกทางส่วนของเซลล์ที่เรียกว่า แอกซอน (Axon) สัญญาณดังกล่าว

จะผ่านข้าม ไซแนป ด้วยเงื่อนไขบางประการ ซึ่งเป็นส่วนอินพุทของเซลล์อื่นต่อไป (ประกายรัตน์ สุวรรณ, 2539) ลักษณะโดยทั่วไปของส่วนประกอบและโครงสร้างของเซลล์ประสาทแสดงดังรูปที่ 2.1



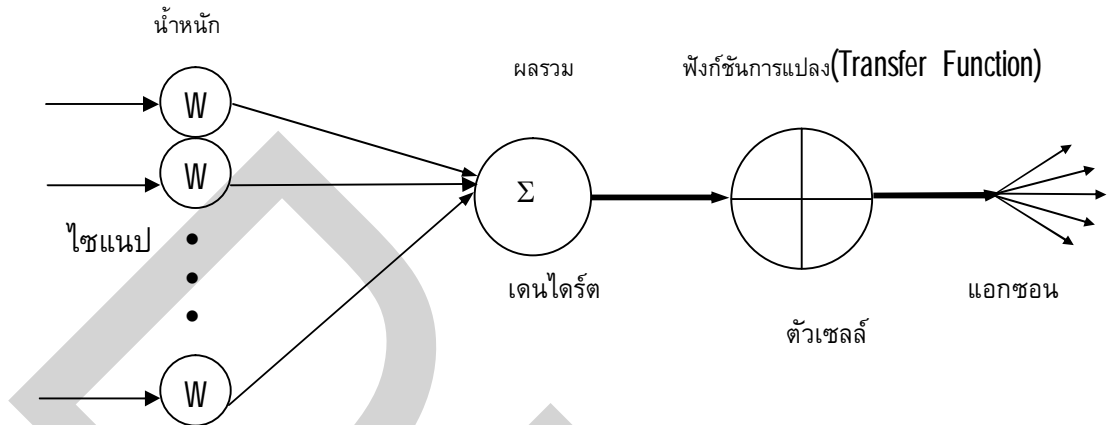
รูปที่ 2.1 ส่วนประกอบและโครงสร้างของเซลล์ประสาท

โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณลักษณะคล้ายกับสมองในแง่ที่สามารถรวบรวมความรู้ (Knowledge) ได้โดยการผ่านกระบวนการเรียนรู้ (Learning Process) และความรู้เหล่านั้นจะถูกจัดเก็บอยู่ในโครงข่ายด้วยค่าน้ำหนัก (Weight) ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่เข้าไป

ลักษณะทั่วไปของโครงข่ายประสาทเทียม

1. การประมวลผลต่างๆเกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อยเรียกว่า โหนด (Node) ซึ่งจำลองลักษณะการทำงานมาจากตัวเซลล์
2. การส่งสัญญาณ (Signal) ต่างๆระหว่างโหนดโดยส่วนที่เชื่อมต่อกัน (Connection Link) จำลองมาจากการเชื่อมต่อกันของเดนไดรต์ และแอกซอนในระบบประสาทของมนุษย์
3. แต่ละการเชื่อมต่อจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) ที่ต่างกัน ขึ้นอยู่กับอิทธิพลที่โหนดจะได้รับจากโหนดอื่นๆซึ่งจำลองมาจากไซแนป ค่าน้ำหนักที่ได้จะทำหน้าที่เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้ใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะอย่างของมนุษย์

4. ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณเอาต์พุต ซึ่งถูกเรียกว่า **Activation Function** หรือ **Transfer Function** ซึ่งทำหน้าที่เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานในตัวเซลล์ประสาท ลักษณะของโหนดภายในโครงสร้างของเซลล์ประสาทเทียม แสดงดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 ลักษณะของโหนดภายในโครงสร้างของเซลล์ประสาทเทียม

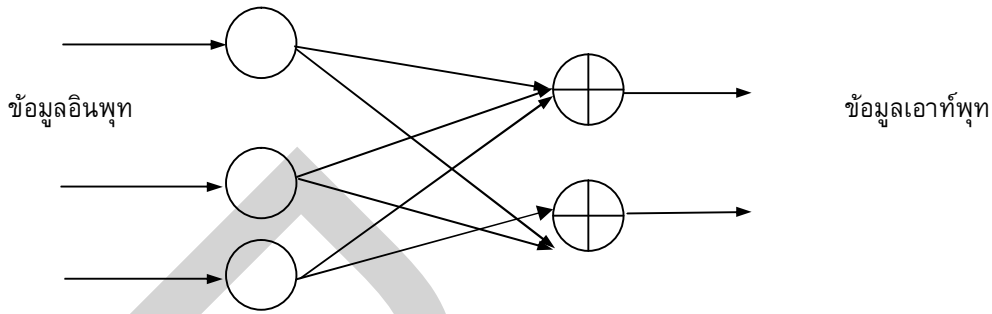
สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks Architecture)

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียมหรือโหนดจำนวนมากที่เชื่อมต่อกัน ซึ่งการเชื่อมต่อจะแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อยเรียกว่า ชั้น (Layer) ในชั้นแรกจะเป็นชั้นนำข้อมูลเข้า เรียกว่าชั้นอินพุต (Input Layer) ส่วนชั้นสุดท้ายเรียกว่าชั้นเอาต์พุต (Output Layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นฮิดเดน (Hidden Layer) ซึ่งชั้นฮิดเดนจะมีมากกว่า 1 ชั้นก็ได้ จึงสามารถแบ่งประเภทโครงข่ายประสาทเทียมตามจำนวนชั้นของโครงข่ายแบบกว้างๆ ได้ 2 แบบคือ โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single Layer) และโครงข่ายแบบหลายชั้น (Multi Layer) การนับชั้นของโครงข่ายจะนับเฉพาะชั้นที่มีการประมวลผลเท่านั้น หรืออาจกล่าวได้ว่า จำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมคือ จำนวนชั้นฮิดเดนรวมกับจำนวนชั้นเอาต์พุต (ศุภัทธาสุนทรภักย์, 2539)

โครงข่ายแบบชั้นเดียว

เป็นโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเพียงชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตเท่านั้น โหนดในชั้นอินพุตจะทำหน้าที่ในการรับข้อมูลอินพุต (Input Value) แล้วส่งข้อมูลอินพุตผ่านเส้นเชื่อมโยงต่างๆ ไปให้โหนดในชั้นเอาต์พุต ความเข้มของสัญญาณหรือปริมาณข้อมูลที่นำเข้าสู่โหนดในชั้นเอาต์พุตจะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมโยง โหนดในชั้นเอาต์พุตจะนำข้อมูลที่ได้รับมาทำการคำนวณโดยใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า ทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน ที่เหมาะสมกับปัญหา แล้วส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นข้อมูลเอาต์พุต ตัวอย่างโครงข่ายแบบชั้นเดียว เช่น

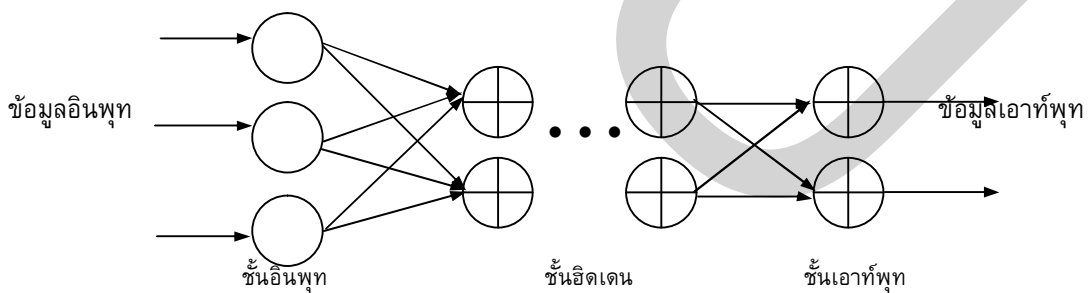
เพอเซปตรอน-อย่างง่าย (Simple Perceptron) โครงข่ายโฮปฟิลด์ (Hopfield Networks) เป็นต้น ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายแบบชั้นเดียวแสดงดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายแบบชั้นเดียว

โครงข่ายแบบหลายชั้น

เป็นโครงข่ายที่มีชั้นฮิดเดนตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป โครงข่ายแบบหลายชั้นจะใช้ในกรณีที่มีปัญหาซับซ้อนซึ่งโครงข่ายแบบชั้นเดียวไม่เพียงพอในการแก้ปัญหา จึงเพิ่มจำนวนของโหนดที่มีการคำนวณหรือชั้นฮิดเดนให้กับโครงข่าย ตัวอย่างของโครงข่ายแบบหลายชั้น เช่น การแพร่แบบย้อนกลับ (Backpropagation) เซลฟออร์แกนไนซิงแมปส์ (Self Organizing Maps) เคาน์เตอร์พรอพเกชัน (Counterpropagation) เป็นต้น ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายแบบหลายชั้นแสดงดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายแบบหลายชั้น

การประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมในการใช้งาน

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาประยุกต์ใช้งานต่างๆได้ดังต่อไปนี้

1. การจำแนกรูปแบบ (Pattern Recognition) เช่น การมองเห็นวัตถุ และการวิเคราะห์เสียงพูดเพื่อแปลความหมาย ซึ่งได้แก่การสื่อสารผ่านเครือข่ายต่างๆ ระบบรักษาความปลอดภัยด้วยเสียงและระบบตอบรับโทรศัพท์อัตโนมัติ เป็นต้น
2. การทำนาย (Prediction) หรือการพยากรณ์ (Forecasting) เช่น การทำนายหุ้น การพยากรณ์อัตราการไหลของน้ำ การพยากรณ์ราคาสินค้า เป็นต้น
3. การควบคุม (Control) เช่น การควบคุมระบบของเครื่องปรับอากาศ การควบคุมระบบเครื่องยนต์และการควบคุมหุ่นยนต์ เป็นต้น
4. การหาความเหมาะสม (Optimization) เช่น การเลือกกระยะทางที่ใกล้ที่สุดในการเดินทาง เป็นต้น
5. การจัดกลุ่ม (Clustering) และการจัดหมู่ (Categorization)
6. การบีบอัดข้อมูล (Data Compression)
7. การจดจำตำแหน่ง (Content Addressable Memory)

ประเภทของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ข้อมูลจะต้องประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่ต้องการสอนและผลลัพธ์ที่ต้องการให้โครงข่ายสร้าง เมื่อมีการนำข้อมูลในลักษณะเดียวกันมาเป็นข้อมูลอินพุตขณะสอนโครงข่ายชนิดนี้จะกำหนดค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลอินพุตแต่ละตัว โครงข่ายจะนำค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ที่ได้มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้ค่าผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายมากที่สุด ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ การแพร่แบบย้อนกลับ (Backpropagation) อะดาไลน์ (Adaline) และเพอเซปตรอน (Perceptron) เป็นต้น

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) จะสอนโครงข่ายโดยการป้อนข้อมูลอินพุตอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว ไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลอินพุตแต่ละตัว การปรับน้ำหนักใช้ข้อมูลที่นำมาสอนเป็นตัวปรับค่า โดยค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ข้อมูลเข้ามีรูปแบบคล้ายๆกัน ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ เคาน์เตอร์พรอพพะเกชัน (Counterpropagation : CPN) แบบจำลองอะแดปทีฟรีโซแนนซ์เทียรี (Adaptive Resonance Theory Neural Networks : ART) เป็นต้น (เพ็ญพรรณ ใช้อวดเจริญ, 2541)

2.1.3 วิธีโครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function)

โครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งที่ยอมรับใช้กันมากในงานด้านการประมาณค่าหรือการพยากรณ์ข้อมูล โครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชันเป็นแบบฟีดฟอร์เวิร์ดเน็ตเวิร์คที่มีจำนวน 3 ชั้นได้แก่ ชั้นอินพุท ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุท ซึ่งชั้นซ่อนจะมีเพียง 1 ชั้นเท่านั้น เอาต์พุทของโครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังนี้ (กาญจนา แก้วสกุลทอง, 2545)

$$f_r(x) = w_0 + \sum_{i=1}^{n_r} w_i \phi(\|x - c_i\|)$$

เมื่อ $f_r(\cdot)$ คือ เอาต์พุทของโครงข่าย

x คือ อินพุทเวกเตอร์ และ $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]^T$

p คือ ไตเมนชัน (Dimension) ของอินพุทเวกเตอร์

$\phi(\cdot)$ คือ เบซิสฟังก์ชัน (Basis Function) จาก R^+ ไปยัง R

$\|\cdot\|$ คือ Euclidean Norm

n_r คือ จำนวนเซ็นเตอร์

$c_i \in R^n$, $1 \leq i \leq n_r$ คือ เซ็นเตอร์ของโครงข่าย

w_i , $1 \leq i \leq n_r$ คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่อระหว่างนิวรอนที่ i ในชั้นซ่อน กับ นิวรอนของเอาต์พุท

เบซิสฟังก์ชัน $\phi(\cdot)$ มีให้เลือกได้หลายรูปแบบ ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของการนำไปใช้งาน เช่น

1. The Gaussian function

$$\phi(x) = \exp\left(-\frac{v^2}{\beta^2}\right)$$

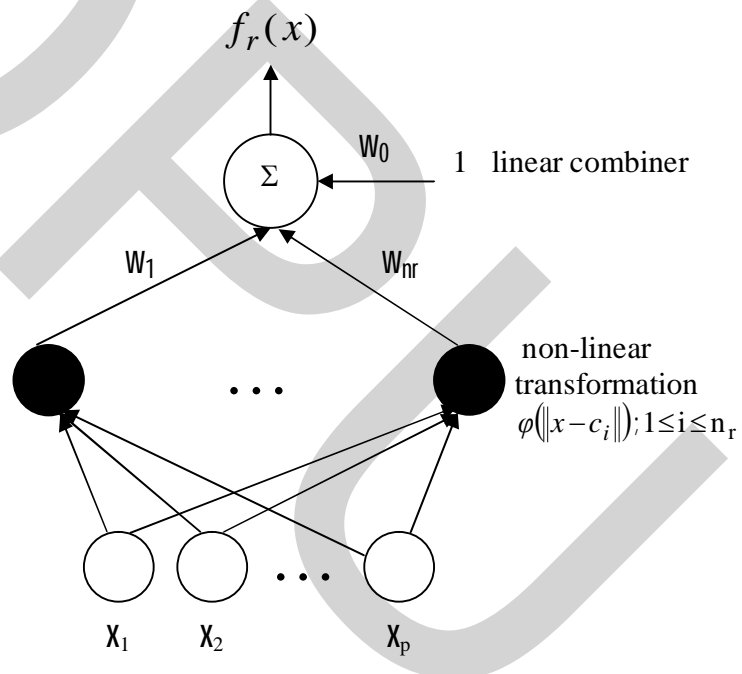
2. The Thin - Plate - Spline Function

$$\varphi(x) = v^2 \log v$$

3. The Multiquadratic Function

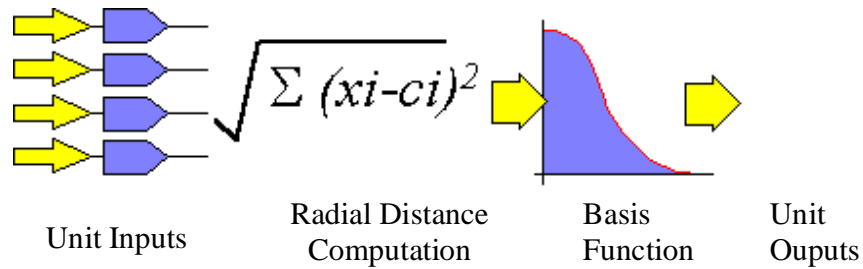
$$\varphi(x) = \exp\left(\frac{v^2}{\beta^2}\right)^{\frac{1}{2}}$$

โครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชันสามารถเขียนในลักษณะของโครงสร้างทางสถาปัตยกรรมดังรูปที่ 2.5 ซึ่งประกอบไปด้วย ชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต โดยชั้นซ่อนจะมีเพียง 1 ชั้นเท่านั้น



รูปที่ 2.5 แสดงลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน

ข้อมูลเอาต์พุตของชั้นซ่อน จะได้มาจากเบซิสฟังก์ชันของระยะห่าง(Radial Distance) ระหว่างข้อมูลอินพุตและเซ็นเตอร์ แสดงดังรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 ลักษณะการทำงานในชั้นซ่อนของโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน

2.1.4 อัลกอริทึมในการเรียนรู้แบบ LMS (Least Mean Squares)

อัลกอริทึมในการเรียนรู้ของโครงข่าย RBF มีด้วยกันหลาย ๆ อัลกอริทึม ในที่นี้จะกล่าวถึงเฉพาะอัลกอริทึมที่ใช้ในงานวิจัยฉบับนี้ คือ อัลกอริทึมแบบ LMS (C.H.Wei ,2008)

เมื่อกำหนดให้ $w(n)=[w_0 \ w_1 \dots \ w_{N-1}]^T$ คือ เวกเตอร์น้ำหนัก (Weight)

$\bar{x}(n)=[x(n) \ x(n-1) \dots \ x(n-N+1)]^T$ คือ ข้อมูลนำเข้า(หลังจากการ

transformation) (Input)

$y(n) = w^T \bar{x}(n)$ คือ ผลลัพธ์ (Output)

$e(n) = d(n) - y(n)$ คือ ความคลาดเคลื่อน

การคำนวณหาค่าน้ำหนักจะคำนวณได้จากสมการ

$$w(n+1) = w(n) + \frac{1}{2} \mu [-\nabla E(e^2(n))]$$

(2.8)

เมื่อ μ คือ ค่าพารามิเตอร์ของการปรับช่วงก้าว(step-size) โดยค่า μ จะเป็นค่าที่กำหนดขึ้น ซึ่งค่า μ ที่เหมาะสมจะมีค่าประมาณ $\mu \leq \frac{1}{3\text{trace}(R)}$

เพราะฉะนั้น $e^2(n)=[d(n)-w^T \bar{x}(n)]^2$

โดยที่ $\nabla_w (E\{e^2(n)\}) = -2r + 2R w(n)$

เมื่อ R คือ เมทริกซ์ความแปรปรวน ความแปรปรวนร่วม

$$R(n) = \bar{x}(n)\bar{x}^T(n)$$

$$r(n) = d(n)\bar{x}(n)$$

ดังนั้นค่าน้ำหนักที่ต้องการจึงได้มาจากสมการ

$$\begin{aligned}w(n+1) &= w(n) + \mu \bar{x}(n) [d(n) - \bar{x}^T(n) w(n)] \\ &= w(n) + \mu \bar{x}(n) e(n)\end{aligned}$$

โดยที่ ค่า $w(0)$ จะเป็นเวกเตอร์น้ำหนักที่กำหนดขึ้น เมื่อ $n = 0$ ที่จะให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (MSE) มีค่าน้อย

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

กาญจนา แก้วสกุลทอง(2545) ได้เสนอรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA (Radial Basis Function NARMA) เพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวในลักษณะของ NARMA ซึ่งจะเพิ่มเติมจากรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชันโดยทั่ว ๆ ไปคือ จะมีการส่งค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เพื่อกลับมาเป็นส่วนหนึ่งของข้อมูลอินพุท เพื่อส่งกลับเข้าสู่โครงข่ายฝึกหัดจนกระทั่งได้ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่เหมาะสมกับข้อมูลมากที่สุด ซึ่งวิธีการดังกล่าวจะให้รูปแบบที่มีความถูกต้องในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบ NARMA มากกว่าการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชันโดยทั่ว ๆ ไป

พรทิพย์ ฉัตรชัยพันธ์(2548) ได้เปรียบเทียบการพยากรณ์ราคาขายพาราโดยวิธี บ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี โดยใช้ค่าสถิติวัดความถูกต้อง 2 ค่า ได้แก่ (1) รากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง(RMSE) และ (2) เปอร์เซนต์ความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และ การทดสอบความเอนเอียง (Bias Test) โดยในการศึกษาได้ใช้ข้อมูลขายพาราจากสถาบันวิจัยยาง และอัตราแลกเปลี่ยนเงินเยนเทียบกับเงินบาทไทยจากธนาคารแห่งประเทศไทย ซึ่งเป็นข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 3 มกราคม 2544 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม 2546 จากการศึกษาพบว่าวิธีที่เหมาะสมได้แก่วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ทัดดาว แนนเนียน (2545) ได้ทำการศึกษาเพื่อหารูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ 6 สกุล ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยการศึกษาจะหาขนาดอนุกรมเวลาที่เหมาะสมสำหรับสร้างรูปแบบการพยากรณ์ที่ให้ความถูกต้องสูงสุด จากอนุกรมเวลา 3 ขนาด ได้แก่ 30 60 และ 150 ซึ่งวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จะกำหนดโครงข่าย 5 ลักษณะ คือ $10 \times 8 \times 5$, $10 \times 12 \times 15$, $10 \times 20 \times 5$ และ $10 \times 24 \times 5$ นอกจากนี้ใช้อนุกรมขนาด 200 และสร้างโครงข่าย $144 \times 20 \times 5$ เพื่อศึกษาปัจจัยสำคัญ 3 ปัจจัยได้แก่ ผลกระทบของการทำธุรกรรมก่อนหรือหลังวันหยุด การเคลื่อนไหวระยะสั้น นำค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงสุดไปเปรียบเทียบกับวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ อนุกรมเวลาที่นำมาศึกษาเป็นอนุกรมเวลารายวันของอัตราแลกเปลี่ยนดอลลาร์สหรัฐ เยอรมาร์กเยอรมัน ปอนด์อังกฤษ ฟรังก์สวิสเซอร์แลนด์ เงินยูโรและเยนญี่ปุ่นกับเงินบาทไทย โดยเก็บรวบรวมตั้งแต่เดือนตุลาคม 2543 ถึง เดือนตุลาคม 2544 ผลการศึกษาพบว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ความถูกต้องของค่าพยากรณ์สูงกว่าวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ยกเว้น เงินเยนญี่ปุ่นที่วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ให้ความถูกต้องของค่าพยากรณ์สูงกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

De Matos (1994) ทำการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินเยนญี่ปุ่นด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 2 ประเภทได้แก่ Feedforward และ Recurrent Backpropagation กับตัวแบบนีฟ (na?ve Model) โดยใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยน 1 เดือนย่อยหลังเป็นข้อมูลในการฝึกสอน ผลการศึกษาพบว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 ประเภทมีประสิทธิภาพในการทำนายสูงกว่าตัวแบบนีฟ (na?ve Model) และเมื่อเปรียบเทียบระหว่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียมด้วยกันพบว่า Feedforward มีประสิทธิภาพในการทำนายสูงกว่า นอกจากนี้ยังพบว่า เมื่อใช้ Feedforward เป็นเครื่องมือทางเทคนิคเพื่อตัดสินใจทำการซื้อขายเงินล่วงหน้า จะทำให้ได้รับผลตอบแทนเฉลี่ยร้อยละ 21.56 ต่อปี

Helmer และ Johansson (1997) ได้ทำการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างค่าใช้จ่ายในการโฆษณาด้วยยอดขาย โดยใช้วิธีทรานสเฟอร์ฟังก์ชันในการวิเคราะห์ และเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ที่ได้กับผลการวิเคราะห์จากผู้วิจัยหลายๆท่านซึ่งใช้วิธีการที่ต่างกันได้แก่ Palda(1964) ใช้วิธีการ econometric methods Clarke และ McCann (1973) ใช้วิธีการ predictive testing and cross spectral analysis Houston และ Weiss (1975) ใช้วิธีการ carryover effect model และ Box-Jenkins univariate analysis ซึ่ง Helmer และ Johansson สรุปว่า ตัวแบบการพยากรณ์ที่ดีที่สุดสำหรับค่าใช้จ่ายในการโฆษณาและยอดขายได้แก่ตัวแบบทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย มีขั้นตอนต่าง ๆ ดังนี้

1. เก็บรวบรวมข้อมูล
2. หาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม
3. การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์
4. วิเคราะห์และสรุปผลการวิจัย

รายละเอียดของแต่ละขั้นตอน มีดังนี้

3.1 เก็บรวบรวมข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลทุติยภูมิ เก็บรวบรวมข้อมูลจากธนาคารแห่งประเทศไทย และข้อมูลจากสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร โดยข้อมูลเก็บรวบรวมข้อมูลจากธนาคารแห่งประเทศไทย ซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ ข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่น ซึ่งข้อมูลทั้ง 3 ชุดเป็นข้อมูลรายเดือนตั้งแต่ มกราคม 2538 ถึงเดือน ธันวาคม 2550 รวม 156 เดือน และส่วนข้อมูลจากสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร ได้แก่ ข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมมีชีวิต เป็นข้อมูลรายเดือนซึ่งเก็บรวบรวมตั้งแต่เดือน มกราคม 2542 ถึง เดือน ธันวาคม 2550 รวม 108 เดือน

3.2 หาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม

หาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมของแต่ละวิธี ซึ่งมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

3.2.1 วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ มีขั้นตอนดังนี้

3.2.1.1 กำหนดตัวแบบ ก่อนการกำหนดตัวแบบให้กับอนุกรมเวลาแต่ละชุด จะต้องพิจารณาว่าอนุกรมเวลานั้นมีคุณสมบัติเป็นสเตชันนารีหรือไม่หากพบว่าอนุกรมเวลาไม่มีคุณสมบัติเป็นสเตชันนารีต้องแปลงอนุกรมเวลาใหม่ให้เป็นสเตชันนารีก่อน จากนั้นจึงกำหนดตัวแบบ $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_L$ โดยพิจารณาจากลักษณะ ACF และ PACF ของข้อมูลอนุกรมเวลา

3.2.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

3.2.2.3 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ

3.2.2 วิธีโครงข่ายเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน

สำหรับข้อมูลที่ใช้ในการทดลองจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ข้อมูลส่วนแรกถูกใช้เพื่อกำหนดรูปแบบด้วยวิธีการของเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน ข้อมูลอีกส่วนหนึ่ง ถูกนำไปใช้ในการตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบ โดยในการวิจัยครั้งนี้จะใช้ในอัตราส่วน 80 : 20 ขั้นตอนที่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน จะเริ่มด้วย

1 กำหนดค่าเริ่มต้นของระบบ

ค่าเริ่มต้นของระบบ ได้แก่ จำนวนค่าข้อมูลในอดีตที่มีผลต่อข้อมูลเอาต์พุต การพยากรณ์ข้อมูลด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน

2. กำหนดข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่าย

$$x = [x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_p]^T$$

ซึ่งเป็นข้อมูลอินพุตของเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน

3. แปลงข้อมูลแบบไม่เชิงเส้นจากอินพุต โดยในการวิจัยครั้งนี้เลือกฟังก์ชันที่ใช้ในการแปลงแบบ Gaussian

4. ฝึกหัดโครงข่ายเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับข้อมูล

ในงานวิจัยนี้ใช้การฝึกหัดโครงข่ายด้วยอัลกอริทึมแบบ LMS ดังที่กล่าวมาแล้วในหัวข้อ(2.1.4) เพื่อคำนวณหาค่าเซ็นเตอร์และค่าน้ำหนักของโครงข่าย

5. คำนวณค่าเอาต์พุตของโครงข่าย

6. คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์ จากสมการ

$$e = d(n) - y(n)$$

7. ทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบเรเดียลเบชีสแบบมาตรฐาน

ในงานวิจัยนี้จะทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบโดยใช้วิธีการทดสอบฟังก์ชันสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติและการทดสอบค่าไค-สแควร์ ของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์หากรูปแบบมีความเหมาะสม แสดงให้เห็นว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่กำลังพิจารณาอยู่นั้นเหมาะกับการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสแบบมาตรฐานนั้น ก็จะหยุดการฝึกหัดโครงข่าย

3.3 การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์

การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์โดยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากค่าสังเกตกับค่าพยากรณ์ ค่าที่ใช้วัดความถูกต้องของการพยากรณ์ ได้แก่

3.3.1 ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์(MAD)

$$MAD = \left(\sum_{t=1}^n |e_t| \right) / n$$

3.3.2 รากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}$$

สำหรับการแปลความหมายของค่าที่ใช้วัดความถูกต้องของการพยากรณ์ทั้ง 2 วิธีนี้ จะพิจารณาว่ารูปแบบการพยากรณ์ใดที่ให้ค่าวัดต่ำสุดจะเป็นรูปแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำที่สุด (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2539)

3.4 วิเคราะห์และสรุปผลการศึกษา

การวิเคราะห์ข้อมูลโดยการตัดสินใจเลือกตัวแบบที่ดีที่สุดที่ได้จากการพยากรณ์ทั้ง 2 วิธี และสรุปผลการศึกษาว่าวิธีใดเหมาะสมที่จะใช้กับการพยากรณ์

บทที่4

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

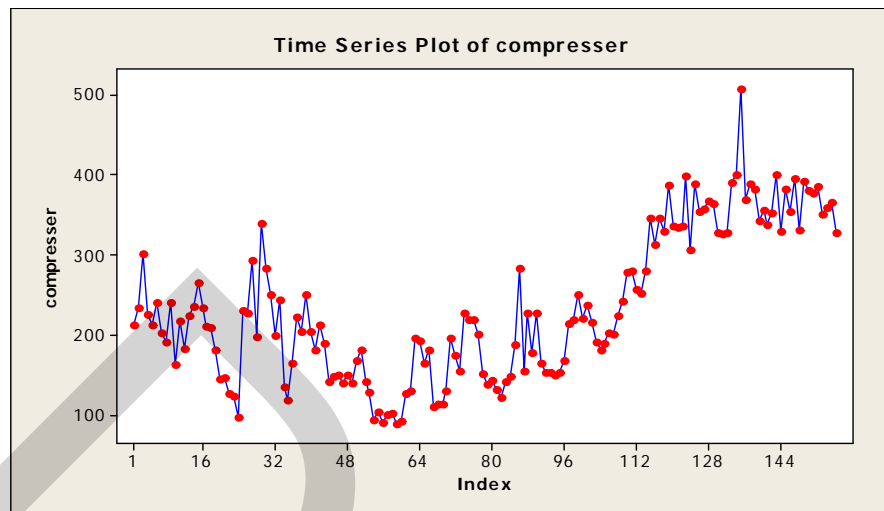
ผลการวิเคราะห์ข้อมูลครั้งนี้จะแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่

1. ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ ของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ภายในประเทศ ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย และ ปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย
2. ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิควิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ภายในประเทศ ข้อมูลปริมาณรถจักรยานยนต์ที่ขายส่งในประเทศไทย ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย และ ปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย
3. ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน

4.1 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์

4.1.1 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ภายในประเทศ

จากรูปที่ 4.1 พบว่าปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทยมีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบควอดแรติก โดยเมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของสมการการเคลื่อนไหวพบว่ามีความ $R^2 = 0.7058$ และ $S.E.=50.1209$ แสดงว่าข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทยมีการเคลื่อนไหวในรูปแบบดังกล่าว และเนื่องจากข้อมูลมีความแปรปรวนไม่คงที่ จึงต้องทำการแปลงข้อมูลเป็นค่าลอการิทึมเพื่อปรับให้ความแปรปรวนของอนุกรมเวลาคงที่และหาผลต่างอันดับที่2 เพื่อปรับให้ระดับของอนุกรมเวลาคงที่



รูปที่4.1 การเคลื่อนไหวปริมาณการจำหน่ายคอมเพรสเซอร์ในประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมกราคม 2538 ถึง เดือน ธันวาคม 2550

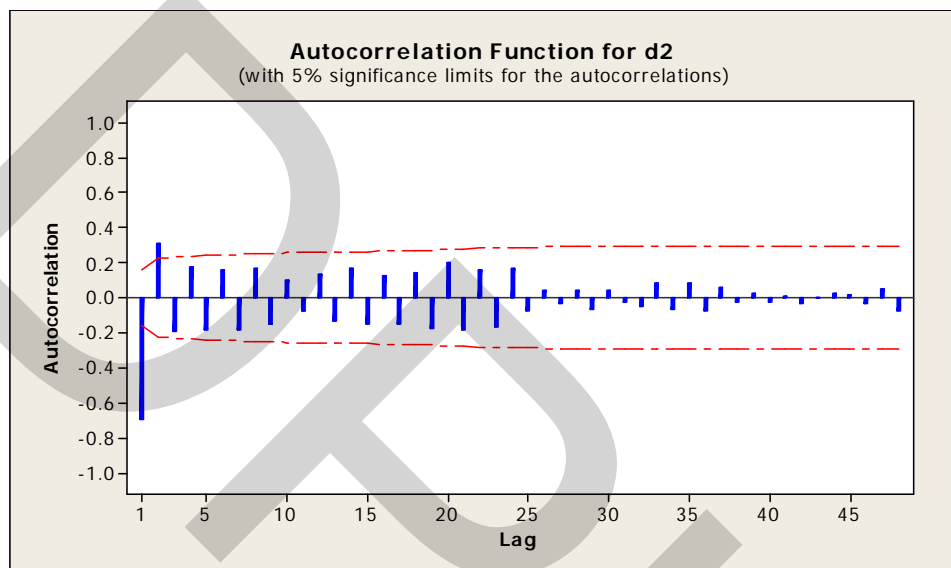
จากรูปที่4.2 พบว่าฟังก์ชันสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (ACF) ของผลต่างอันดับที่ 2 ของค่าลอการิทึมของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมเพรสเซอร์ในประเทศไทยมีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว แสดงว่าอนุกรมเวลาผลต่างอันดับที่2 ของค่าลอการิทึมของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมเพรสเซอร์ในประเทศไทยเป็นแบบสเตชันนารี ค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองหลัง lag ที่ 2 ลดลงแบบ sine wave และเมื่อพิจารณาประกอบกับค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน(PACF) แล้ว พบว่า cuff off หลัง lag ที่ 3 ดังรูปที่ 4.3 ดังนั้นรูปแบบที่เป็นไปได้ของปริมาณการจำหน่ายคอมเพรสเซอร์ในประเทศไทย คือ ARIMA(1,2,0) หรือ

$$y_t = \theta_0 + \phi_1 y_{t-1} + 2y_{t-1} - 2\phi_1 y_{t-2} - y_{t-2} + \phi_1 y_{t-3} + \varepsilon_t$$

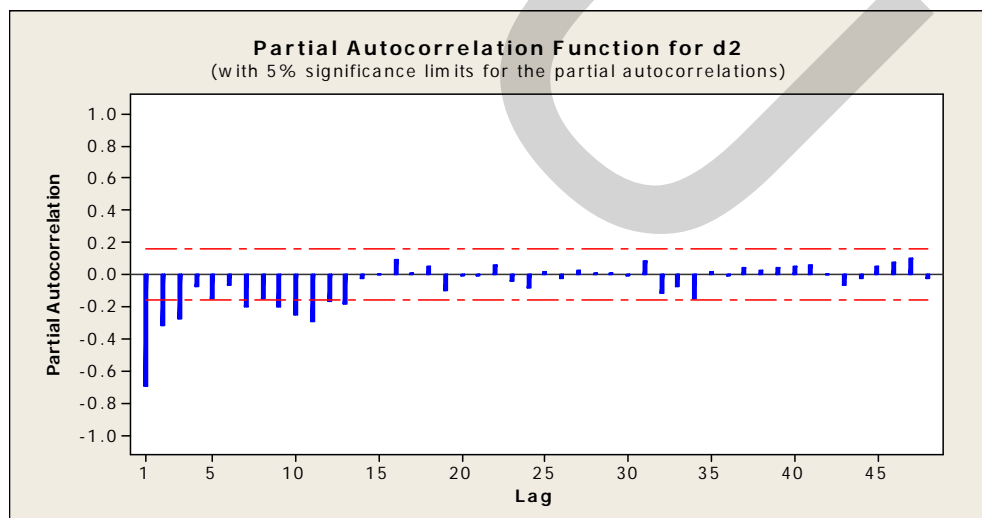
โดยมีค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบเป็นดังนี้ $\phi_1 = -0.6926$ และ $\theta = -0.0024$ ดังตารางที่ 4.1 เมื่อนำค่าประมาณพารามิเตอร์มาตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ พบว่ามีเพียง ϕ_1 เท่านั้นที่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 ดังนั้นตัวแบบบ็อกซ์เจนกินส์ หรือ ARIMA สำหรับพยากรณ์ปริมาณการจำหน่ายคอมเพรสเซอร์ในประเทศไทยจากตารางที่4.2 คือ

$$\ln y_t = -0.6926 \ln y_{t-1} + 2 \ln y_{t-1} + 1.3852 \ln y_{t-2} - \ln y_{t-2} - 0.6926 \ln y_{t-3} + \ln \varepsilon_t$$

จากตารางที่ 4.3 จากการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยตรวจสอบจากสหสัมพันธ์ของความคลาดเคลื่อน $[r_k(e_t)]$ ที่ได้จากการพยากรณ์ปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย ด้วยค่าสถิติ Box-Ljung พบว่า Q ที่ lag 48 เท่ากับ 48.9 ซึ่งน้อยกว่า $\chi^2_{0.05,47}$ ซึ่งมีค่าเท่ากับ 63.1671 แสดงให้เห็นว่าตัวแบบที่กำหนดนั้นเป็นตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย



รูปที่ 4.2 ค่า ACF ของผลต่างอันดับที่ 2 ของปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย



รูปที่ 4.3 ค่า PACF ของผลต่างอันดับที่ 2 ของปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย

ตารางที่ 4.1 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(1,2,0)

Analysis of Variance:				
	DF	Adj. Sum of Squares	Residual Variance	
Residuals	152	8.3688	0.0551	
Variables in the Model:				
	B	SEB	T-RATIO	APPROX. PROB.
AR1	-0.6926	0.0586	-11.83	0.000
CONSTANT	-0.0024	0.01891	-0.13	0.899

ตารางที่ 4.2 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(1,2,0) หลังปรับตัวแบบ

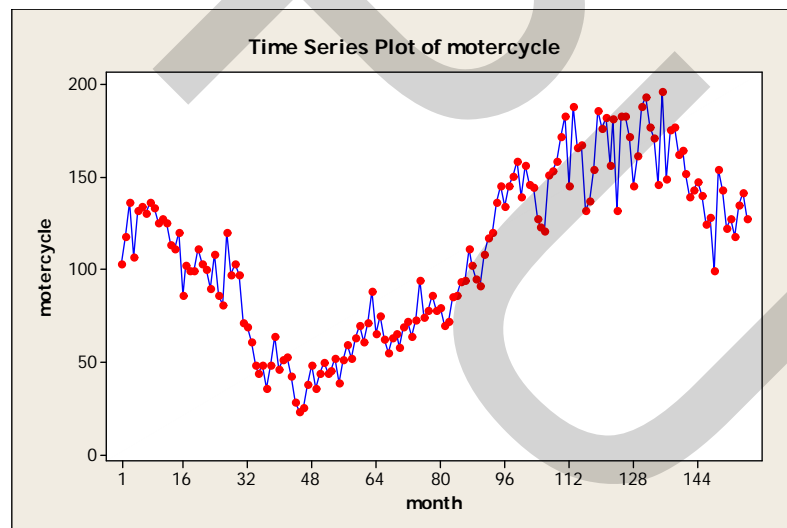
Analysis of Variance:				
	DF	Adj. Sum of Squares	Residual Variance	
Residuals	153	8.3698	0.0547	
Variables in the Model:				
	B	SEB	T-RATIO	APPROX. PROB.
AR1	-0.6926	0.0584	-11.87	0.000

ตารางที่ 4.3 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMA(1,2,0)

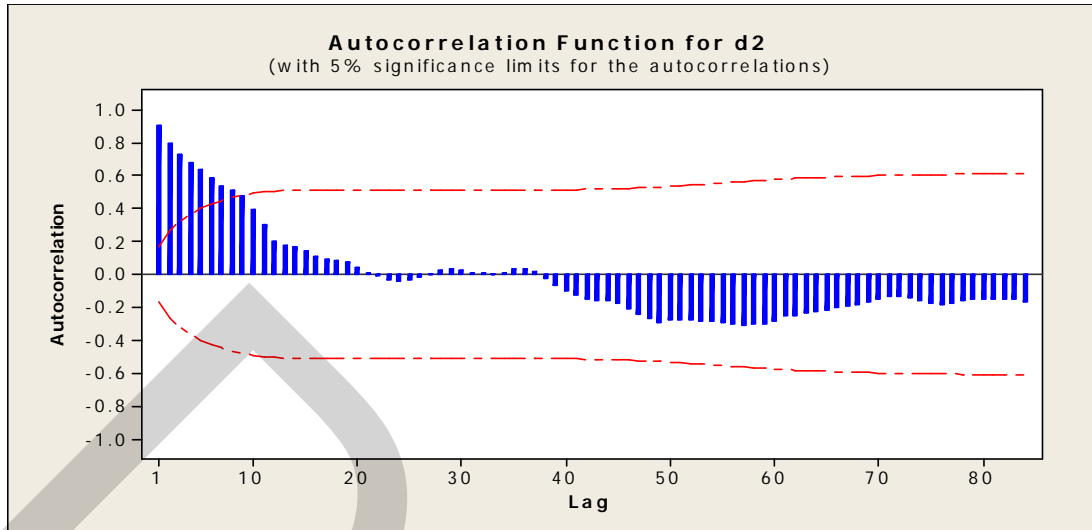
Autocorrelation Check of Residuals				
	Modified Box-Pierce	(Ljung-Box)	Chi-Square statistic	
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	28.4	38.0	43.9	48.9
DF	11	23	35	47
P-Value	0.003	0.026	0.143	0.397

4.1.2 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย

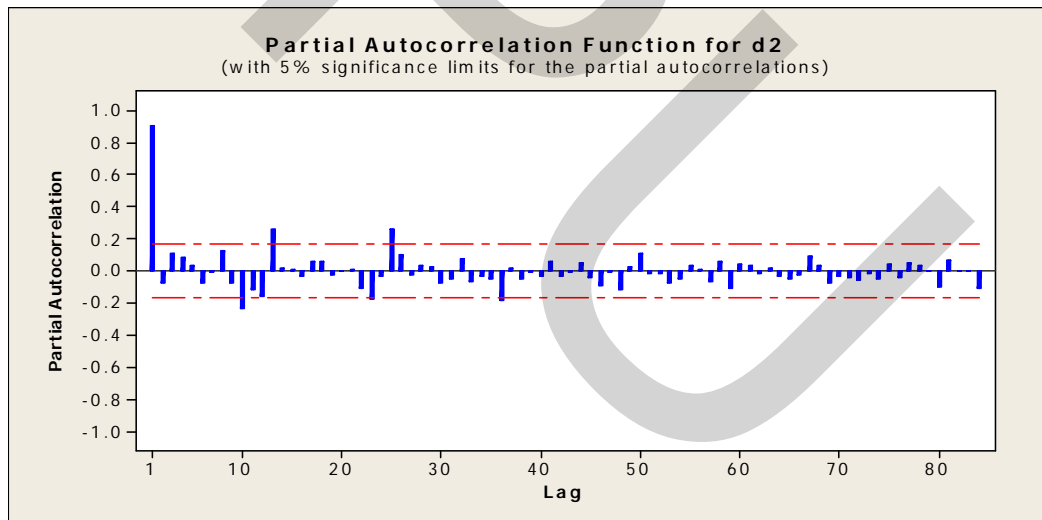
จากรูปที่ 4.4 พบว่าปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย มีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบคิวนิกโดยเมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของสมการการเคลื่อนไหวพบว่ามีค่า $R^2 = 0.8353$ และ $S.E.=18.2735$ แสดงว่าปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทยมีการเคลื่อนไหวในรูปแบบดังกล่าว และเนื่องจากข้อมูลมีความแปรปรวนไม่คงที่ จึงต้องทำการแปลงข้อมูลเป็นค่าลอการิทึมเพื่อปรับให้ความแปรปรวนของอนุกรมเวลาคงที่ ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทยดังกล่าว จะประกอบไปด้วยตัวแบบ 2 ส่วน ได้แก่ตัวแบบ $ARIMA(p,d,q)$ ซึ่งเป็นตัวแบบที่ใช้กับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม ส่วนที่สองได้แก่ ตัวแบบ $SARIMA(P,D,Q)_L$ ซึ่งเป็นตัวแบบที่ใช้กับอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาล เพื่อปรับให้ระดับของอนุกรมเวลาคงที่ หาผลต่างอันดับที่ 1 ($d=1$) สำหรับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม และหาผลต่างอันดับที่ 1 ($D=1$) ความยาวฤดูกาลเท่ากับ 12 ($L=12$) สำหรับตัวแบบที่ใช้กับอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาล



รูปที่ 4.4 การเคลื่อนไหวปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมกราคม 2538 ถึง เดือน ธันวาคม 2550



รูปที่ 4.5 ค่า ACF ของผลต่างอันดับที่ 1 สำหรับตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม และผลต่างอันดับที่ 1 สำหรับตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาลของปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย



รูปที่ 4.6 ค่า PACF ของผลต่างอันดับที่ 1 สำหรับตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม และผลต่างอันดับที่ 1 สำหรับตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาลของปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย

ตารางที่ 4.4 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂

Analysis of Variance:				
	DF	Adj. Sum of Squares	Residual Variance	
Residuals	141	2.8383	0.0201	
Variables in the Model:				
	B	SEB	T-RATIO	APPROX. PROB.
SAR 12	-0.4157	0.0797	-5.21	0.000
Constant	-0.00149	0.01186	-0.13	0.900

ตารางที่ 4.5 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂ หลังปรับตัวแบบ

Analysis of Variance:				
	DF	Adj. Sum of Squares	Residual Variance	
Residuals	153	2.83859	0.0200	
Variables in the Model:				
	B	SEB	T-RATIO	APPROX. PROB.
SAR 12	-0.4147	0.0795	-5.22	0.000

ตารางที่ 4.6 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMA(0,1,0)(1,1,0)₁₂

Autocorrelation Check of Residuals				
	Modified Box-Pierce	(Ljung-Box)	Chi-Square statistic	
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	15.4	34.8	45.5	53.5
DF	11	23	35	47
P-Value	0.166	0.054	0.109	0.238

จากรูปที่ 4.5 พบว่าฟังก์ชันสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (ACF) ของผลต่างอันดับที่ 1 ของค่าลอการิทึม สำหรับตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม และผลต่างอันดับที่ 1 สำหรับตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาลของปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ประเทศไทยมีลักษณะลดลงเป็นแนวโค้ง หรือลูกลงที่ค่อย ๆ หายไป แสดงว่าอนุกรมเวลาดังกล่าวเป็นแบบสเตชันนารี และเมื่อพิจารณาประกอบกับค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน (PACF) แล้ว พบว่า cuff off หลัง lag ที่ 1 ดังรูปที่ 4.6 ดังนั้นตัวแบบที่เป็นไปได้ของปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย คือ $ARIMA(0,1,0)(1,1,0)_{12}$ หรือ

$$y_t = \theta_0 + \phi_{12}y_{t-12} + y_{t-12} - \phi_{12}y_{t-24} + y_{t-1} - \phi_{12}y_{t-13} - y_{t-13} + \phi_{12}y_{t-25} + \varepsilon_t$$

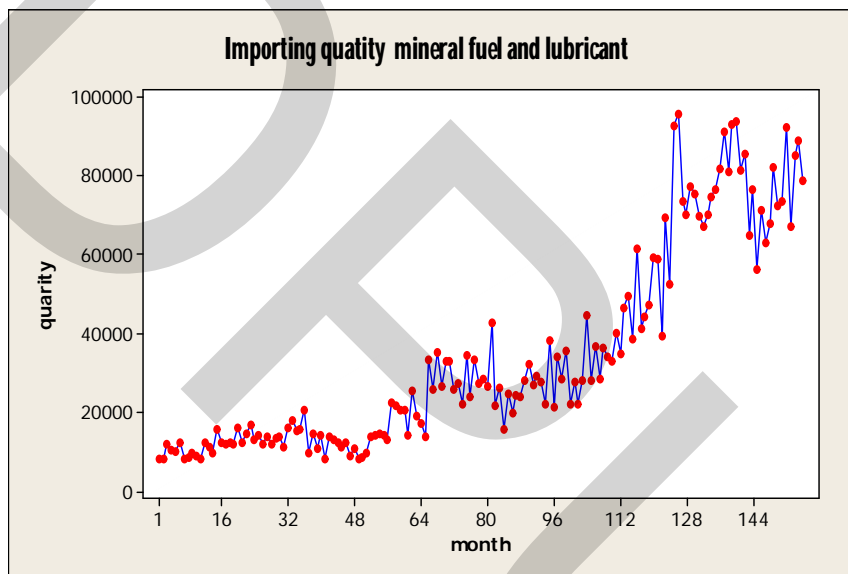
โดยมีค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบเป็นดังนี้ $\phi_1 = -0.4157$ และ $\theta = -0.00149$ ดังตารางที่ 4.4 เมื่อนำค่าประมาณพารามิเตอร์มาตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ พบว่ามีเพียง ϕ_1 เท่านั้นที่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 ดังนั้นตัวแบบบ็อกซ์-เจนกินส์ หรือ ARIMA สำหรับพยากรณ์ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทยจากรูปที่ 4.5 หลังปรับตัวแบบแล้ว คือ

$$\ln y_t = -0.4147 \ln y_{t-12} + \ln y_{t-12} + 0.4147 \ln y_{t-24} + \ln y_{t-1} + 0.4147 \ln y_{t-13} - \ln y_{t-13} - 0.4147 \ln y_{t-25} + \ln \varepsilon_t$$

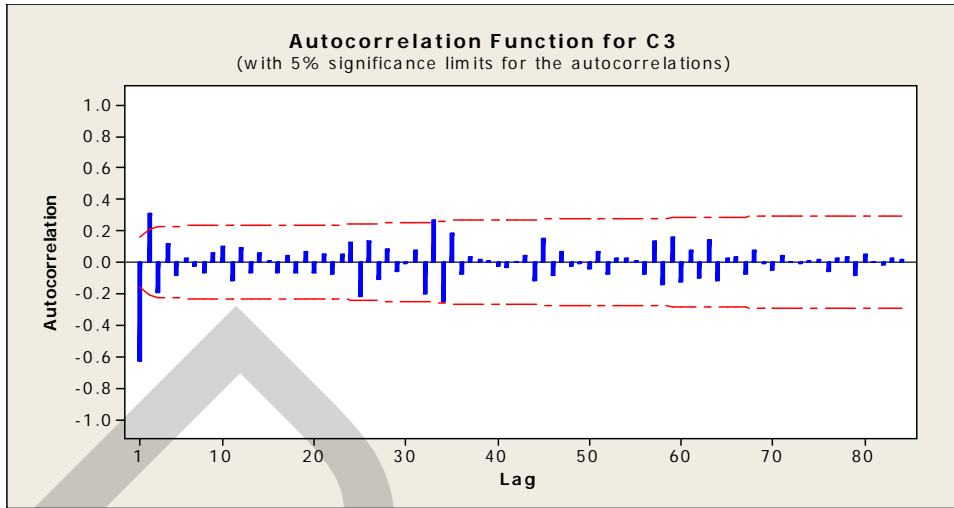
จากรูปที่ 4.6 จากการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยตรวจสอบจากสหสัมพันธ์ของความคลาดเคลื่อน $[r_k(e_t)]$ ที่ได้จากการพยากรณ์ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย ด้วยค่าสถิติ Box-Ljung พบว่า Q ที่ lag 48 เท่ากับ 53.5 ซึ่งน้อยกว่า $\chi^2_{0.05,47}$ ซึ่งมีค่าเท่ากับ 67.5048 แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่กำหนดนั้นเป็นตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย

4.1.3 ผลการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ของข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย

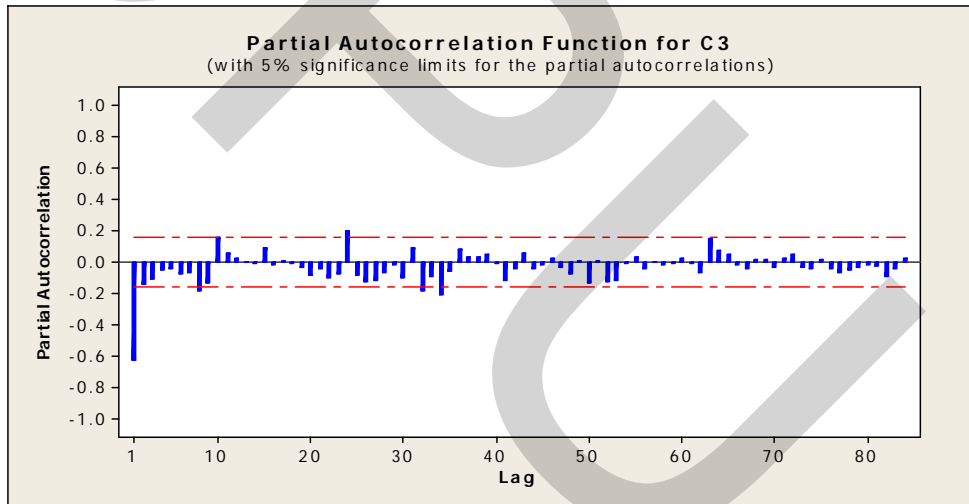
จากรูปที่ 4.7 พบว่าปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทยมีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล โดยเมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของสมการการเคลื่อนไหวพบว่ามีความสัมพันธ์ $R^2 = 0.80711$ และ $S.E. = 4.4966$ และเนื่องจากข้อมูลมีความแปรปรวนไม่คงที่ จึงต้องทำการแปลงข้อมูลเป็นค่าลอการิทึมเพื่อปรับให้ค่าความแปรปรวนของอนุกรมเวลาคงที่และหาผลต่างอันดับที่ 1 เพื่อปรับให้ระดับของอนุกรมเวลาคงที่



รูปที่ 4.7 การเคลื่อนไหวปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่น ในประเทศไทย ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2538 ถึง เดือน ธันวาคม 2550



รูปที่ 4.8 ค่า ACF ของผลต่างอันดับที่ 1 ของการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย



รูปที่ 4.9 ค่า PACF ของผลต่างอันดับที่ 1 ของการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย

ตารางที่ 4.7 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(1,1,0)

Analysis of Variance :				
	DF	Adj. Sum of Squares	Residual Variance	
Residuals	153	6.8230	0.0446	
Variables in the Model:				
	B	SEB	T-RATIO	APPROX. PROB.
AR 1	-0.6307	0.0628	-10.04	0.000
Constant	0.02419	0.01696	1.43	0.156

ตารางที่ 4.8 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(1,1,0) หลังปรับตัวแบบ

Analysis of Variance:				
	DF	Adj. Sum of Squares	Residual Variance	
Residuals	154	6.9131	0.0449	
Variables in the Model:				
	B	SEB	T-RATIO	APPROX. PROB.
AR1	-0.6256	0.0629	-9.94	0.000

ตารางที่ 4.9 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMA(1,1,0)

Autocorrelation Check of Residuals				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	19.5	31.2	52.9	63.5
DF	11	23	35	47
P-Value	0.053	0.117	0.027	0.055

จากรูปที่ 4.8 พบว่าฟังก์ชันสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (ACF) ของผลต่างอันดับที่ 1 ของค่าลอการิทึมของข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่น ในประเทศไทยมีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว แสดงว่าอนุกรมเวลาผลต่างอันดับที่ 1 ของค่าลอการิทึมของข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทยเป็นแบบสเตชันนารี และเมื่อพิจารณาประกอบกับค่าค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน (PACF) แล้ว พบว่า cuff off หลัง lag ที่ 1 ดังรูปที่ 4.9 ดังนั้นตัวแบบที่เป็นไปได้ของปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่น ในประเทศไทยที่เป็นไปได้ คือ ARIMA(1,1,0) หรือ

$$y_t = \theta_0 + y_{t-1} + \phi_1 y_{t-1} + \phi_1 y_{t-2} + \varepsilon_t$$

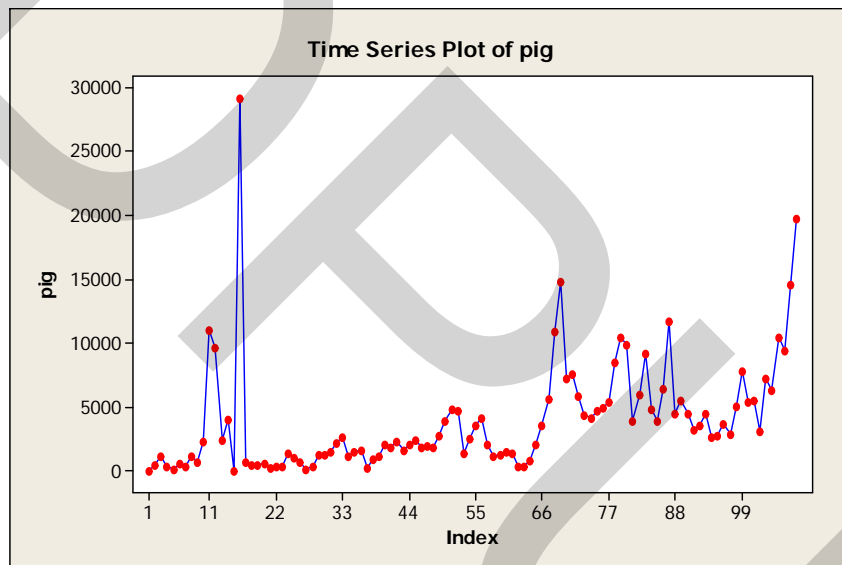
โดยมีค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบเป็นดังนี้ $\phi_1 = -0.6307$ และ $\sigma^2 = 0.02419$ ดังตารางที่ 4.7 เมื่อนำค่าประมาณพารามิเตอร์มาตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ พบว่ามีเพียง ϕ_1 เท่านั้นที่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 ดังนั้นตัวแบบบ็อกซ์-เจนกินส์ หรือ ARIMA สำหรับพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทยจากตารางที่ 4.8 หลังปรับตัวแบบแล้ว คือ

$$\ln y_t = \ln y_{t-1} - 0.6256 \ln y_{t-1} - 0.6256 \ln y_{t-2} + \ln \varepsilon_t$$

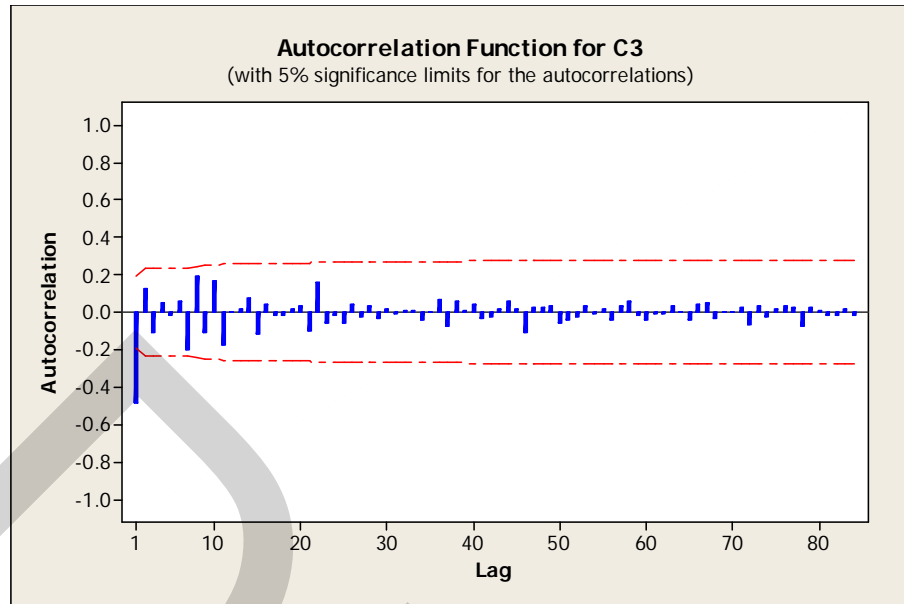
จากตารางที่ 4.9 จากการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยตรวจสอบจากสหสัมพันธ์ของความคลาดเคลื่อน $[r_k(e_t)]$ ที่ได้จากการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย ด้วยค่าสถิติ Box-Ljung พบว่า Q ที่ lag 48 เท่ากับ 63.5 ซึ่งน้อยกว่า $\chi^2_{0.05,47}$ ซึ่งมีค่าเท่ากับ 67.5048 แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่กำหนดนั้นเป็นตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่น ในประเทศไทย

4.1.4 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ของข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทยพบว่าข้อมูลมีการเคลื่อนไหวแบบไม่มีแบบแผน

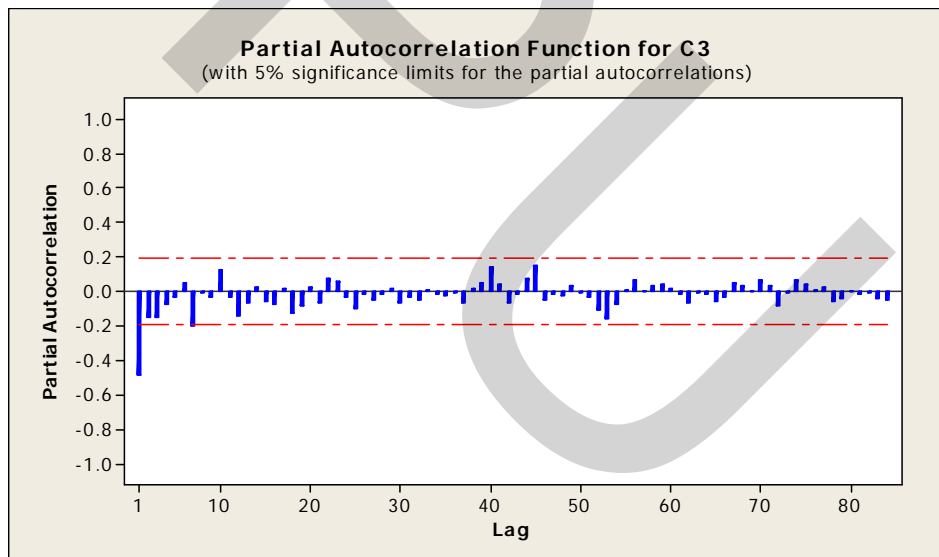
จากรูปที่ 4.10 พบว่าปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย มีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบไม่มีแบบแผน โดยเมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของสมการการเคลื่อนไหวพบว่าไม่สอดคล้องกับรูปแบบใดเลย และเนื่องจากข้อมูลมีความแปรปรวนไม่คงที่ จึงต้องทำการแปลงข้อมูลเป็นค่าลอการิทึมเพื่อปรับให้ความแปรปรวนของอนุกรมเวลาคงที่และหาผลต่างอันดับที่ 1 เพื่อปรับให้ระดับของอนุกรมเวลาคงที่



รูปที่ 4.10 การเคลื่อนไหวปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย ตั้งแต่ เดือน มกราคม 2543 ถึง เดือน ธันวาคม 2550



รูปที่ 4.11 ค่า ACF ของผลต่างอันดับที่ 1 ของปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทย



รูปที่ 4.12 ค่า PACF ของผลต่างอันดับที่ 1 ของปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทย

ตารางที่ 4.10 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(0,1,1)

Analysis of Variance :				
	DF	Adj. Sum of Squares	Residual Variance	
Residuals	105	88.9061	0.8467	
Variables in the Model:				
	B	SEB	T-RATIO	APPROX. PROB
MA 1	0.6378	0.0751	8.49	0.000
Constant	0.03834	0.03243	1.18	0.240

ตารางที่ 4.11 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA(0,1,1) หลังปรับตัวแบบ

Analysis of Variance :				
	DF	Adj. Sum of Squares	Residual Variance	
Residuals	106	89.9605	0.8487	
Variables in the Model:				
	B	SEB	T-RATIO	APPROX. PROB
MA 1	0.6192	0.0764	8.11	0.000

ตารางที่ 4.12 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMA(0,1,1)

Autocorrelation Check of Residuals				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	12.6	17.2	19.5	28.1
DF	11	23	35	47
P-Value	0.323	0.799	0.984	0.987

จากรูปที่ 4.11 พบว่าฟังก์ชันสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (ACF) ของผลต่างอันดับที่ 1 ของค่าลอการิทึมของข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว แสดงว่าอนุกรมเวลาผลต่างอันดับที่ 1 ของค่าลอการิทึมของข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย เป็นแบบสเตชันนารี และเมื่อพิจารณาประกอบกับค่าประมาณสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน(PACF) แล้ว พบว่า cuff off หลัง lag ที่ 1 ดังรูปที่ 4.12 ดังนั้นรูปแบบที่เป็นไปได้ของปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทยที่เป็นไปได้ คือ ARIMA(0,1,1) หรือ

$$y_t = y_{t-1} + \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

โดยมีค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบเป็นดังนี้ $\phi_1 = 0.6378$ และ $\theta = 0.03834$ ดังตารางที่ 4.10 เมื่อนำค่าประมาณพารามิเตอร์มาตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ พบว่ามีเพียง ϕ_1 เท่านั้นที่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 ดังนั้นตัวแบบบ็อกซ์-เจนกินส์ หรือ ARIMA สำหรับพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย จากตารางที่ 4.8 หลังปรับตัวแบบแล้ว คือ

$$\ln y_t = \ln y_{t-1} + \ln \varepsilon_t - 0.6192 \ln \varepsilon_{t-1}$$

จากตารางที่ 4.12 จากการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยตรวจสอบจากสหสัมพันธ์ของความคลาดเคลื่อน $[r_k(e_t)]$ ที่ได้จากการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตในประเทศไทย ด้วยค่าสถิติ Box-Ljung พบว่า Q ที่ lag 48 เท่ากับ 28.1 ซึ่งน้อยกว่า $\chi^2_{0.05,47}$ ซึ่งมีค่าเท่ากับ 67.5048 แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่กำหนดนั้นเป็นตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย

4.2 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิควิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน

4.2.1 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย

ตารางที่ 4.13 ค่า RMSE ของการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทยด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน

โครงข่าย	โมเมนตัม		
	0.5	0.7	0.9
10_5_1	45.699	45.699	45.876
10_10_1	35.162	35.162	35.162
10_15_1	38.390	35.569	35.555
10_20_1	34.624	34.623	34.620
10_40_1	29.945	29.945	29.945
10_80_1	26.515	26.468	25.940
15_5_1	45.205	46.621	47.969
15_10_1	45.167	47.992	45.332
15_15_1	40.897	44.085	43.764
15_20_1	36.280	36.270	35.610
15_40_1	34.145	34.157	36.896
15_80_1	36.896	37.758	32.160
20_5_1	46.037	46.037	45.970
20_10_1	41.187	37.927	36.568
20_15_1	40.155	35.554	35.774
20_20_1	38.371	35.550	35.493
20_40_1	35.598	34.905	32.650
20_80_1	47.969	47.969	27.872

เมื่อใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ ย้อนหลังเป็นข้อมูลอินพุท โครงข่ายที่เหมาะสมคือ 10?80?1

4.2.2 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย

ตารางที่ 4.14 ค่า RMSE ของการพยากรณ์ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย ด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน

โครงข่าย	โมเมนตัม		
	0.5	0.7	0.9
10_5_1	18.913	19.658	21.315
10_10_1	15.731	15.731	15.731
10_15_1	14.954	14.954	16.111
10_20_1	15.096	15.089	15.469
10_40_1	15.959	16.821	16.315
10_80_1	10.681	10.681	10.681
15_5_1	19.977	19.977	19.977
15_10_1	17.201	17.207	19.803
15_15_1	16.132	16.157	17.094
15_20_1	15.301	15.342	15.525
15_40_1	13.844	13.924	15.749
15_80_1	13.085	13.982	14.622
20_5_1	20.799	20.799	20.799
20_10_1	15.256	15.783	14.934
20_15_1	13.936	13.936	13.936
20_20_1	12.940	12.941	13.382
20_40_1	11.447	11.445	11.824
20_80_1	6.916	6.907	6.912

เมื่อใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ ย้อนหลังเป็นข้อมูลอินพุท โครงข่ายที่เหมาะสมคือ 20?80?1

4.2.3 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชันของข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย

ตารางที่ 4.15 ค่า RMSE ของการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทยด้วยวิธีข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน

โครงข่าย	โมเมนตัม		
	0.5	0.7	0.9
10_5_1	7267.584	7275.328	7548.599
10_10_1	7323.725	7504.969	7216.107
10_15_1	7217.123	7217.123	7217.123
10_20_1	7377.184	7518.863	7398.418
10_40_1	7245.811	7127.144	7565.075
10_80_1	6792.865	6792.865	6951.947
15_5_1	7798.863	7798.863	7798.864
15_10_1	7713.497	7712.355	7660.216
15_15_1	7698.568	7696.869	7666.362
15_20_1	6834.861	6834.803	6834.292
15_40_1	7245.811	7127.144	7565.075
15_80_1	6951.947	6792.865	6951.947
20_5_1	8257.447	8174.510	8355.157
20_10_1	7962.968	8046.720	7858.964
20_15_1	7904.984	8073.634	8451.666
20_20_1	7856.099	7964.138	7914.994
20_40_1	7641.466	7883.831	8468.936
20_80_1	7964.138	8107.929	6333.984

เมื่อใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นย้อนหลังเป็นข้อมูลอินพุท โครงข่ายที่เหมาะสมคือ 20?80?1

4.2.4 ผลการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชันของข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตในประเทศไทย

ตารางที่ 4.16 ค่า RMSE ของการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทยด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน

โครงข่าย	โมเมนตัม		
	0.5	0.7	0.9
10_5_1	3971.763	4068.143	3971.428
10_10_1	3835.665	3835.507	3928.219
10_15_1	3831.345	3823.570	3782.196
10_20_1	3837.759	3823.962	3769.638
10_40_1	7091.113	6441.108	7501.092
10_80_1	7091.113	6441.108	6441.108
15_5_1	4276.757	4276.922	4285.324
15_10_1	3656.340	4021.472	4022.276
15_15_1	3656.340	3656.340	3656.340
15_20_1	3965.388	3963.983	3957.526
15_40_1	6123.131	6120.830	5925.250
15_80_1	6093.020	6091.038	5991.769
20_5_1	2538.250	2538.267	2564.737
20_10_1	2444.182	2538.267	2456.329
20_15_1	2422.171	2422.149	2421.737
20_20_1	2181.155	2180.995	2179.583
20_40_1	5401.192	5401.168	5400.562
20_80_1	5318.351	5318.334	5317.764

เมื่อใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทย ย้อนหลังเป็นข้อมูลอินพุท โครงข่ายที่เหมาะสมคือ 20?20?1

4.3 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน

ในการวัดค่าความถูกต้องระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์โดยใช้ตัวสถิติ MAD และ RMSE ในการตรวจสอบความถูกต้อง

ตารางที่ 4.17 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วย เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน ของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย

ค่า	ตัวแบบ		อัตราส่วนเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนของทั้ง 2 วิธี
	เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีโครงข่ายเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน	
MAD	36.730	18.739	1.96 : 1
RMSE	45.855	25.940	1.77 : 1

ตารางที่ 4.17 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ของปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย ระหว่างเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และวิธีโครงข่ายเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน พบว่าวิธีโครงข่ายเรเดียลเบชีสฟังก์ชันมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยให้ค่า MAD และ RMSE ต่ำกว่าเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และเมื่อพิจารณาอัตราส่วนเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างทั้ง 2 วิธี พบว่า เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ ให้ค่า MAD และ RMSE สูงกว่า วิธีโครงข่ายเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน ประมาณ 1.96 และ 1.77 เท่าตามลำดับ

ตารางที่ 4.18 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน ของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย

ค่า	ตัวแบบ		อัตราส่วนเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนของทั้ง 2 วิธี
	เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีโครงข่ายเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน	
MAD	104.430	4.057	25.74 : 1
RMSE	119.007	6.907	17.23 : 1

ตารางที่ 4.18 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ของปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทยระหว่างเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน พบว่า วิธี

โครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่า เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยให้ค่า MAD และ RMSE ต่ำกว่าเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และเมื่อพิจารณาอัตราส่วนเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างทั้ง 2 วิธี พบว่า เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ ให้ค่าความคลาดเคลื่อนสูงกว่า วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ประมาณ 25.74 และ 17.23 เท่าตามลำดับ

ตารางที่ 4.19 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ของข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย

ค่า	ตัวแบบ		อัตราส่วนเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนของทั้ง 2 วิธี
	เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน	
MAD	10,030.735	4,285.550	2.34 : 1
RMSE	12,974.734	6,333.984	2.05 : 1

ตารางที่ 4.19 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ของข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทยระหว่างเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน พบว่า วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่า เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์โดยให้ค่าMAD และ RMSE ต่ำกว่า เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และเมื่อพิจารณาอัตราส่วนเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างทั้ง 2 วิธี พบว่า เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ ให้ค่าความคลาดเคลื่อนสูงกว่า วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ประมาณ 2.34 และ 2.05 เท่าตามลำดับ

ตารางที่ 4.20 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทย

ค่า	ตัวแบบ		อัตราส่วนเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนของทั้ง 2 วิธี
	เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์	วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน	
MAD	2,767.465	1,459.955	1.90 : 1
RMSE	4,696.204	2,179.583	2.15 : 1

ตารางที่ 4.20 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ของข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิตของประเทศไทยระหว่างเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และ วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน พบว่า วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่า เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยให้ค่า MAD และ RMSE ต่ำกว่าเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ และเมื่อพิจารณาอัตราส่วนเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างทั้ง 2 วิธี พบว่า เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ ให้ค่าความคลาดเคลื่อนสูงกว่า วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันประมาณ 1.90 และ 2.15 เท่าตามลำดับ



บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะแบ่งเนื้อหาออกเป็น 2 ส่วน คือ

1. สรุปผลการวิจัย
2. อภิปรายผล
3. ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

ในงานวิจัยเรื่อง การเปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์เชิงสถิติ เมื่อข้อมูลมีการเคลื่อนไหวแบบไม่เชิงเส้น มีจุดประสงค์เพื่อ เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ เมื่อข้อมูลมีลักษณะไม่เชิงเส้น 4 รูปแบบได้แก่ รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบควอดเรติก(Quadratic) รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบคิวบิก(Cubic) รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล(Exponential) และ รูปแบบการเคลื่อนไหวที่ไม่มีแบบแผน(Unpattern) ระหว่างตัวแบบที่ได้จาก เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบบ็อกซ์และเจนกินส์ และตัวแบบที่ได้จากวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน โดยใช้ข้อมูล ปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ ปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่น และปริมาณการส่งออกสุกรมี่ชีวิต ในประเทศไทย เป็นกรณีศึกษา โดยใช้ค่า MAD และ RMSE ในการตรวจสอบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ผลการวิจัยสามารถสรุปได้ดังนี้

5.1.1 จากการศึกษา 4 ตัวแบบที่ได้จากวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ และวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์เป็นดังนี้

5.1.1.1 ปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ ในประเทศไทย

(1) วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ตัวแบบที่เหมาะสมคือ

$$\ln y_t = -0.6926 \ln y_{t-1} + 2 \ln y_{t-1} + 1.3852 \ln y_{t-2} - \ln y_{t-2} - 0.6926 \ln y_{t-3} + \ln \varepsilon_t$$

(2) วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน

เมื่อใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ย้อนหลังเป็นข้อมูลอินพุท โครงข่ายที่เหมาะสมคือ 10?80?1

5.1.1.2 ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์จักรยานยนต์ในประเทศไทย

(1) วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ตัวแบบที่เหมาะสมคือ

$$\ln y_t = -0.4147 \ln y_{t-12} + \ln y_{t-12} + 0.4147 \ln y_{t-24} + \ln y_{t-1} + 0.4147 \ln y_{t-13} - \ln y_{t-13} - 0.4147 \ln y_{t-25} + \ln \varepsilon_t$$

(2) วิธีโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน

เมื่อใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการจำหน่ายรถยนต์จักรยานยนต์ย้อนหลังเป็นข้อมูลอินพุท โครงข่ายที่เหมาะสมคือ 20?80?1

5.1.1.3 ปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นใน

ประเทศไทย

(1) วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ตัวแบบที่เหมาะสมคือ

$$\ln y_t = \ln y_{t-1} - 0.6256 \ln y_{t-1} - 0.6256 \ln y_{t-2} + \ln \varepsilon_t$$

(2) วิธีโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน

เมื่อใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นย้อนหลังเป็นข้อมูลอินพุท โครงข่ายที่เหมาะสมคือ 20?80?1

5.1.1.4 ปริมาณการส่งออกสุกรมมีชีวิตของประเทศไทย

(1) วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ ตัวแบบที่เหมาะสมคือ

$$\ln y_t = \ln y_{t-1} + \ln \varepsilon_t - 0.6192 \ln \varepsilon_{t-1}$$

(2) วิธีโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน

เมื่อใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสุกรมมีชีวิตของประเทศไทย ย้อนหลังเป็นข้อมูลอินพุท โครงข่ายที่เหมาะสมคือ 20?20?1

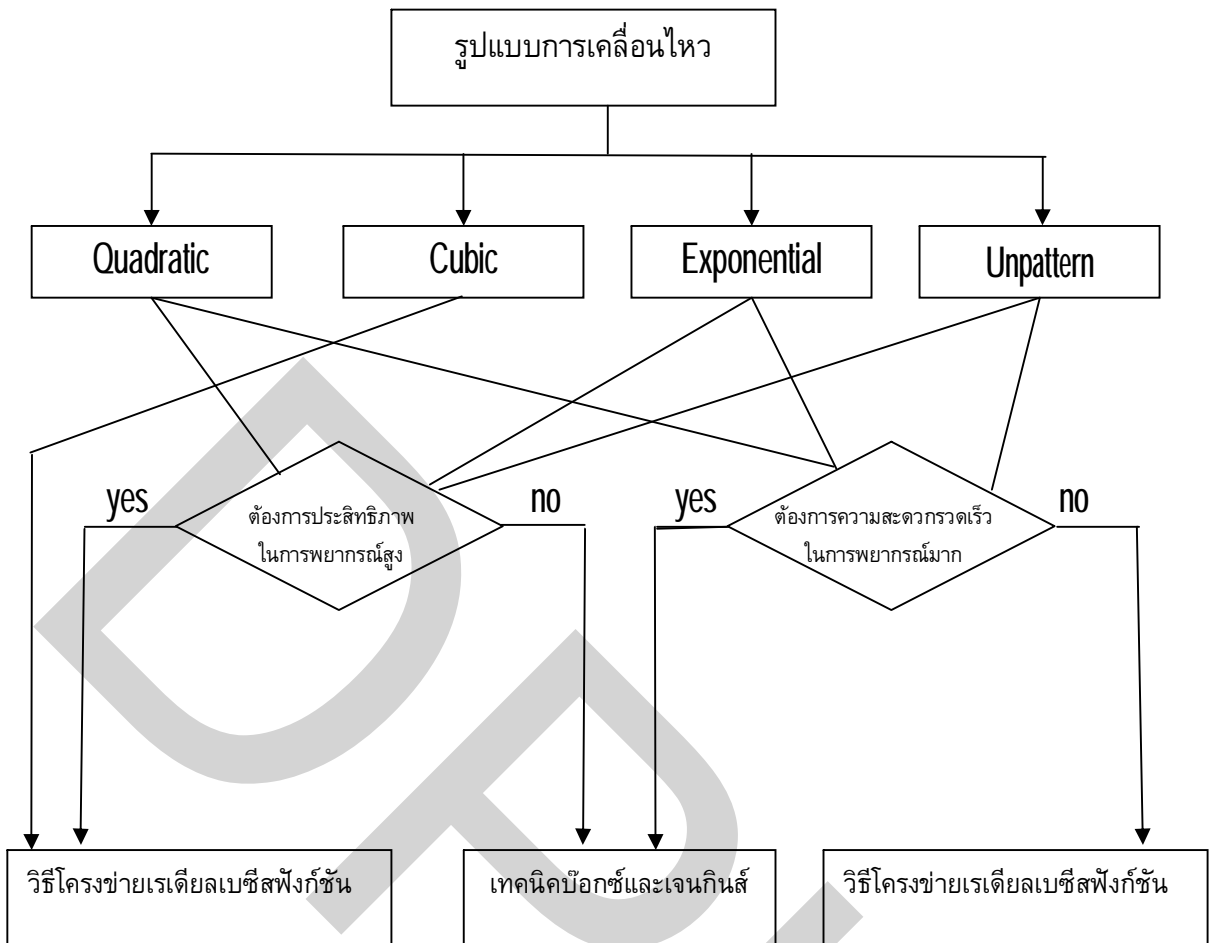
5.1.2 จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์จะพบว่าเทคนิคโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชันมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีกว่าเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบ

บ็อกซ์-เจนกินส์ ในกรณีที่ข้อมูลมีการเคลื่อนไหวแบบไม่เชิงเส้นในทุกรูปแบบเนื่องจากให้ค่า MAD และ RMSE ต่ำในทุกข้อมูล

5.2 อภิปรายผล

จากผลการศึกษาเห็นได้ว่าวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีรูปแบบการเคลื่อนไหวแบบไม่เชิงเส้นเนื่องจากวิธีดังกล่าวให้ค่าสถิติ RMSE ต่ำกว่า เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ ในทุกรูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูล แต่ทั้งนี้วิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ยังมีข้อจำกัดในด้านความสะดวก และรวดเร็วในการวิเคราะห์ข้อมูล และเป็นวิธีที่จะต้องใช้เวลาในการวิเคราะห์ข้อมูลมากกว่าเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ เพราะจะต้องทำการฝึกหัดโครงข่ายหลาย ๆ โครงข่ายจนกว่าจะได้โครงข่ายที่เหมาะสม ประกอบกับโปรแกรมที่ใช้ในการประมวลผลก็ยังไม่ค่อยเป็นที่รู้จักเท่าใดนัก ส่วนเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ อาจเป็นวิธีการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพต่ำกว่า แต่ก็ยังเป็นวิธีที่สะดวกและรวดเร็วในการวิเคราะห์ข้อมูล เนื่องจากเป็นวิธีที่เป็นที่รู้จักกันอย่างแพร่หลาย อีกทั้งยังมีซอฟต์แวร์ในการวิเคราะห์ข้อมูลและประมวลผลหลายตัว เช่น โปรแกรม SPSS MINITAP ฯลฯ และเมื่อพิจารณาจากค่าอัตราส่วนเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนจะเห็นว่าข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย ซึ่งมีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบควอดเรติก ข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่น ซึ่งมีการเคลื่อนไหวแบบเอ็กโปเนนเชียล และ ข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย ซึ่งมีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบไม่มีแบบแผน ซึ่งข้อมูลทั้ง 3 แบบนี้ให้ค่า MAD จากเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์สูงกว่าวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน เพียง 1.96, 2.34 และ 1.90 เท่าตามลำดับ ส่วน ค่า RMSE จากเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์สูงกว่าวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน เพียง 1.77, 2.05 และ 2.15 เท่า ตามลำดับเท่านั้น และค่า MAD และ RMSE ที่คำนวณได้นั้นมีค่าใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่าในงานด้านการพยากรณ์ข้อมูล หากต้องการความสะดวกและรวดเร็วในการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีรูปแบบการเคลื่อนไหวแบบไม่เชิงเส้นทั้ง 3 แบบดังกล่าว อาจใช้เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์แทนวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันได้ ส่วนปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย ซึ่งมีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบคิวบิก จะเห็นว่าให้ค่า MAD จากเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์สูงกว่าวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันถึง 25.74 เท่า ส่วนค่า RMSE จากเทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์สูงกว่าวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ถึง 17.23 เท่า แสดงว่าอนุกรมเวลาที่มีรูปแบบการเคลื่อนไหวแบบคิวบิก เหมาะที่จะใช้เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน และไม่เหมาะที่จะใช้เทคนิคบ็อกซ์และเจนกินส์ในการพยากรณ์

โดยในงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้สรุปเป็นแผนภาพในการตัดสินใจเลือกใช้เทคนิคการพยากรณ์ให้เหมาะสมกับความต้องการ ในการนำไปใช้งานดังรูปที่ 5.1



รูปที่5.1 แผนภาพในการตัดสินใจเลือกใช้เทคนิคการพยากรณ์ให้เหมาะสมกับความต้องการในการนำไปใช้งาน

5.3 ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาปัจจัยนำเข้าเพียงตัวแปรเดียว ซึ่งในงานวิจัยครั้งต่อไปควรมีการเพิ่มตัวแปรอิสระ เข้ามาร่วมพิจารณาซึ่งอาจจะทำให้ความถูกต้องในการพยากรณ์สูงขึ้น

บรรณานุกรม

กัญญารัตน์ บุษบรณ. 2540. "ตัวแบบสำหรับการพยากรณ์จำนวนคนไข้ในของโรงพยาบาลขนาดใหญ่ 3 โรงพยาบาล." วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์ บัณฑิตวิทยาลัย, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

ทรงศิริ แต่สมบัติ. 2539. เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ. กรุงเทพฯ : ฟิสิกส์เซ็นเตอร์.

ทัตดาว แนบเนียน. 2545. "การเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ : กรณีศึกษา อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ." วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์ บัณฑิตวิทยาลัย, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

ประกายรัตน์ สุวรรณ. 2539. "การเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลโดยวิธีนิรอลเน็ตเวิร์คแบบแบ็คพรอพพะเช็ชกับวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์." รายงานการศึกษาคณะปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์, มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

เพ็ญพรรณ ไข้วอดเจริญ. 2541. "การจดจำอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบจำลองอะแดปทีฟโซแนทซ์เทียร์." วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

พรทิพย์ ฉัตรชัยพันธ์. 2548. " การเปรียบเทียบการพยากรณ์ราคาขายพาราโดยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธีทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม" วิทยานิพนธ์ วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

ศุภัทรา สุนทรากัย. 2539. "การพัฒนาเครื่องมือซอฟต์แวร์ในการจำลองการทำงานของนิรอลเน็ตเวิร์ค." วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

สมเกียรติ เกตุเอี่ยม. (2548) เทคนิคการพยากรณ์. สงขลา : มหาวิทยาลัยทักษิณ

สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. "ข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิต" แหล่งที่มา : <http://www.oae.go.th>

ธนาคารแห่งประเทศไทย. "ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์" หมวดสถิติเศรษฐกิจและการเงิน แหล่งที่มา : [http:// bot.or.th](http://bot.or.th)

ธนาคารแห่งประเทศไทย. "ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์" หมวดสถิติเศรษฐกิจและการเงิน แหล่งที่มา : [http:// bot.or.th](http://bot.or.th)

ธนาคารแห่งประเทศไทย. "ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่น" หมวดสถิติเศรษฐกิจและการเงิน แหล่งที่มา : [http:// bot.or.th](http://bot.or.th)

C.H.Wei.(2008) "Chapter 4 Least-Mean-Square Algorithm." Adaptive Signal Processing. From <http://cwww.ee.nctu.edu.tw/course/asp/>

Delurgio, S.A. 1998. **Forecasting Principles and Applications**. Singapore : Mc Graw-Hill companies.

De Matos, G. 1994. " Neural Networks for forecasting Foreign Exchange Rates." M.Sc. thesis, the University of Manitoba, Canada.

Helmer, R.M. and J.K. Johansson. 1977. "An Exposition of Box-Jenkins Transfer Function Analysis with an Application to the Advertising-Sales Relationship." **J. of Marketing Research** 14 : 227-239

K. Warwick and R. Craddock.(1996) An Introduction to Radial Basis Function for system identification : a comparison with other neural network methods. Conference on Decision and Control, pp 464-469.

Makridakis, S., S.C. Wheelwright and R.J. Hyndman. 1998. Forecasting : Method and Applications. 3rd ed. New York : John Wiley and Sons.

ภาคผนวก ก

คำพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวทั้ง 4 รูปแบบ

ตารางที่ ก ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 ช่วงเวลาของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย

เดือน/ปี	ค่าพยากรณ์(พันเครื่อง)
มกราคม 2551	391.0415
กุมภาพันธ์ 2551	354.2895
มีนาคม 2551	422.8556
เมษายน 2551	408.5708
พฤษภาคม 2551	347.4984
มิถุนายน 2551	363.2511
กรกฎาคม 2551	350.7072
สิงหาคม 2551	369.9597
กันยายน 2551	364.34
ตุลาคม 2551	371.0269
พฤศจิกายน 2551	366.2646
ธันวาคม 2551	382.0184

ตารางที่ ข ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 ช่วงเวลาของข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย

เดือน/ปี	ค่าพยากรณ์(พันเครื่อง)
มกราคม 2551	125.5529
กุมภาพันธ์ 2551	134.9679
มีนาคม 2551	140.647
เมษายน 2551	146.3855
พฤษภาคม 2551	154.0089
มิถุนายน 2551	155.6787
กรกฎาคม 2551	167.5888
สิงหาคม 2551	161.5822
กันยายน 2551	165.5682
ตุลาคม 2551	171.0833
พฤศจิกายน 2551	175.9445
ธันวาคม 2551	181.1752

ตารางที่ ค ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 ช่วงเวลาของข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติ
และสารหล่อลื่นในประเทศไทย

เดือน/ปี	ค่าพยากรณ์(ล้านบาท)
มกราคม 2551	28,300.53
กุมภาพันธ์ 2551	14,619.3
มีนาคม 2551	14,636.07
เมษายน 2551	14,617.2
พฤษภาคม 2551	14,714.5
มิถุนายน 2551	19,310.63
กรกฎาคม 2551	28,399.39
สิงหาคม 2551	28,346.32
กันยายน 2551	14,672.15
ตุลาคม 2551	14,688.76
พฤศจิกายน 2551	14,773.47
ธันวาคม 2551	19,374.84

ตารางที่ ง ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 ช่วงเวลาของข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกร
มีชีวิตของประเทศไทย

เดือน/ปี	ค่าพยากรณ์(ตัว)
มกราคม 2551	9,582.577
กุมภาพันธ์ 2551	7,910.434
มีนาคม 2551	6,144.385
เมษายน 2551	5,926.858
พฤษภาคม 2551	5,523.738
มิถุนายน 2551	5,560.197
กรกฎาคม 2551	5,221.207
สิงหาคม 2551	4,830.264
กันยายน 2551	4,625.628
ตุลาคม 2551	3,371.251
พฤศจิกายน 2551	3,815.489
ธันวาคม 2551	3,827.061

ภาคผนวก ข

ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย

ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย

ข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย

ข้อมูลปริมาณการส่งออกสุกรมีชีวิตของประเทศไทย

ตารางที่ ๑ ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายคอมพิวเตอร์ในประเทศไทย ตั้งแต่ เดือน มกราคม พ.ศ. 2538 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ.2550 รวม 156 เดือน (หน่วย : พันเครื่อง)

เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน
มกราคม	2538	213	กรกฎาคม	2540	251	มกราคม	2543	127
กุมภาพันธ์	2538	234	สิงหาคม	2540	200	กุมภาพันธ์	2543	131
มีนาคม	2538	301	กันยายน	2540	244	มีนาคม	2543	197
เมษายน	2538	226	ตุลาคม	2540	135	เมษายน	2543	194
พฤษภาคม	2538	213	พฤศจิกายน	2540	120	พฤษภาคม	2543	165
มิถุนายน	2538	241	ธันวาคม	2540	165	มิถุนายน	2543	181
กรกฎาคม	2538	203	มกราคม	2541	223	กรกฎาคม	2543	111
สิงหาคม	2538	191	กุมภาพันธ์	2541	204	สิงหาคม	2543	114
กันยายน	2538	241	มีนาคม	2541	250	กันยายน	2543	114
ตุลาคม	2538	164	เมษายน	2541	204	ตุลาคม	2543	130
พฤศจิกายน	2538	218	พฤษภาคม	2541	182	พฤศจิกายน	2543	197
ธันวาคม	2538	183	มิถุนายน	2541	213	ธันวาคม	2543	175
มกราคม	2539	224	กรกฎาคม	2541	190	มกราคม	2544	156
กุมภาพันธ์	2539	236	สิงหาคม	2541	142	กุมภาพันธ์	2544	228
มีนาคม	2539	266	กันยายน	2541	149	มีนาคม	2544	220
เมษายน	2539	235	ตุลาคม	2541	151	เมษายน	2544	220
พฤษภาคม	2539	211	พฤศจิกายน	2541	140	พฤษภาคม	2544	202
มิถุนายน	2539	210	ธันวาคม	2541	151	มิถุนายน	2544	152
กรกฎาคม	2539	182	มกราคม	2542	140	กรกฎาคม	2544	139
สิงหาคม	2539	146	กุมภาพันธ์	2542	168	สิงหาคม	2544	144
กันยายน	2539	148	มีนาคม	2542	182	กันยายน	2544	133
ตุลาคม	2539	128	เมษายน	2542	143	ตุลาคม	2544	123
พฤศจิกายน	2539	125	พฤษภาคม	2542	129	พฤศจิกายน	2544	143
ธันวาคม	2539	98	มิถุนายน	2542	94	ธันวาคม	2544	149
มกราคม	2540	231	กรกฎาคม	2542	104	มกราคม	2545	189
กุมภาพันธ์	2540	227	สิงหาคม	2542	92	กุมภาพันธ์	2545	283
มีนาคม	2540	294	กันยายน	2542	101	มีนาคม	2545	156
เมษายน	2540	199	ตุลาคม	2542	102	เมษายน	2545	228
พฤษภาคม	2540	340	พฤศจิกายน	2542	90	พฤษภาคม	2545	178
มิถุนายน	2540	284	ธันวาคม	2542	93	มิถุนายน	2545	227

ตารางที่ จ (ต่อ)

เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน
กรกฎาคม	2545	165	มกราคม	2548	335	กรกฎาคม	2550	377
สิงหาคม	2545	154	กุมภาพันธ์	2548	336	สิงหาคม	2550	385
กันยายน	2545	154	มีนาคม	2548	398	กันยายน	2550	351
ตุลาคม	2545	150	เมษายน	2548	307	ตุลาคม	2550	360
พฤศจิกายน	2545	153	พฤษภาคม	2548	389	พฤศจิกายน	2550	366
ธันวาคม	2545	168	มิถุนายน	2548	355	ธันวาคม	2550	328
มกราคม	2546	214	กรกฎาคม	2548	358			
กุมภาพันธ์	2546	219	สิงหาคม	2548	367			
มีนาคม	2546	251	กันยายน	2548	364			
เมษายน	2546	221	ตุลาคม	2548	328			
พฤษภาคม	2546	238	พฤศจิกายน	2548	327			
มิถุนายน	2546	217	ธันวาคม	2548	328			
กรกฎาคม	2546	191	มกราคม	2549	390			
สิงหาคม	2546	181	กุมภาพันธ์	2549	400			
กันยายน	2546	190	มีนาคม	2549	507			
ตุลาคม	2546	203	เมษายน	2549	369			
พฤศจิกายน	2546	201	พฤษภาคม	2549	389			
ธันวาคม	2546	224	มิถุนายน	2549	383			
มกราคม	2547	243	กรกฎาคม	2549	343			
กุมภาพันธ์	2547	278	สิงหาคม	2549	356			
มีนาคม	2547	281	กันยายน	2549	338			
เมษายน	2547	258	ตุลาคม	2549	352			
พฤษภาคม	2547	252	พฤศจิกายน	2549	401			
มิถุนายน	2547	281	ธันวาคม	2549	329			
กรกฎาคม	2547	347	มกราคม	2550	383			
สิงหาคม	2547	313	กุมภาพันธ์	2550	354			
กันยายน	2547	346	มีนาคม	2550	396			
ตุลาคม	2547	330	เมษายน	2550	332			
พฤศจิกายน	2547	387	พฤษภาคม	2550	392			
ธันวาคม	2547	336	มิถุนายน	2550	380			

ตารางที่ ๑ ข้อมูลปริมาณการจำหน่ายรถจักรยานยนต์ในประเทศไทย ตั้งแต่ เดือน มกราคม พ.ศ. 2538 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2550 รวม 156 เดือน (หน่วย : พันเครื่อง)

เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน
มกราคม	2538	103	กรกฎาคม	2540	71	มกราคม	2543	61
กุมภาพันธ์	2538	117.85	สิงหาคม	2540	69	กุมภาพันธ์	2543	71
มีนาคม	2538	136	กันยายน	2540	61	มีนาคม	2543	88
เมษายน	2538	107	ตุลาคม	2540	48	เมษายน	2543	65
พฤษภาคม	2538	132	พฤศจิกายน	2540	44	พฤษภาคม	2543	75
มิถุนายน	2538	134	ธันวาคม	2540	48	มิถุนายน	2543	62
กรกฎาคม	2538	130	มกราคม	2541	36	กรกฎาคม	2543	55
สิงหาคม	2538	136	กุมภาพันธ์	2541	48	สิงหาคม	2543	63
กันยายน	2538	133	มีนาคม	2541	64	กันยายน	2543	65
ตุลาคม	2538	125	เมษายน	2541	46	ตุลาคม	2543	58
พฤศจิกายน	2538	127	พฤษภาคม	2541	51	พฤศจิกายน	2543	69
ธันวาคม	2538	125	มิถุนายน	2541	53	ธันวาคม	2543	72
มกราคม	2539	113	กรกฎาคม	2541	42	มกราคม	2544	64
กุมภาพันธ์	2539	111	สิงหาคม	2541	28	กุมภาพันธ์	2544	73
มีนาคม	2539	120	กันยายน	2541	23	มีนาคม	2544	94
เมษายน	2539	86	ตุลาคม	2541	25	เมษายน	2544	74
พฤษภาคม	2539	102	พฤศจิกายน	2541	38	พฤษภาคม	2544	78
มิถุนายน	2539	99	ธันวาคม	2541	48	มิถุนายน	2544	86
กรกฎาคม	2539	99	มกราคม	2542	36	กรกฎาคม	2544	78
สิงหาคม	2539	111	กุมภาพันธ์	2542	44	สิงหาคม	2544	79
กันยายน	2539	103	มีนาคม	2542	50	กันยายน	2544	70
ตุลาคม	2539	100	เมษายน	2542	44	ตุลาคม	2544	72
พฤศจิกายน	2539	90	พฤษภาคม	2542	45	พฤศจิกายน	2544	85
ธันวาคม	2539	108	มิถุนายน	2542	52	ธันวาคม	2544	86
มกราคม	2540	86	กรกฎาคม	2542	39	มกราคม	2545	93
กุมภาพันธ์	2540	81	สิงหาคม	2542	51	กุมภาพันธ์	2545	94
มีนาคม	2540	120	กันยายน	2542	59	มีนาคม	2545	111
เมษายน	2540	97	ตุลาคม	2542	52	เมษายน	2545	102
พฤษภาคม	2540	103	พฤศจิกายน	2542	63	พฤษภาคม	2545	95
มิถุนายน	2540	97	ธันวาคม	2542	70	มิถุนายน	2545	91

ตารางที่ ๑ (ต่อ)

เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน
กรกฎาคม	2545	108	มกราคม	2548	182	กรกฎาคม	2550	122
สิงหาคม	2545	117	กุมภาพันธ์	2548	156	สิงหาคม	2550	127
กันยายน	2545	120	มีนาคม	2548	181	กันยายน	2550	118
ตุลาคม	2545	136	เมษายน	2548	132	ตุลาคม	2550	135
พฤศจิกายน	2545	145	พฤษภาคม	2548	183	พฤศจิกายน	2550	141
ธันวาคม	2545	134	มิถุนายน	2548	183	ธันวาคม	2550	127
มกราคม	2546	145	กรกฎาคม	2548	172			
กุมภาพันธ์	2546	150	สิงหาคม	2548	145			
มีนาคม	2546	158	กันยายน	2548	161			
เมษายน	2546	139	ตุลาคม	2548	188			
พฤษภาคม	2546	156	พฤศจิกายน	2548	193			
มิถุนายน	2546	146	ธันวาคม	2548	177			
กรกฎาคม	2546	144	มกราคม	2549	171			
สิงหาคม	2546	127	กุมภาพันธ์	2549	146			
กันยายน	2546	123	มีนาคม	2549	196			
ตุลาคม	2546	121	เมษายน	2549	149			
พฤศจิกายน	2546	151	พฤษภาคม	2549	175			
ธันวาคม	2546	153	มิถุนายน	2549	177			
มกราคม	2547	158	กรกฎาคม	2549	162			
กุมภาพันธ์	2547	172	สิงหาคม	2549	164			
มีนาคม	2547	183	กันยายน	2549	152			
เมษายน	2547	145	ตุลาคม	2549	139			
พฤษภาคม	2547	188	พฤศจิกายน	2549	143			
มิถุนายน	2547	166	ธันวาคม	2549	147			
กรกฎาคม	2547	167	มกราคม	2550	140			
สิงหาคม	2547	132	กุมภาพันธ์	2550	124			
กันยายน	2547	137	มีนาคม	2550	128			
ตุลาคม	2547	154	เมษายน	2550	99			
พฤศจิกายน	2547	186	พฤษภาคม	2550	154			
ธันวาคม	2547	176	มิถุนายน	2550	143			

ตารางที่ ข ข้อมูลปริมาณการนำเข้าเชื้อเพลิงธรรมชาติและสารหล่อลื่นในประเทศไทย ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2538 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2550 รวม 156 เดือน (หน่วย : ล้านบาท)

เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน
มกราคม	2538	8,366.10	กรกฎาคม	2540	11,412.00	มกราคม	2543	14,271.50
กุมภาพันธ์	2538	8,386.30	สิงหาคม	2540	16,304.50	กุมภาพันธ์	2543	25,758.10
มีนาคม	2538	12,051.80	กันยายน	2540	17,993.40	มีนาคม	2543	19,395.90
เมษายน	2538	10,789.20	ตุลาคม	2540	15,623.70	เมษายน	2543	17,218.60
พฤษภาคม	2538	10,242.30	พฤศจิกายน	2540	15,896.70	พฤษภาคม	2543	14,006.20
มิถุนายน	2538	12,530.90	ธันวาคม	2540	20,829.70	มิถุนายน	2543	33,330.30
กรกฎาคม	2538	8,373.70	มกราคม	2541	10,024.10	กรกฎาคม	2543	25,936.80
สิงหาคม	2538	8,585.00	กุมภาพันธ์	2541	14,732.10	สิงหาคม	2543	35,322.50
กันยายน	2538	9,725.10	มีนาคม	2541	10,954.10	กันยายน	2543	26,843.60
ตุลาคม	2538	9,059.60	เมษายน	2541	14,308.10	ตุลาคม	2543	33,148.80
พฤศจิกายน	2538	8,220.70	พฤษภาคม	2541	8,350.10	พฤศจิกายน	2543	32,959.80
ธันวาคม	2538	12,638.30	มิถุนายน	2541	13,894.20	ธันวาคม	2543	25,854.20
มกราคม	2539	11,514.40	กรกฎาคม	2541	13,369.70	มกราคม	2544	27,357.70
กุมภาพันธ์	2539	9,724.60	สิงหาคม	2541	12,610.30	กุมภาพันธ์	2544	22,380.70
มีนาคม	2539	15,810.70	กันยายน	2541	11,231.00	มีนาคม	2544	34,457.10
เมษายน	2539	12,355.60	ตุลาคม	2541	12,401.90	เมษายน	2544	24,262.50
พฤษภาคม	2539	12,168.70	พฤศจิกายน	2541	9,154.80	พฤษภาคม	2544	33,652.00
มิถุนายน	2539	12,611.00	ธันวาคม	2541	10,829.20	มิถุนายน	2544	27,398.70
กรกฎาคม	2539	12,080.80	มกราคม	2542	8,291.70	กรกฎาคม	2544	28,443.00
สิงหาคม	2539	16,333.20	กุมภาพันธ์	2542	8,689.50	สิงหาคม	2544	26,593.00
กันยายน	2539	12,348.20	มีนาคม	2542	9,711.50	กันยายน	2544	43,055.30
ตุลาคม	2539	14,698.20	เมษายน	2542	13,959.80	ตุลาคม	2544	22,025.10
พฤศจิกายน	2539	17,162.00	พฤษภาคม	2542	14,432.10	พฤศจิกายน	2544	26,483.30
ธันวาคม	2539	13,427.80	มิถุนายน	2542	14,652.90	ธันวาคม	2544	15,882.40
มกราคม	2540	14,205.30	กรกฎาคม	2542	14,245.20	มกราคม	2545	25,016.00
กุมภาพันธ์	2540	12,300.00	สิงหาคม	2542	13,376.10	กุมภาพันธ์	2545	19,868.50
มีนาคม	2540	13,864.10	กันยายน	2542	22,493.80	มีนาคม	2545	24,574.90
เมษายน	2540	12,054.80	ตุลาคม	2542	21,688.60	เมษายน	2545	24,218.30
พฤษภาคม	2540	13,592.20	พฤศจิกายน	2542	20,847.40	พฤษภาคม	2545	28,201.20
มิถุนายน	2540	14,012.00	ธันวาคม	2542	20,743.20	มิถุนายน	2545	32,286.70

ตารางที่ ข (ต่อ)

เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน
กรกฎาคม	2545	27,086.40	มกราคม	2548	58,850.50	กรกฎาคม	2550	73,627.00
สิงหาคม	2545	29,473.50	กุมภาพันธ์	2548	39,608.30	สิงหาคม	2550	92,323.90
กันยายน	2545	27,969.00	มีนาคม	2548	69,660.90	กันยายน	2550	67,145.60
ตุลาคม	2545	22,286.10	เมษายน	2548	52,711.10	ตุลาคม	2550	85,389.10
พฤศจิกายน	2545	38,476.00	พฤษภาคม	2548	92,833.80	พฤศจิกายน	2550	89,033.60
ธันวาคม	2545	21,567.50	มิถุนายน	2548	95,576.00	ธันวาคม	2550	78,706.70
มกราคม	2546	34,204.50	กรกฎาคม	2548	73,607.60			
กุมภาพันธ์	2546	28,722.80	สิงหาคม	2548	70,125.10			
มีนาคม	2546	35,673.00	กันยายน	2548	77,202.00			
เมษายน	2546	22,227.20	ตุลาคม	2548	75,365.20			
พฤษภาคม	2546	27,869.20	พฤศจิกายน	2548	69,847.10			
มิถุนายน	2546	22,435.90	ธันวาคม	2548	67,311.20			
กรกฎาคม	2546	28,136.50	มกราคม	2549	70,420.80			
สิงหาคม	2546	44,576.50	กุมภาพันธ์	2549	74,694.80			
กันยายน	2546	28,355.80	มีนาคม	2549	76,482.90			
ตุลาคม	2546	36,721.80	เมษายน	2549	82,021.30			
พฤศจิกายน	2546	28,475.80	พฤษภาคม	2549	91,201.80			
ธันวาคม	2546	36,377.50	มิถุนายน	2549	81,192.30			
มกราคม	2547	34,390.90	กรกฎาคม	2549	93,179.30			
กุมภาพันธ์	2547	32,978.30	สิงหาคม	2549	93,905.20			
มีนาคม	2547	40,341.00	กันยายน	2549	81,441.50			
เมษายน	2547	35,099.90	ตุลาคม	2549	85,620.20			
พฤษภาคม	2547	46,576.20	พฤศจิกายน	2549	65,114.60			
มิถุนายน	2547	49,468.10	ธันวาคม	2549	76,729.50			
กรกฎาคม	2547	38,698.80	มกราคม	2550	56,310.60			
สิงหาคม	2547	61,595.50	กุมภาพันธ์	2550	71,547.10			
กันยายน	2547	41,382.20	มีนาคม	2550	63,176.00			
ตุลาคม	2547	44,420.00	เมษายน	2550	67,971.40			
พฤศจิกายน	2547	47,493.30	พฤษภาคม	2550	82,403.60			
ธันวาคม	2547	59,263.10	มิถุนายน	2550	72,441.40			

ตารางที่ ๗ ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสุกกรมีชีวิตของประเทศไทย ตั้งแต่ เดือน มกราคม พ.ศ. 2542 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2550 รวม 108 เดือน (หน่วย : ตัว)

เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน
มกราคม	2542	66	กรกฎาคม	2544	1,490	มกราคม	2547	1,365
กุมภาพันธ์	2542	430	สิงหาคม	2544	2,190	กุมภาพันธ์	2547	360
มีนาคม	2542	1,106	กันยายน	2544	2,650	มีนาคม	2547	390
เมษายน	2542	305	ตุลาคม	2544	1,158	เมษายน	2547	863
พฤษภาคม	2542	120	พฤศจิกายน	2544	1,532	พฤษภาคม	2547	2,082
มิถุนายน	2542	557	ธันวาคม	2544	1,612	มิถุนายน	2547	3,571
กรกฎาคม	2542	335	มกราคม	2545	270	กรกฎาคม	2547	5,667
สิงหาคม	2542	1,152	กุมภาพันธ์	2545	922	สิงหาคม	2547	10,881
กันยายน	2542	684	มีนาคม	2545	1,122	กันยายน	2547	14,837
ตุลาคม	2542	2,318	เมษายน	2545	2,025	ตุลาคม	2547	7,270
พฤศจิกายน	2542	10,971	พฤษภาคม	2545	1,793	พฤศจิกายน	2547	7,551
ธันวาคม	2542	9,589	มิถุนายน	2545	2,350	ธันวาคม	2547	5,854
มกราคม	2543	2,440	กรกฎาคม	2545	1,562	มกราคม	2548	4,361
กุมภาพันธ์	2543	4,026	สิงหาคม	2545	2,034	กุมภาพันธ์	2548	4,170
มีนาคม	2543	35	กันยายน	2545	2,436	มีนาคม	2548	4,738
เมษายน	2543	29,106	ตุลาคม	2545	1,850	เมษายน	2548	4,994
พฤษภาคม	2543	711	พฤศจิกายน	2545	2,014	พฤษภาคม	2548	5,411
มิถุนายน	2543	470	ธันวาคม	2545	1,815	มิถุนายน	2548	8,513
กรกฎาคม	2543	513	มกราคม	2546	2,720	กรกฎาคม	2548	10,444
สิงหาคม	2543	614	กุมภาพันธ์	2546	3,875	สิงหาคม	2548	9,844
กันยายน	2543	260	มีนาคม	2546	4,790	กันยายน	2548	3,929
ตุลาคม	2543	316	เมษายน	2546	4,750	ตุลาคม	2548	5,992
พฤศจิกายน	2543	325	พฤษภาคม	2546	1,419	พฤศจิกายน	2548	9,160
ธันวาคม	2543	1,376	มิถุนายน	2546	2,477	ธันวาคม	2548	4,858
มกราคม	2544	1,056	กรกฎาคม	2546	3,579	มกราคม	2549	3,880
กุมภาพันธ์	2544	754	สิงหาคม	2546	4,138	กุมภาพันธ์	2549	6,484
มีนาคม	2544	180	กันยายน	2546	2,060	มีนาคม	2549	11,758
เมษายน	2544	410	ตุลาคม	2546	1,120	เมษายน	2549	4,462
พฤษภาคม	2544	1,290	พฤศจิกายน	2546	1,215	พฤษภาคม	2549	5,503
มิถุนายน	2544	1,275	ธันวาคม	2546	1,512	มิถุนายน	2549	4,431

ตารางที่ ซ (ต่อ)

เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน	เดือน	ปี	จำนวน
กรกฎาคม	2549	3,228	มกราคม	2550	2,910	กรกฎาคม	2550	7,280
สิงหาคม	2549	3,579	กุมภาพันธ์	2550	5,007	สิงหาคม	2550	6,271
กันยายน	2549	4,470	มีนาคม	2550	7,856	กันยายน	2550	10,476
ตุลาคม	2549	2,679	เมษายน	2550	5,415	ตุลาคม	2550	9,355
พฤศจิกายน	2549	2,781	พฤษภาคม	2550	5,510	พฤศจิกายน	2550	14,586
ธันวาคม	2549	3,686	มิถุนายน	2550	3,132	ธันวาคม	2550	19,753

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล : นางสาวนิษฐา ยี่ม่นาค

วุฒิการศึกษา : ศษ.บ. (การสอนคณิตศาสตร์) มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

วท.ม. (สถิติประยุกต์) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ประสบการณ์ : ปี 2543 - 2544 ครูสอนวิชาคณิตศาสตร์ ระดับชั้นมัธยมศึกษาตอนต้น

โรงเรียนลาซาลโชติรวี

จ.นครสวรรค์

ปี 2549 - ปัจจุบัน อาจารย์ประจำ สังกัดภาควิชาคณิตศาสตร์และสถิติ

คณะศิลปศาสตร์และวิทยาศาสตร์

มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์

จ.กรุงเทพมหานคร