



วิทยานิพนธ์

การศึกษาเปรียบเทียบวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์
และเจนกินส์ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

A COMPARATIVE STUDY OF ARTIFICIAL NEURAL
NETWORKS METHODS AND BOX-JENKINS METHOD IN
TIME SERIES DATA FORECASTING

นายอนุชาติ อากำไพ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

พ.ศ. 2551



ใบรับรองวิทยานิพนธ์

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต (สถิติ)

ปริญญา

สถิติ	สถิติ
สาขา	ภาควิชา

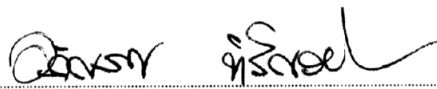
เรื่อง การศึกษาเปรียบเทียบวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์
ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

A Comparative Study of Artificial Neural Networks Methods and Box-Jenkins Method
in Time Series Data Forecasting

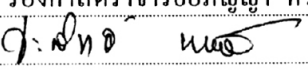
นามผู้วิจัย นายอนุชาติ อาจคำไพ

ได้พิจารณาเห็นชอบโดย

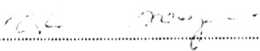
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

( หิรัญวงศ์, Ph.D.)

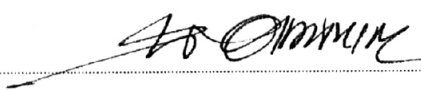
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

( พิชณพงษ์, M.S.)

หัวหน้าภาควิชา

( ทองธีรภาพ, Ph.D.)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์รับรองแล้ว

( ออังกหาญ, M.A.)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่ 1 เดือน พฤษภาคม พ.ศ. 2551

วิทยานิพนธ์

เรื่อง

การศึกษาเปรียบเทียบวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์
ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

A Comparative Study of Artificial Neural Networks Methods and Box-Jenkins Method
in Time Series Data Forecasting

โดย

นายอนุชาติ อาจคำไพ

เสนอ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
เพื่อขอความสมบูรณ์แห่งปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (สถิติ)

พ.ศ. 2551

อนุชาติ อาจคำไพ 2551: การศึกษาเปรียบเทียบวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของ
บ็อกซ์และเจนกินส์ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ปรินญาวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต
(สถิติ) สาขาสถิติ ภาควิชาสถิติ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: รองศาสตราจารย์
อภิญา หิรัญวงษ์, Ph.D. 94 หน้า

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ระหว่างวิธีโครงข่าย
ประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน 8 ชุด
ที่มีลักษณะต่างกันตามแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล คือ มีแนวโน้มเส้นตรง แนวโน้มไม่เป็น
เส้นตรง อิทธิพลของฤดูกาลแบบบวกและอิทธิพลของฤดูกาลแบบคูณ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม
ที่นำมาศึกษา คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ดแบคพรอปาเกชัน กระบวนการสอน
3 แบบ คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน บีเอฟจี ควอลิ-นิวตันและกระจายกลับยืดหยุ่นได้
ในการศึกษาข้อมูลอนุกรมเวลาขนาด 6, 9 และ 12 ปี ช่วงเวลาการพยากรณ์ 3, 6 และ 12 เดือน
เกณฑ์ในการเปรียบเทียบความถูกต้องของการพยากรณ์ ใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง
ของความคลาดเคลื่อน

ผลการวิจัยพบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงกว่า
วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์เป็นส่วนใหญ่ โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการสอน
ทั้ง 3 แบบ ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องใกล้เคียงกัน และกระบวนการสอนโครงข่าย
ประสาทเทียมที่ให้ผลการพยากรณ์ดีที่สุด คือ บีเอฟจี ควอลิ-นิวตัน สำหรับข้อมูลดัชนีผู้บริโภค
ของประเทศสหรัฐอเมริกา ช่วงเวลาการพยากรณ์ 3 เดือน วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ให้ผลการ
พยากรณ์ที่ต่ำกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการสอนสเกลคอนจูเกตกราเดียนและ
กระจายกลับยืดหยุ่นได้

Anuchat Adkhamphai 2008: A Comparative Study of Artificial Neural Networks Methods and Box-Jenkins Method in Time Series Data Forecasting. Master of Science (Statistics), Major Field: Statistics, Department of Statistics. Thesis Advisor: Associate Professor Apinya Hirunwong, Ph.D. 94 pages.

The objective of this research was to study the comparison of the accuracy of the forecasting methods between Artificial Neural Networks methods and Box-Jenkins method, using the monthly time series data with 8 different trend and seasonal effect such as linear trend, nonlinear trend, seasonal effect from additive and multiplicative models. Artificial Neural Networks in this study were Feed-Forward Backpropagation of three training algorithms: Scale Conjugate Gradient, BFG Quasi-Newton and Resilient Backpropagation. The study used time series data of sizes 6, 9 and 12 years in forecasting periods of 3, 6 and 12 months. The root mean squared of errors was used the criterion of comparison.

Results of the research were as follows. The Artificial Neural Networks methods had more accuracy than Box-Jenkins method. The accuracy of Artificial Neural Networks based on those three training algorithms provided very similar capacity and the BFG Quasi-Newton algorithm gave the most accurate than the others. Under Consumer Price Indexes of USA data set of 3 months forecasting period, the Box-Jenkins method was more accurate than Artificial Neural Networks based on Scale Conjugate Gradient and Resilient Backpropagation.

Anuchat Adkhamphai
Student's signature

Apinya Hirunwong 28 / Apr / 2008
Thesis Advisor's signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความกรุณาของรองศาสตราจารย์ ดร.อภิญา หิรัญวงษ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก และรองศาสตราจารย์ประสิทธิ์ พัทธมพงษ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ที่ได้ให้คำแนะนำ ข้อคิดเห็น ตลอดจนช่วยเหลือในการวางแผน งานวิจัยและตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ผู้วิจัยขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ เปรมใจ ศรีสุรานุวัฒนา ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วินัย โพธิ์สุวรรณ ผู้ทรงคุณวุฒิภายนอก ที่กรุณาให้คำปรึกษาแนะนำและช่วยเหลือให้ วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ อาจารย์ฉัตรเกล้า เจริญผล อาจารย์คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ที่กรุณาให้คำปรึกษาแนะนำการเขียนโปรแกรมเกี่ยวกับระบบโครงข่าย ประสาทเทียม และช่วยตรวจสอบความถูกต้องของโปรแกรม

สุดท้ายนี้ผู้วิจัยขอขอบพระคุณบิดา มารดา และอาจารย์ทุกท่าน ที่ได้แนะนำสั่งสอน ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ต่างๆ ให้ และขอขอบคุณญาติพี่น้อง เพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ ทุกคน ที่เป็นกำลังใจ ให้ความช่วยเหลือ และสนับสนุนมาโดยตลอด

อนุชาติ อาจคำไพ
กุมภาพันธ์ 2551

สารบัญ

	หน้า
สารบัญ	(1)
สารบัญตาราง	(2)
สารบัญภาพ	(3)
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ	(5)
คำนำ	1
วัตถุประสงค์	4
การตรวจเอกสาร	6
อุปกรณ์และวิธีการ	47
อุปกรณ์	47
วิธีการ	48
ผลและวิจารณ์	54
สรุปและข้อเสนอแนะ	66
สรุป	66
ข้อเสนอแนะ	67
เอกสารและสิ่งอ้างอิง	68
ภาคผนวก	72
ภาคผนวก ก ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน 8 ชุด	73
ภาคผนวก ข ตัวอย่างการวิเคราะห์อนุกรมเวลา	82
ภาคผนวก ค โปรแกรมที่ใช้สร้างค่าพยากรณ์สำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	91

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาเบื้องต้น	54
2 ค่า RMSE ของอนุกรมเวลาขนาด 6 ปี สำหรับช่วงการพยากรณ์ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน	57
3 ค่า RMSE ของอนุกรมเวลาขนาด 9 ปี สำหรับช่วงการพยากรณ์ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน	60
4 ค่า RMSE ของอนุกรมเวลาขนาด 12 ปี สำหรับช่วงการพยากรณ์ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน	63
ตารางผนวกที่	
ก1 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาติอิตาลีที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 – 2549	75
ก2 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาติเยอรมันที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 – 2549	76
ก3 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาติฟิลิปปินส์ที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 – 2549	77
ก4 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาติสเปนที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 – 2549	78
ก5 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาติฟินแลนด์ที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 – 2549	79
ก6 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาตินอร์เวย์ที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 – 2549	80
ก7 US monthly scales of petroleum and related products. Jan 1971 - Dec 1983.	81
ก8 Monthly Consumer Price Indexes (CPI) of USA. Jan 1961 - Dec 1973.	82

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
1	การรวมของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล	8
2	ขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์	21
3	โครงสร้างของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์	23
4	วิวัฒนาการของโครงข่ายประสาทเทียม	24
5	แบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม	25
6	ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียว	26
7	ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น	27
8	การแพร่เดิรหน้าของโครงข่ายประสาทเทียม	29
9	การแพร่ย้อนกลับของโครงข่ายประสาทเทียม	31
10	กระบวนการปรับแก้ค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม	34
11	ฟังก์ชันแทนเจนต์ไฮเพอโบลิก	35
12	ฟังก์ชันเส้นตรง	35
13	ขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	41
14	ขั้นตอนการวิเคราะห์	53
15	ค่า RMSE ของวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับอนุกรมเวลาขนาด 6 ปี จำแนกตามช่วงเวลาการพยากรณ์	59
16	ค่า RMSE ของวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับอนุกรมเวลาขนาด 9 ปี จำแนกตามช่วงเวลาการพยากรณ์	62
17	ค่า RMSE ของวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับอนุกรมเวลาขนาด 12 ปี จำแนกตามช่วงเวลาการพยากรณ์	65

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพผนวกที่	หน้า
ก1 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติอิตาลีที่เข้ามา ในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า	75
ก2 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติเยอรมันที่เข้ามา ในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า	76
ก3 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติฟิลิปปินส์ที่เข้ามา ในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า	77
ก4 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติสเปนที่เข้ามา ในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า	78
ก5 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติฟินแลนด์ที่เข้ามา ในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า	79
ก6 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาตินอร์เวย์ที่เข้ามา ในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า	80
ก7 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา US monthly scales of petroleum and related products. Jan 1971 - Dec 1982. รวม 144 ค่า	81
ก8 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา Monthly Consumer Price Indexes (CPI) of USA. Jan 1961 - Dec 1972. รวม 144 ค่า	82
ข1 ลักษณะของข้อมูล	84
ข2 ACF ของข้อมูล	84
ข3 PACF ของข้อมูล	85
ข4 ACF ของค่าความคลาดเคลื่อน	90
ข5 PACF ของค่าความคลาดเคลื่อน	90
ข6 การแจกแจงของค่าความคลาดเคลื่อน	90
ข7 การกระจายของค่าความคลาดเคลื่อน	91

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

AI	=	ระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence)
ANNs	=	โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)
FFBP	=	โครงข่ายประสาทเทียมฟีดฟอร์เวิร์ดแบคพรอพาเกชัน (Feed-Forward Backpropagation)
SCG	=	กระบวนการสอนสเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient)
BFG	=	กระบวนการสอนบีเอฟจี ควอซี-นิวตัน (BFG Quasi-Newton)
RBP	=	กระบวนการสอนกระจายกลับยืดหยุ่นได้ (Resilient Backpropagation)
BJ	=	วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins)
T	=	แนวโน้ม (Trend)
S	=	อิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal effect)
C	=	อิทธิพลของวัฏจักร (Cyclical effect)
I	=	เหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregular effect)
ACF	=	ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function)
PACF	=	ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function)
S1	=	ดัชนีฤดูกาลเดือนมกราคม
S2	=	ดัชนีฤดูกาลกุมภาพันธ์
S3	=	ดัชนีฤดูกาลมีนาคม
S4	=	ดัชนีฤดูกาลเมษายน
S5	=	ดัชนีฤดูกาลพฤษภาคม
S6	=	ดัชนีฤดูกาลมิถุนายน
S7	=	ดัชนีฤดูกาลกรกฎาคม
S8	=	ดัชนีฤดูกาลสิงหาคม
S9	=	ดัชนีฤดูกาลกันยายน
S10	=	ดัชนีฤดูกาลตุลาคม
S11	=	ดัชนีฤดูกาลพฤศจิกายน
S12	=	ดัชนีฤดูกาลธันวาคม

TS1	=	ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 1 ข้อมูลมีอิทธิพลของฤดูกาลแบบบวก
TS2	=	ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 2 ข้อมูลมีแนวโน้มเส้นตรงและอิทธิพล ของฤดูกาลแบบบวก
TS3	=	ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 3 ข้อมูลมีแนวโน้มไม่เป็นเส้นตรงและอิทธิพล ของฤดูกาลแบบบวก
TS4	=	ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 4 ข้อมูลมีอิทธิพลของฤดูกาลแบบคูณ
TS5	=	ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 5 ข้อมูลมีแนวโน้มเส้นตรงและอิทธิพล ของฤดูกาลแบบคูณ
TS6	=	ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 6 ข้อมูลมีแนวโน้มไม่เป็นเส้นตรงและอิทธิพล ของฤดูกาลแบบคูณ
TS7	=	ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 7 ข้อมูลมีแนวโน้มเส้นตรง
TS8	=	ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 8 ข้อมูลมีแนวโน้มไม่เป็นเส้นตรง
RMSE	=	ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error)

การศึกษาเปรียบเทียบวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

A Comparative Study of Artificial Neural Networks Methods and Box-Jenkins Method in Time Series Data Forecasting

คำนำ

พยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคตโดยทั่วไปผู้พยากรณ์ต้องวิเคราะห์ข้อมูลในอดีตที่เกี่ยวข้องกับเหตุการณ์นั้น และใช้ผลสรุปที่ได้เป็นส่วนประกอบในการพยากรณ์ ข้อมูลในอดีตที่ใช้กันอยู่เสมอประเภทหนึ่ง คือ อนุกรมเวลา (Time series) ซึ่งเป็นกลุ่มหรือค่าสังเกตของข้อมูลที่เก็บรวบรวมตามระยะเวลาอย่างต่อเนื่อง โดยทั่วไปประกอบด้วย 4 องค์ประกอบ คือ แนวโน้ม (Trend) อิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal effect) วัฏจักร (Cyclical) และเหตุการณ์ผิดปกติ (Irregular effect) โดยหลักการสำคัญของการวิเคราะห์อนุกรมเวลา คือ การพยากรณ์ (Forecasting)

การพยากรณ์ หมายถึง การคาดคะเนหรือการทำนายลักษณะการเกิดของเหตุการณ์ หรือสภาพการณ์ต่างๆ ในอนาคต ศึกษาแนวโน้มและรูปแบบการเกิดของเหตุการณ์ หรือสภาพการณ์จากข้อมูลในอดีต โดยมีข้อสมมติฐานว่าสภาพการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตจะเป็นไปในทำนองเดียวกัน กับสภาพการณ์ที่ได้เกิดขึ้นแล้วในอดีต การพยากรณ์มีความสำคัญอย่างยิ่งทั้งต่อบุคคลและองค์กรในสาขาต่างๆ เช่น การเงิน การธนาคาร การขาย เศรษฐกิจ การเกษตร พลังงาน วิทยาศาสตร์ อุตุนิยมวิทยา และอุตสาหกรรม เป็นต้น (ทรงศิริ, 2549) โดยปกติวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาทางสถิติทั่วไปให้ค่าพยากรณ์ที่ดี แต่มีข้อจำกัดหลายๆ ด้าน ได้แก่ ผู้ใช้ต้องมีความรู้ ความเข้าใจ ความชำนาญเกี่ยวกับวิธีการที่เลือกใช้ในการวิเคราะห์ และต้องทราบ ข้อตกลงเบื้องต้น (Assumption) ต่างๆ ทางสถิติ เป็นต้น และกรณีข้อมูลที่น่าสนใจวิเคราะห์มีค่านอกกลุ่ม (Outlier) จะส่งผลให้การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ (Model) เอนเอียง (Biased) ได้ (ทศดาว, 2545)

ในปัจจุบันเทคนิคการพยากรณ์หนึ่งที่ได้รับคามนิยมนมากขึ้น คือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) ซึ่งเป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่เลียนแบบการทำงานของโครงข่ายสมองมนุษย์ ทำให้เชื่อว่าผลที่ได้จะคล้ายกับการคิดและการตัดสินใจของมนุษย์ ด้วยความเป็นเครื่องมือทางอิเล็กทรอนิกส์จึงทำให้สามารถทำงานได้เกินขอบเขตของความสามารถในการคำนวณของมนุษย์อีกด้วย อีกทั้งวิธีโครงข่ายประสาทเทียมไม่มีข้อดกกลงเบื้องต้นเหมือนวิธีการทางสถิติทั่วไป ไม่สนใจว่าข้อมูลที่น่ามาศึกษาวิจัยจะมีการแจกแจงแบบใด และสามารถวิเคราะห์ได้เมื่อข้อมูลมีค่านอกกลุ่ม ดังนั้นนักวิจัยจึงนำวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ได้ในงานหลายด้าน เช่น การจำแนกข้อมูล (Data Classification) การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) การบีบอัดข้อมูล (Data Compression) การกรองสัญญาณเสียงรบกวน (Noise Filtering) และการพยากรณ์ (Forecasting) เป็นต้น (เสรี, 2544)

โครงข่ายประสาทเทียมมีหลายแบบ เช่น โครงข่ายเพอร์เซพตรอน (Perceptron) โครงข่ายอะดาไลน์ (Adaline) โครงข่ายฟีดฟอร์เวิร์ด (Feed-Forward) โครงข่ายฟีดฟอร์เวิร์ดแบคพรอพาเกชัน (Feed-Forward Backpropagation) โครงข่ายฮอปฟิลด์ (Hopfield) เป็นต้น กระบวนการฝึกสอน (Training Algorithm) มีหลายแบบ เช่น ลีเวนเบิร์ก-มาควอด (Levenberg-Marquardt) ควอลิ-นิวตัน (Quasi-Newton) กระจายกลับมาตรฐาน (Standard Backpropagation) กระจายกลับยืดหยุ่นได้ (Resilient Backpropagation) สเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient) เป็นต้น ซึ่งการกำหนดลักษณะของโครงข่าย ได้แก่ ประเภทโครงข่าย กระบวนการฝึกสอน จำนวนโหนดในชั้นอินพุต จำนวนโหนดในชั้นฮิดเดน และค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่เหมาะสมกับลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาแต่ละลักษณะยังไม่มีเกณฑ์ที่แน่นอน (ประกายรัตน์, 2539) ดังนั้นในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยสนใจที่จะศึกษาเปรียบเทียบกระบวนการฝึกสอนกับจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดนเมื่อกำหนดจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดนต่างกัน ใช้โครงข่ายฟีดฟอร์เวิร์ดแบคพรอพาเกชัน (Feed-Forward Backpropagation) กระบวนการฝึกสอน 3 แบบ คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient) บีเอฟจีควอลิ-นิวตัน (BFG Quasi-Newton) กระจายกลับยืดหยุ่นได้ (Resilient Backpropagation) ใช้โหนดในชั้นฮิดเดนสองขนาด คือ 30 และ 60 เมื่อกำหนดให้จำนวนโหนดชั้นอินพุตเท่ากับ 12

วิธีการพยากรณ์ทางสถิติมีหลายวิธี เช่น การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) วิธีแยกส่วนประกอบ (Decomposition) วิธีปรับให้เรียบ (Smoothing) วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins) เป็นต้น ซึ่งแต่ละวิธีให้ค่าความถูกต้องในการพยากรณ์แตกต่างกัน ซึ่งค่าความถูกต้องของการพยากรณ์วัดได้จากค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ได้มีงานวิจัยหลายงานวิจัยที่ศึกษาเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของการพยากรณ์วิธีต่างๆ แต่มักพบว่าไม่มีวิธีการพยากรณ์ใดจะดีที่สุดสำหรับอนุกรมเวลาทุกชุด กล่าวคือความถูกต้องของการพยากรณ์จะขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายปัจจัย ได้แก่ วิธีการพยากรณ์ ลักษณะของอนุกรมเวลา ขนาดของอนุกรมเวลา ช่วงเวลาของการพยากรณ์ และค่าใช้จ่าย (Makridakis *et al.*, 1998)

งานวิจัยนี้ ผู้วิจัยสนใจศึกษาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 2 วิธี คือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ศึกษาเป็นข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน ที่มีการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลต่างกัน โดยแบ่งข้อมูลอนุกรมเวลาออกเป็น 2 ส่วน อนุกรมเวลาส่วนแรกเป็นอนุกรมเวลาที่นำมาสร้างค่าพยากรณ์มี 3 ขนาด ได้แก่ อนุกรมเวลาขนาด 6 ปี 9 ปี และ 12 ปี ส่วนอนุกรมเวลาส่วนที่สองจะใช้ในการตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ แบ่งช่วงเวลาการพยากรณ์ล่วงหน้าออกเป็น 3 ช่วงเวลา ได้แก่ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน การวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE) เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบ

วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเงินกินส์ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา
2. เพื่อเปรียบเทียบความถูกต้องของการพยากรณ์ระหว่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเงินกินส์ สำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด ที่มีขนาดอนุกรมเวลา และช่วงเวลาของการพยากรณ์ที่ต่างกัน

ขอบเขตของการวิจัย

1. ข้อมูลอนุกรมเวลาที่น่าสนใจในการศึกษาวิจัยเป็นข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน เมื่อข้อมูลมีการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลต่างกัน
2. ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้สร้างค่าพยากรณ์ พิจารณาอนุกรมเวลา 3 ขนาด คือ 6 ปี 9 ปี และ 12 ปี และช่วงเวลาการพยากรณ์แบ่งออกเป็น 3 ช่วงเวลา คือ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน
3. วิธีการพยากรณ์ที่น่าสนใจศึกษาวิจัยมี 2 วิธี คือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเงินกินส์
4. โครงข่ายประสาทเทียมที่น่าสนใจศึกษาวิจัย คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ดแบบพรอพาเกชัน (Feed-Forward Backpropagation: FFBP) กระบวนการฝึกสอน 3 แบบ คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient: SCG) บีเอฟจี ควอซี-นิวตัน (BFG Quasi-Newton: BFG) และกระจายกลับยืดหยุ่นได้ (Resilient Backpropagation: RBP) และจำนวนโหนดชั้นฮิดเดนสองขนาด ได้แก่ 30 และ 60
5. ค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่ใช้เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ คือ ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE) ใช้ในการเปรียบเทียบการพยากรณ์วิธีโครงข่ายประสาทและวิธีของบ็อกซ์และเงินกินส์

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เป็นแนวทางในการเลือกวิธีการพยากรณ์ด้วยวิธี โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนที่มีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบต่างๆ
2. เป็นแนวทางให้กับองค์กรที่เกี่ยวข้อง ตัดสินใจเลือกใช้วิธีการพยากรณ์ให้เหมาะสมกับอนุกรมเวลารายเดือนที่มีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบต่างๆ ด้วยวิธี โครงข่ายประสาทเทียมหรือวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์

การตรวจเอกสาร

การตรวจเอกสารแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ดังนี้ ส่วนที่ 1 ทฤษฎีและหัวข้อที่เกี่ยวข้อง ประกอบด้วย การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา วิธีการตรวจสอบแนวโน้มและฤดูกาลของข้อมูล อนุกรมเวลา วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และเกณฑ์ในการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ ส่วนที่ 2 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ที่ได้มีการนำโครงข่ายประสาทเทียม มาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์

ทฤษฎีและหัวข้อที่เกี่ยวข้อง

1. การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลอนุกรมเวลา คือ กลุ่มหรือค่าสังเกตของข้อมูลที่เก็บรวบรวมตามคาบเวลาอย่างต่อเนื่อง ประกอบด้วย 4 องค์ประกอบ ได้แก่ แนวโน้ม อิทธิพลของฤดูกาล วัฏจักร และเหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Bowerman and O'Connell, 1987, 1993) ดังนี้

แนวโน้ม (Trend: T) เป็นการเคลื่อนไหวหรือเปลี่ยนแปลงของค่าอนุกรมเวลาในระยะยาว ลักษณะเพิ่มขึ้นหรือลดลง (มุกดา, 2549; Bowerman and O'Connell, 1987, 1993) ซึ่งความยาวนานของระยะเวลาไม่สามารถกำหนดได้แน่นอน แนวโน้มมีลักษณะค่อยเป็นค่อยไป กล่าวคือเป็นการเคลื่อนไหวตลอดเวลา (Secular movement) ซึ่งบางครั้งสามารถอธิบายได้จากเส้นตรง หรือเส้นโค้ง ลักษณะเด่นของเส้นแนวโน้มจะต้องเรียบไม่มีการหักมุม ณ ที่ใดๆ ของเส้น (ศิริลักษณ์, 2543)

อิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal effect: S) เป็นเป็นการเคลื่อนไหวหรือการเปลี่ยนแปลงของค่าอนุกรมเวลา รูปแบบการเปลี่ยนแปลงมีลักษณะซ้ำเดิม ภายในระยะเวลาไม่เกิน 1 ปี ซึ่งอาจเป็น สัปดาห์ เดือน หรือ ไตรมาส (มุกดา, 2549; Bowerman and O'Connell, 1987, 1993) สาเหตุที่ทำให้เกิดอิทธิพลของฤดูกาล ได้แก่ สภาพภูมิอากาศ วัฒนธรรม สภาพสังคม เทศกาล ฤดูกาล วันสำคัญ เป็นต้น (ทรงศิริ, 2549)

วัฏจักร (Cycle: C) เป็นการเคลื่อนไหวเพิ่มขึ้นหรือลดลงรอบระดับของแนวโน้มเป็นช่วงๆ โดยแต่ละช่วงมีระยะเวลานานกว่า 1 ปี เช่น 2 หรือ 10 ปี หรือมากกว่า เป็นต้น (มุกดา, 2549; Bowerman and O'Connell, 1987, 1993) วัฏจักรที่พบเสมอ คือ วัฏจักรธุรกิจ (Business cycle) ซึ่งวัฏจักรธุรกิจแบ่งออกเป็นช่วงๆ ได้หลายแบบแผน เช่น แผนแบบที่แบ่งออก 3 ช่วง ได้แก่ ช่วงรุ่งเรือง (growth) ช่วงคงที่ (maturity) และช่วงตกต่ำ (decline) แผนแบบที่แบ่งออก 6 ช่วง ได้แก่ ช่วงเติบโต (growt) ช่วงรุ่งเรือง (prosperity) ช่วงเตือน (warning) ช่วงซบเซา (recession) ช่วงตกต่ำ (depression) และช่วงฟื้นตัว (recovery) เป็นต้น (ทรงศิริ, 2549)

เหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregular effect: I) เป็นเหตุการณ์ที่เกิดจากปัจจัยอื่นๆ ที่นอกเหนือจากแนวโน้ม อิทธิพลของฤดูกาลและวัฏจักร นั่นคือเหตุการณ์ที่ไม่ได้คาดมาก่อนว่าจะเกิด หรือเป็นเหตุการณ์ที่ไม่เกิดขึ้นบ่อยครั้งนัก เช่น น้ำท่วม พายุ แผ่นดินไหว อุบัติเหตุ วิกฤติ สงคราม การเมือง การนัดหยุดงาน ข่าวลือ การส่งเสริมการขายสินค้า สินค้าขาดตลาด ปิดโรงงาน เป็นต้น เหตุการณ์ดังกล่าวมีผลทำให้การเคลื่อนไหวของข้อมูลไม่มีแบบแผนที่แน่นอน (มุกดา, 2549; ทรงศิริ, 2549)

ส่วนประกอบทั้ง 4 ที่กล่าวมาแล้วข้างต้น เมื่อรวมตัวกันทำให้เกิดอนุกรมเวลา โดยลักษณะการรวมตัวกันมีหลายแบบ แต่นิยมใช้มี 2 ตัวแบบ คือ ตัวแบบการบวกและตัวแบบการคูณ

ตัวแบบการบวก (Additive model)

$$Y = T + S + C + I$$

ตัวแบบการคูณ (Multiplicative model)

$$Y = T \times S \times C \times I$$

โดยที่	Y	คือ ข้อมูลอนุกรมเวลา
	S	คือ อิทธิพลของฤดูกาล
	T	คือ แนวโน้ม
	C	คือ อิทธิพลของวัฏจักร
	I	คือ เหตุการณ์ที่ผิดปกติ

การกำหนดว่าตัวแบบของข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นตัวแบบการบวก หรือตัวแบบการคูณนั้น ขึ้นอยู่กับลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งการสร้างกราฟของข้อมูลอนุกรมเวลาจะ ทำให้เห็นลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ ลักษณะของกราฟที่สร้างจากข้อมูล อนุกรมเวลาตัวแบบการบวกและตัวแบบการคูณ เมื่อการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิด จากการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลแบบต่างๆ ดังแสดงในภาพที่ 1

แนวโน้ม	อิทธิพลของฤดูกาล		
	ไม่มี	ตัวแบบการบวก	ตัวแบบการคูณ
ไม่มี			
เส้นตรง			
เส้นโค้ง			

ภาพที่ 1 การรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล

ลักษณะแนวโน้มจำแนกเป็น 3 แบบ ได้แก่ แบบไม่มีแนวโน้ม แบบแนวโน้มเส้นตรง และ แบบแนวโน้มเส้นโค้ง และลักษณะอิทธิพลของฤดูกาลจำแนกเป็น 3 แบบ ได้แก่ แบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล แบบมีอิทธิพลของฤดูกาลที่รวมตัวแบบบวก และแบบมีอิทธิพลของฤดูกาลที่รวมตัวแบบคูณ (ทรงศิริ, 2549)

2. วิธีการตรวจสอบแนวโน้มและฤดูกาลของข้อมูลอนุกรมเวลา

ในการศึกษาครั้งนี้ใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression analysis) เพื่อตรวจสอบข้อมูลอนุกรมเวลาว่ามีการเคลื่อนไหวอันเนื่องมาจากแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลหรือไม่ ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

2.1 ทดสอบว่าอนุกรมเวลามีการเคลื่อนไหวเนื่องจากแนวโน้มหรือไม่

กำหนดตัวแบบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล โดยกำหนดให้ L เป็นคาบเวลาที่ทำให้เกิดฤดูกาล (เดือน, ไตรมาส หรืออื่นๆ) ดังนี้

$$Y_t = \alpha + \gamma t + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \dots + \beta_{(L-1)} x_{(L-1)t} + \varepsilon_t$$

เมื่อ	Y_t	คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา
	α	คือ ค่าคงที่
	γ	คือ พารามิเตอร์ของแนวโน้ม
	$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{L-1}$	คือ ค่าพารามิเตอร์ของอิทธิพลของฤดูกาล
	$x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{(L-1)t}$	คือ ตัวแปรหุ่นของอิทธิพลของฤดูกาล
	ε_t	คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t มีการแจกแจงปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน

สมมติฐานการทดสอบ คือ

$$H_0 : \gamma = 0$$

$$H_1 : \gamma \neq 0$$

สถิติที่ใช้ทดสอบ คือ

$$t = \frac{a}{S_a}$$

เมื่อ	a	คือ ค่าประมาณของแนวโน้ม (γ)
	S_a	คือ ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของค่าประมาณแนวโน้ม (a)

จะปฏิเสธ H_0 เมื่อ $|t| > t_{\alpha/2, n-k}$ แสดงว่าอนุกรมเวลามีการเคลื่อนไหวเนื่องจากแนวโน้ม
ในขั้นต่อไปจะทำการทดสอบว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มจะมีการเปลี่ยนแปลงเนื่องจาก
อิทธิพลของฤดูกาลด้วยหรือไม่

2.2 ทดสอบว่าอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากแนวโน้มแล้วจะมีอิทธิพลของ
ฤดูกาลมาเกี่ยวข้องด้วยหรือไม่

กำหนดตัวแบบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล โดยกำหนดให้ L เป็นคาบเวลาที่ทำให้เกิดฤดูกาล (เดือน, ไตรมาส หรืออื่นๆ) ดังนี้

$$Y_t = \alpha + \gamma t + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \dots + \beta_{(L-1)} x_{(L-1)t} + \varepsilon_t$$

สมมติฐานการทดสอบ คือ

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{L-1} = 0$$

$$H_1 : \text{มี } \beta \text{ อย่างน้อย 1 ตัวที่ไม่เท่ากับ 0}$$

สถิติที่ใช้ทดสอบ คือ

$$F = \frac{(SSR(x_1, \dots, x_{L-1}) - SSR(t)) / (L - 1)}{SSE(x_1, \dots, x_{L-1}) / (n - k)}$$

เมื่อ	$SSR(t)$	คือ ส่วนของความผันแปรรวมที่เนื่องมาจาก t
	$SSR(t, x_1, \dots, x_{L-1})$	คือ ส่วนของความผันแปรรวมที่เนื่องมาจาก $t, x_1, \dots, x_{L-1}$
	$SSE(t, x_1, \dots, x_{L-1})$	คือ ส่วนของความผันแปรรวมที่ไม่ใช่เนื่องมาจาก $t, x_1, \dots, x_{L-1}$

จะปฏิเสธ H_0 เมื่อ $F \geq F_{\alpha, (L-1, n-k)}$ แสดงว่าอนุกรมเวลามีการเคลื่อนไหวเนื่องจาก
แนวโน้มและฤดูกาล

2.3 ทดสอบว่าอนุกรมเวลามีการเคลื่อนไหวเนื่องจากอิทธิพลของฤดูกาลหรือไม่ กรณีที่
ข้อมูลอนุกรมเวลาไม่มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากแนวโน้ม

กำหนดตัวแบบอิทธิพลของฤดูกาล โดยกำหนดให้ L เป็นคาบเวลาที่ทำให้เกิดฤดูกาล
(เดือน, ไตรมาส หรืออื่นๆ) ดังนี้

$$Y_t = \alpha + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \cdots + \beta_{(L-1)} x_{(L-1)t} + \varepsilon_t$$

สมมติฐานการทดสอบ คือ

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_{L-1} = 0$$

$$H_1 : \text{มี } \beta \text{ อย่างน้อย 1 ตัวที่ไม่เท่ากับ 0}$$

สถิติที่ใช้ทดสอบ คือ

$$F = \frac{SSR(x_1, \dots, x_{L-1}) / (L-1)}{SSE(x_1, \dots, x_{L-1}) / (n-k)}$$

เมื่อ	$SSR(x_1, \dots, x_{L-1})$	คือ ส่วนของความผันแปรรวมที่เนื่องมาจาก $x_1, \dots, x_{L-1}$
	$SSE(x_1, \dots, x_{L-1})$	คือ ส่วนของความผันแปรรวมที่ไม่ใช่เนื่องมาจาก $x_1, \dots, x_{L-1}$

จะปฏิเสธ H_0 เมื่อ $F \geq F_{\alpha, (L-1, n-k)}$ แสดงว่าอนุกรมเวลามีการเคลื่อนไหวเนื่องจาก
อิทธิพลของฤดูกาล

3. วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์

วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins method) เป็นการพยากรณ์โดยใช้แนวความคิดที่ว่าอนุกรมเวลาอาจอธิบายได้ด้วยตัวแบบสโตแคสติก (Stochastic model) ซึ่งมีลักษณะของสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation) และสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial autocorrelation) แตกต่างกันไปเมื่อตัวแบบต่างกัน การพยากรณ์โดยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ เป็นวิธีการซึ่งเลือกตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์โดยพิจารณาจากลักษณะของสหสัมพันธ์ในตัวเอง และสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน กำหนดตัวแบบสโตแคสติกที่เป็นไปได้ให้เป็นตัวแบบสโตแคสติก ที่มีลักษณะของสหสัมพันธ์ในตัวเอง และสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนที่เหมือนกัน ซึ่งจะเห็นว่าโดยวิธีนี้ตัวแบบที่เป็นไปได้จะมีมากกว่า 1 ตัวแบบ จึงจำเป็นต้องมีขั้นตอนของการตรวจสอบ เพื่อให้ได้ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ต่อไป (มุกดา, 2549; Bowerman and O'Connell, 1987, 1993)

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่น่าสนใจวิเคราะห์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ต้องเป็นอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติสเตชันนารี (Stationary) กล่าวคือ เป็นอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนคงที่ ไม่เปลี่ยนแปลงไปตามคาบเวลาที่เปลี่ยนไป กรณีอนุกรมเวลาไม่สเตชันนารี (Nonstationary) กล่าวคือ เป็นอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ยหรือค่าความแปรปรวนไม่คงที่ หรือเปลี่ยนแปลงไปตามคาบเวลาที่เปลี่ยนไป จะต้องแปลงอนุกรมเวลาให้สเตชันนารีก่อน เช่น กรณีที่อนุกรมเวลามีแนวโน้ม จะแปลงให้สเตชันนารีด้วยวิธีการหาผลต่าง (Regular differencing) กรณีที่อนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาล จะแปลงให้สเตชันนารี ด้วยวิธีการหาผลต่างฤดูกาล (Seasonal differencing) กรณีที่อนุกรมเวลามีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล จะแปลงให้สเตชันนารี ด้วยวิธีการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาล กรณีที่อนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนไม่คงที่ สามารถแปลงให้สเตชันนารี ด้วยวิธีการหาลอการิทึมของค่าสังเกต เป็นต้น

การพิจารณาว่าอนุกรมเวลามีคุณสมบัติสเตชันนารีหรือไม่นั้น จะพิจารณาจากกราฟของอนุกรมเวลา หรือพิจารณาจากกราฟที่แสดงฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

3.1 ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง ที่ lag k (Autocorrelation Function ที่ lag k: ACF) โดยพิจารณาสหสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตในอนุกรมเวลาที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา จะใช้ r_k เป็นค่าประมาณของ ρ_k โดยที่ $-1 \leq r_k \leq 1$ และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองระหว่าง Y_t และ Y_{t+k} จะไม่แตกต่างจากฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองระหว่าง Y_t และ Y_{t-k} ทำให้ $r_k = r_{-k}$ ซึ่งคำนวณค่า r_k ได้ดังสมการ

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad \text{เมื่อ } k = 1, 2, 3, \dots$$

โดยที่ $\bar{Y} = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t}{n}$ คือ ค่าเฉลี่ยของค่าสังเกตของอนุกรมเวลา
 n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง ρ_k มีความหมายดังนี้ เมื่อ ρ_k มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา มีสหสัมพันธ์กันมากและมีทิศทางเดียวกัน กล่าวคือ ถ้าค่า Y_t มีค่าสูง ค่า Y_{t+k} ก็จะมีค่าสูงด้วย หรือถ้าค่า Y_t มีค่าต่ำ ค่า Y_{t+k} จะมีค่าต่ำด้วย เมื่อ ρ_k มีค่าเข้าใกล้ -1 แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา มีสหสัมพันธ์กันมากและมีทิศทางตรงกันข้าม กล่าวคือ ถ้าค่า Y_t มีค่าสูง ค่า Y_{t+k} จะมีค่าต่ำ หรือถ้าค่า Y_t มีค่าต่ำ ค่า Y_{t+k} จะมีค่าสูง เมื่อ ρ_k มีค่าใกล้ 0 แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา มีสหสัมพันธ์กันน้อยมาก

อนุกรมเวลาที่สเตชันนารี จะมีกราฟคอเรโลแกรมซึ่งเป็นกราฟที่พล็อตระหว่าง k และ r_k โดยค่า r_k มีลักษณะลดลง (die down) อย่างรวดเร็ว เมื่อ k มีค่าเพิ่มขึ้น

3.2 ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน ที่ lag k (Partial Autocorrelation Function ที่ lag k: PACF) เป็นค่าวัดสหสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา เมื่อกำหนดให้ค่าสังเกตอื่นๆ คงที่ r_{kk} จะเป็นตัวประมาณของ ρ_{kk} ซึ่งคำนวณค่า r_{kk} ได้ดังสมการ

$$r_{kk} = \begin{cases} r_1 & \text{เมื่อ } k = 1 \\ \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_j} & \text{เมื่อ } k = 2, 3, 4, \dots \end{cases}$$

โดยที่ $r_{k,j} = r_{k-1,j} - r_{kk} r_{k-1,k-j}$ เมื่อ $j = 1, 2, 3, \dots, k-1$

อนุกรมเวลาที่สแตชันนารี จะมีกราฟคอเรลโลแกรมซึ่งเป็นกราฟที่พล็อตระหว่าง k และ r_{kk} โดยค่า r_{kk} มีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว เมื่อ k มีค่าเพิ่มขึ้น

3.3 ขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์

การพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ มี 4 ขั้นตอน คือ กำหนดตัวแบบ การประมาณค่าพารามิเตอร์ การตรวจสอบตัวแบบ และการพยากรณ์ (ทรงศิริ, 2549; Cryer, 1986; Bowerman and O'Connell, 1987, 1993) รายละเอียดดังนี้

3.3.1 การกำหนดตัวแบบ (Identification) เป็นการกำหนดตัวแบบ ARMA(p,q) ที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา โดยเปรียบเทียบค่า r_k และ r_{kk} ของอนุกรมเวลากับค่า ρ_k และ ρ_{kk} ของรูปแบบ ARMA(p,q) ที่มีค่า p และ q ต่างกัน เนื่องจากต้องพิจารณาค่า r_k , r_{kk} , ρ_k และ ρ_{kk} พร้อมกันสำหรับหลายค่าของ k ดังนั้นแทนการเปรียบเทียบจึงพิจารณาเปรียบเทียบแผนภาพที่เรียกว่าคอเรลโรแกรมของ r_k , r_{kk} , ρ_k และ ρ_{kk} ที่ได้จากการพล็อต r_k , r_{kk} , ρ_k และ ρ_{kk} กับค่า k แทน โดยจะเปรียบเทียบคอเรลโรแกรมของ r_k กับคอเรลโรแกรมของ ρ_k และเปรียบเทียบคอเรลโรแกรมของ r_{kk} กับคอเรลโรแกรมของ ρ_{kk} ซึ่งแต่ละตัวแบบ ARMA(p,q) มีคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ต่างกัน หากคอเรลโรแกรมของ r_k และ r_{kk} ตรงหรือใกล้เคียงกับคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} จะกำหนดตัวแบบ ARMA(p,q) ที่สัมพันธ์กันให้กับอนุกรมเวลา

ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ สำหรับอนุกรมเวลาที่เป็นสเตชันนารี (Bowerman and O'Connell, 1987, 1993) มีดังต่อไปนี้

ก. ตัวแบบออโตรีเกรสซีฟอันดับ p (Autoregressive model of order p : AR(p)) มีตัวแบบดังนี้

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

เมื่อ Y_t คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา t
 δ คือ ค่าคงที่
 ϕ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, p$
 ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่ง ε_t มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน

ข. ตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ q (Moving average method of order q : MA(q)) มีตัวแบบดังนี้

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

เมื่อ Y_t คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา t
 δ คือ ค่าคงที่
 θ_i เป็นค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, q$
 ε_t เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่ง ε_t มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน

ค. ตัวแบบผสมออโตรีเกรสซีฟอันดับ p และ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ q (Autoregressive and Moving order p and q model: ARMA(p, q)) สำหรับอนุกรมเวลาที่ไม่สเตชันนารี จะต้องแปลงให้สเตชันนารีก่อน มีตัวแบบดังนี้

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

โดยที่	Y_t	คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t
	δ	คือ ค่าคงที่
	ϕ_i	คือ ค่าพารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, p$
	θ_i	คือ ค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, q$
	ε_t	คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่ง ε_t มีการแจกแจงแบบปกติ ที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน
	p	คือ อันดับของออโตรีเกรสซีฟ
	q	คือ อันดับของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

ง. ตัวแบบ ARIMA (Integrated autoregressive and Moving average model:

ARIMA(p,d,q) เป็นรูปแบบออโตรีเกรสซีฟอันดับ p และ เฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ q ที่มี d เป็นจำนวน
ครั้งของการหาผลต่างเพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่เสถียรให้เสถียรเนื่องจากแนวโน้มให้เสถียร
มีตัวแบบดังนี้

$$W_t = \delta + \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} + \dots + \phi_p W_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

โดยที่	W_t	เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t ซึ่ง $W_t = \nabla^d Y_t$
	δ	เป็นค่าคงที่
	ϕ_i	เป็นค่าพารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, p$
	θ_i	เป็นค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, q$
	ε_t	เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่ง ε_t มีการแจกแจงแบบปกติ ที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน
	p	เป็นอันดับของออโตรีเกรสซีฟ
	d	เป็นอันดับของผลต่าง
	q	เป็นอันดับของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

จ. ตัวแบบ SARIMA (Seasonal integrated autoregressive and Moving average model: SARIMA(P,D,Q)_L) เป็นรูปแบบออโตรีเกรสซีฟอันดับ P และ เกลี่ยเคลื่อนที่อันดับ Q ที่มี D เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างฤดูกาลเพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่สแตชันนารีเนื่องจากฤดูกาลให้สแตชันนารี L เป็นช่วงของการเกิดฤดูกาล มีตัวแบบดังนี้

$$W_t = \delta + \phi_{1,L} W_{t-L} + \phi_{2,L} W_{t-2L} + \dots + \phi_{p,L} W_{t-pL} - \theta_{1,L} \varepsilon_{t-L} - \theta_{2,L} \varepsilon_{t-2L} + \dots + \theta_{q,L} \varepsilon_{t-qL} + \varepsilon_t$$

โดยที่	W_t	เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t ซึ่ง $W_t = \nabla_L Y_t$
	δ	เป็นค่าคงที่
	$\phi_{i,L}$	เป็นค่าพารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, p$
	$\theta_{i,L}$	เป็นค่าพารามิเตอร์ของค่าเกลี่ยเคลื่อนที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, q$
	ε_t	เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่ง ε_t มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน
	P	เป็นอันดับที่ของออโตรีเกรสซีฟ
	D	เป็นอันดับที่ของผลต่างฤดูกาล
	Q	เป็นอันดับที่ของค่าเกลี่ยเคลื่อนที่

ฉ. ตัวแบบ ARIMA (p,d,q) x SARIMA(P,D,Q)_L เป็นรูปแบบออโตรีเกรสซีฟอันดับ p และ เกลี่ยเคลื่อนที่อันดับ q ที่มี d เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างเพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่สแตชันนารีเนื่องจากแนวโน้มให้สแตชันนารีร่วมกับรูปแบบออโตรีเกรสซีฟอันดับ P และ เกลี่ยเคลื่อนที่อันดับ Q ที่มี D เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างฤดูกาลเพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่สแตชันนารีเนื่องจากฤดูกาลให้สแตชันนารี L เป็นช่วงของการเกิดฤดูกาล

3.3.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Estimation) เป็นการหาค่าประมาณของพารามิเตอร์ในตัวแบบด้วยวิธีการประมาณค่าแบบต่างๆ วิธีที่ใช้กันมาก ได้แก่ วิธีประมาณแบบง่าย (Simple) วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least square) และวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood) สำหรับวิธีการประมาณแบบง่าย ค่าประมาณของพารามิเตอร์เป็นคำตอบที่ได้จากสมการที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง p_k และพารามิเตอร์ในตัวแบบ จำนวนสมการความสัมพันธ์ที่นำมาพิจารณาเท่ากับจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องประมาณ เมื่อแทนค่า p_k ด้วย r_k และแทนพารามิเตอร์ในตัวแบบด้วยค่าประมาณของพารามิเตอร์ สำหรับวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ค่าประมาณของพารามิเตอร์เป็นค่าที่

ทำให้ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (SSE) มีค่าต่ำที่สุด ส่วนวิธีภาวน่าจะเป็นสูงสุด ค่าประมาณของพารามิเตอร์เป็นค่าที่ทำให้ฟังก์ชันภาวน่าจะเป็นมีค่าสูงที่สุด ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด และวิธีภาวน่าจะเป็นสูงสุดค่าประมาณของพารามิเตอร์หาไม่ได้จากการแก้สมการ ในทางปฏิบัติจะใช้เทคนิคการวิเคราะห์เชิงตัวเลข (Numerical analysis) ช่วยซึ่งจะต้องกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับค่าประมาณของพารามิเตอร์ก่อน เมื่อสิ้นสุดการวิเคราะห์เชิงตัวเลขจะได้ค่าประมาณสุดท้ายของพารามิเตอร์และนำไปสร้างสมการ

3.3.3 การตรวจสอบตัวแบบ (Diagnostic checking) เมื่อกำหนดตัวแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบแล้ว จะต้องทำการตรวจสอบทุกครั้งว่า ตัวแบบที่กำหนดให้นั้นเหมาะสมหรือไม่ ซึ่งถ้าตรวจสอบแล้วพบว่า ตัวแบบที่กำหนดนั้นมีความเหมาะสม ก็จะนำตัวแบบดังกล่าวไปใช้ในการพยากรณ์เป็นขั้นตอนต่อไป แต่หากตรวจสอบแล้วพบว่า ตัวแบบที่กำหนดนั้นไม่เหมาะสม จะต้องกำหนดตัวแบบใหม่ให้กับอนุกรมเวลานั้นๆ สำหรับวิธีการตรวจสอบตัวแบบทำได้ดังนี้

ก. พิจารณาว่าอนุกรมเวลา e_t มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกันหรือไม่ ด้วยการทดสอบสมมติฐาน

$$\begin{aligned} H_0 : \rho_k(e_t) &= 0 & \text{เมื่อ } k = 1, 2, 3, \dots \\ H_1 : \rho_k(e_t) &\neq 0 & \text{เมื่อ } k = 1, 2, 3, \dots \end{aligned}$$

ถ้า $|r_k(e_t)| \geq 2/\sqrt{n}$ เมื่อ n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา e_t จะปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$ แสดงว่า ตัวแบบที่กำหนดให้กับอนุกรมเวลาไม่เหมาะสม

ข. พิจารณาว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่อยู่ห่างกัน $1, 2, \dots, m$ ช่วงเวลาเป็นอิสระกันหรือไม่ ด้วยการทดสอบของ Box-Ljung ดังนี้

สมมติฐานการทดสอบ คือ

$$\begin{aligned} H_0 : \rho_1(e_t) &= \dots = \rho_m(e_t) = 0 \\ H_1 : \text{มี } \rho_k(e_t) &\text{ อย่างน้อย 1 ตัวที่ไม่เท่ากับ 0} \end{aligned}$$

ตัวทดสอบสถิติ Box-Ljung คือ

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

เมื่อ n คือ ขนาดของอนุกรมเวลา e_t
 m คือ ช่วงเวลาห่างสูงสุดระหว่างค่าสังเกต Y_t ในอนุกรมเวลาที่พิจารณา

จะปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$ เมื่อ $Q_m \geq \chi_{\alpha, m-p}^2$ แสดงว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่อยู่ห่างกัน $1, 2, \dots, m$ ช่วงเวลาไม่เป็นอิสระกัน นั่นคือ ตัวแบบที่กำหนดยังไม่เหมาะสม โดยที่ p เป็นจำนวนพารามิเตอร์ในตัวแบบ

ก. พิจารณาค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบมีค่าเป็น 0 หรือไม่

สมมติฐานการทดสอบ คือ

$$H_0 : \theta = 0$$

$$H_1 : \theta \neq 0$$

ตัวทดสอบสถิติ คือ

$$t = \frac{\hat{\theta}}{s_{\hat{\theta}}}$$

เมื่อ $\hat{\theta}$ คือ ค่าประมาณของพารามิเตอร์ θ
 $s_{\hat{\theta}}$ คือ ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของ $\hat{\theta}$

จะปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$ เมื่อ $|t| > t_{\alpha/2, n-1}$ โดยที่ n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา e_t แสดงว่า ค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบมีค่าไม่เท่ากับ 0 นั่นคือ ตัวแบบที่กำหนดให้กับอนุกรมเวลาไม่เหมาะสม

3.3.4 การพยากรณ์ (Forecasting) จากตัวแบบ ARMA(p,q) ที่กำหนดและผ่านการตรวจสอบในขั้นตอนที่ 3 แล้ว จะนำมาสร้างสมการพยากรณ์และหาค่าพยากรณ์ สมการพยากรณ์สำหรับตัวแบบ ARMA(p,q) เมื่อ $p + q \leq 2$ มีดังนี้

ก. ตัวแบบ AR(1) มีสมการพยากรณ์ดังนี้

$$\hat{Y}_t = \hat{\delta} + \hat{\phi}_1 Y_{t+m-1} \quad \text{เมื่อ } m = 1, 2, \dots$$

ข. ตัวแบบ AR(2) มีสมการพยากรณ์ดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = \begin{cases} \hat{\delta} + \hat{\phi}_1 Y_t + \hat{\phi}_2 Y_{t-1} & \text{เมื่อ } m = 1 \\ \hat{\delta} + \hat{\phi}_1 Y_{t+1} + \hat{\phi}_2 Y_t & \text{เมื่อ } m = 2 \\ \hat{\delta} + \hat{\phi}_1 Y_{t+m-1} + \hat{\phi}_2 Y_{t+m-2} & \text{เมื่อ } m = 3, 4, \dots \end{cases}$$

ค. ตัวแบบ MA(1) มีสมการพยากรณ์ดังนี้

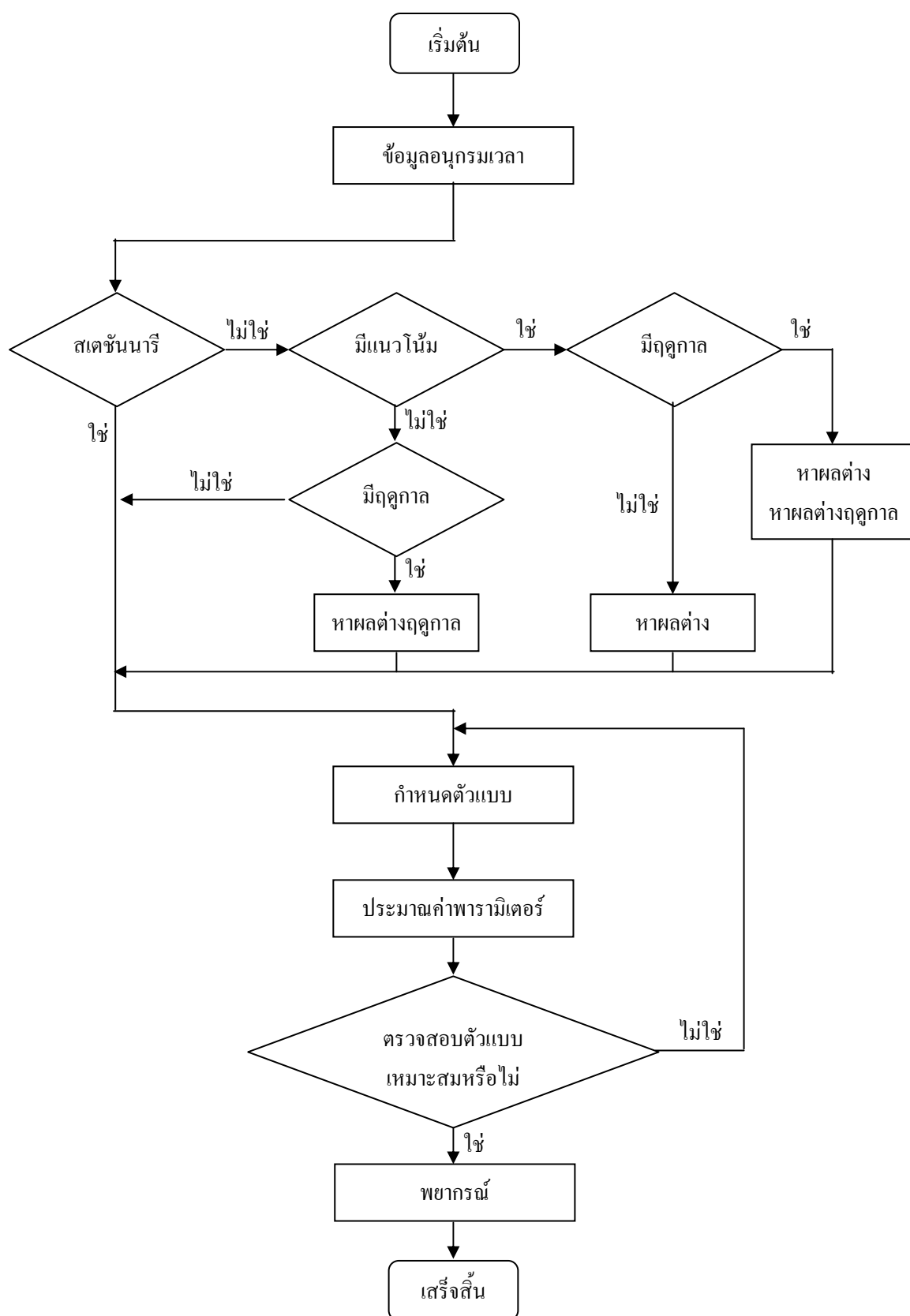
$$\hat{Y}_{t+m} = \begin{cases} \hat{\delta} - \hat{\theta}_1 e_t & \text{เมื่อ } m = 1 \\ \hat{\delta} & \text{เมื่อ } m = 2, 3, \dots \end{cases}$$

ง. ตัวแบบ MA(2) มีสมการพยากรณ์ดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = \begin{cases} \hat{\delta} - \hat{\theta}_1 e_t - \hat{\theta}_2 e_{t-1} & \text{เมื่อ } m = 1 \\ \hat{\delta} - \hat{\theta}_2 e_t & \text{เมื่อ } m = 2 \\ \hat{\delta} & \text{เมื่อ } m = 3, 4, \dots \end{cases}$$

จ. ตัวแบบ ARMA(1,1) มีสมการพยากรณ์ดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = \begin{cases} \hat{\delta} + \hat{\phi}_1 Y_t - \hat{\theta}_1 e_t & \text{เมื่อ } m = 1 \\ \hat{\delta} + \hat{\phi}_1 Y_{t+m-1} & \text{เมื่อ } m = 2, 3, \dots \end{cases}$$



ภาพที่ 2 ขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์

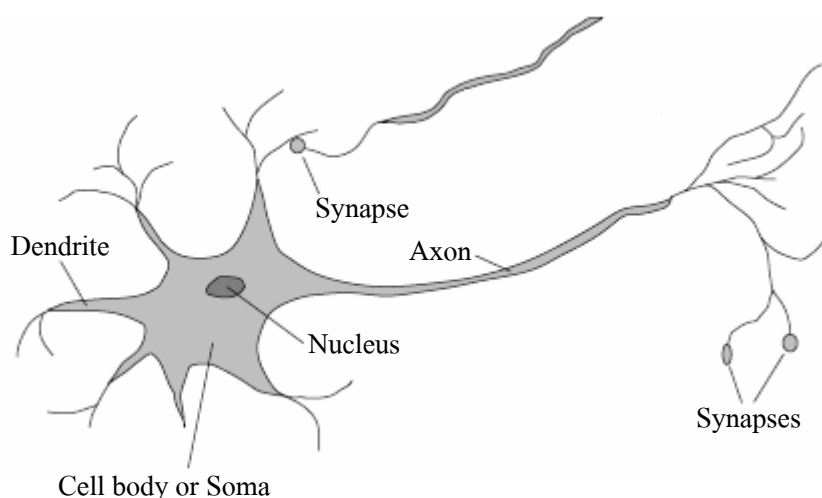
4. แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) เป็นส่วนประกอบอย่างหนึ่งในระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ซึ่งมีโครงสร้างทางสถาปัตยกรรม และการทำงานคล้ายคลึงกับเซลล์สมองและระบบประสาทของมนุษย์ โดยได้นำข้อดีของเซลล์สมองมาใช้ คือความสามารถในการจำแนกในการแปลความหมายของสัญลักษณ์และภาพ ซึ่งผลลัพธ์ที่ออกมา นั้นอยู่ในเกณฑ์ที่น่าเชื่อถือได้ ถึงแม้ว่าข้อมูลที่ป้อนเข้าไปนั้นจะมีความผิดพลาดอยู่บ้าง หรือไม่มี ความสมบูรณ์ของข้อมูลที่ป้อนเข้าไป เมื่อนำระบบโครงข่ายประสาทเทียมมาทำงานร่วมกับ คอมพิวเตอร์ที่มีความสามารถในการคำนวณทางคณิตศาสตร์ได้อย่างรวดเร็วและถูกต้อง สามารถทำให้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมมีศักยภาพในการทำงานสูงขึ้น โดยระบบโครงข่าย ประสาทเทียมที่ได้มีคุณสมบัติพิเศษเฉพาะ ได้แก่ ความสามารถในการจำลองปัญหาโดยไม่ จำเป็นต้องทราบรูปแบบการกระจายตัวของข้อมูล โดยผลลัพธ์ที่ออกมา มีความผิดพลาดอยู่ในเกณฑ์ ที่สามารถยอมรับได้ จากคุณสมบัติเหล่านี้ทำให้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการ นำมาใช้ในการแก้ปัญหาได้ใกล้เคียงกับการคำนวณของเซลล์สมองและระบบประสาทของ มนุษย์ แต่ในระบบโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการคำนวณสูงกว่า โดยมีรูปแบบ การทำงานผ่านฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ โดยการทำงานของระบบไม่ได้ทำงานซ้ำๆ ตามชุดคำสั่ง เหมือนดังโปรแกรมคอมพิวเตอร์ทั่วไป และผลลัพธ์ที่ออกมาอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ ถึงแม้ว่าจะมี ความผิดพลาดอยู่บ้างก็ตาม แต่ระบบโครงข่ายประสาทเทียมยังมีความสามารถที่จะทำงานได้แม้ว่า ข้อมูลที่ป้อนจะมีความบกพร่อง ผิดพลาด หรือขาดความสมบูรณ์ในตัวเองของข้อมูลนั้นๆ ซึ่งเมื่อ นำไปเปรียบเทียบกับแบบจำลองทางคอมพิวเตอร์ที่มีข้อจำกัดอยู่หลายอย่าง เช่น รูปแบบการทำงาน หรือการแก้ปัญหาที่แน่นอน ถ้าข้อมูลที่ป้อนเข้าในแบบจำลองมีความผิดพลาด ผลลัพธ์ที่ได้จาก แบบจำลองทางคอมพิวเตอร์อื่นๆ ก็จะมี ความผิดพลาด หรือไม่ใกล้เคียงกับความเป็นจริง ซึ่งจะ แตกต่างกับแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมดังที่ได้กล่าวมาแล้วในข้างต้น (เสรี, 2544)

4.1 ระบบประสาทในสมองมนุษย์

การทำงานของระบบประสาทในสมองมนุษย์ มีองค์ประกอบพื้นฐานที่สำคัญ คือ เซลล์ประสาท หรือ นิวรอน (Neurons) และ จุดประสานประสาท (Synapses) แต่ละเซลล์ประสาท ประกอบด้วยปลายสำหรับรับกระแสประสาท เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrite) ซึ่งเป็น อินพุต (Input) และปลายสำหรับการส่งกระแสประสาทเรียกว่า แอกซอน (Axon) ซึ่งเป็นเหมือน เอาท์พุต (Output)

ของเซลล์ ซึ่งเซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่นๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่นๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอน ซึ่งกลุ่มเซลล์ประสาทเหล่านี้เกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน มีหน้าที่ในการจดจำ คิด นำความรู้ และประสบการณ์ที่บันทึกไว้ในสมองมาใช้ในการตัดสินใจในชีวิตประจำวัน โดยโครงสร้างของเซลล์ประสาทมนุษย์ได้แสดงไว้ดังในภาพที่ 2

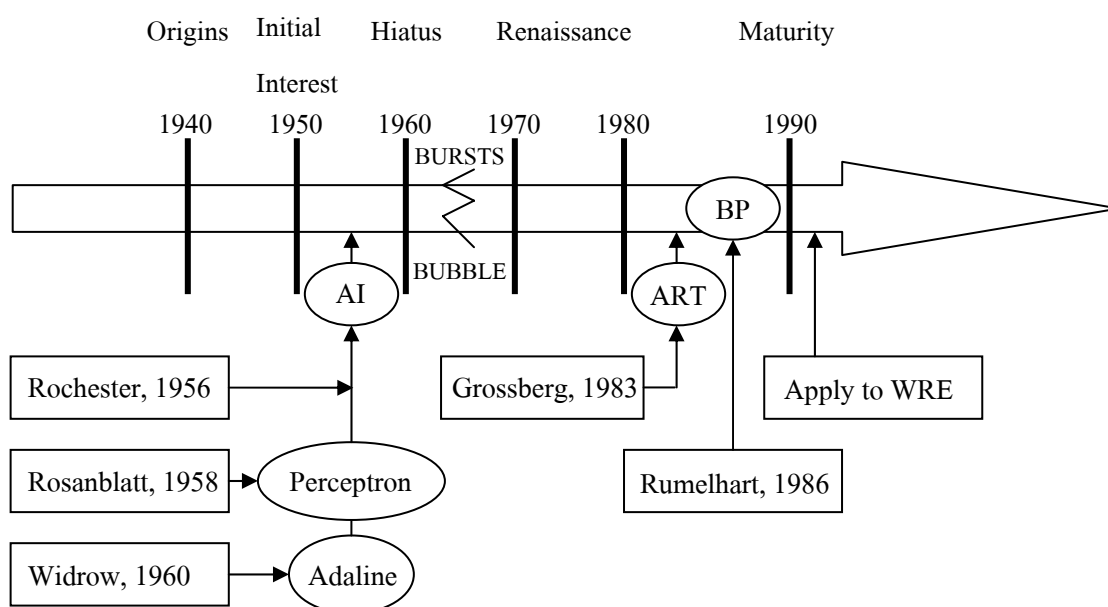


ภาพที่ 3 โครงสร้างของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์

4.2 วิวัฒนาการของโครงข่ายประสาทเทียม

การศึกษาเกี่ยวกับระบบโครงข่ายประสาทเทียมนั้น เริ่มจากงานวิจัยของ McCulloch and Pitts (1943) โดยทำการวิจัยค้นคว้าว่า เซลล์สมองมนุษย์เป็นอย่างไร ควรจะจำลองรูปแบบกระบวนการทำงานอย่างไร ต่อมา Hebb (1949) เป็นคนแรกที่ได้แนะนำระบบโครงข่ายที่มีการประมวลผลจากการเรียนรู้เหมือนเซลล์สมองมนุษย์ เรียกว่า Hebbian learning ต่อมาได้นำมาใช้ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ มากมาย นับจากนั้นได้มีนักวิจัยหลายท่านพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมาหลายรูปแบบ ดังภาพที่ 3

Rosenblatt (1958) ได้พัฒนาโครงข่ายเพอร์เซพตรอน (Perceptron) ต่อมา Widrow (1960) ได้พัฒนาโครงข่าย Adaline ซึ่งในภายหลังมีการปรับปรุงเป็นโครงข่ายที่มีชื่อว่า Madaline หลังจากนั้นนักวิจัยหลายท่านให้ความสนใจเกี่ยวกับ Associative memory จนกระทั่ง Hopfield (1982) ได้พัฒนาโครงข่าย Hopfield ซึ่งเป็นโครงข่ายประเภท Recurrent และสามารถนำมาประยุกต์แก้ปัญหา Travelling Salesman ส่วนในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในระยะหลังของงานวิจัยมักจะเป็นการค้นหาคะบวนกรการเรียนรู้เพื่อใช้ในการแก้ไขค่าถ่วงน้ำหนักในโครงข่าย จึงเกิดเป็นทฤษฎี Backpropagation ซึ่งเป็นทฤษฎีที่จะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักจากชั้นเอาต์พุต (Output layer) ไปยังชั้นอินพุต (Input layer) การนำเสนอทฤษฎีดังกล่าวทำให้งานวิจัยโครงข่ายประสาทเทียมได้รับความนิยมมากขึ้น และจากทฤษฎีดังกล่าวจึงทำให้ Rumelhart *et al.* (1986) คิดค้นโครงข่าย Multi Layer Perceptron ขึ้นซึ่งสามารถจัดอุปสรรคของโครงข่าย Single Layer Perceptron และในปีเดียวกันได้เสนอโครงข่าย Backpropagation ซึ่งพัฒนามาจากโครงข่าย Single Layer Perceptron

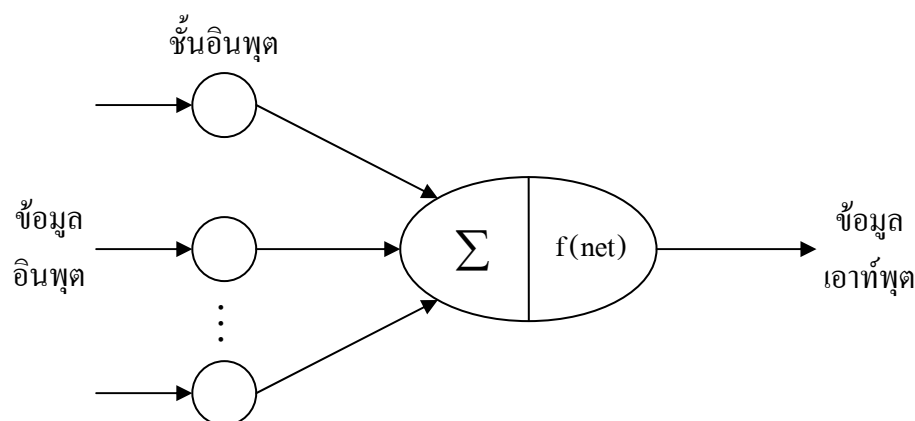


ภาพที่ 4 วิวัฒนาการของโครงข่ายประสาทเทียม (Patterson, 1995)

ในปัจจุบันนี้ มีการพัฒนา โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อนำไปใช้งานมากมาย เช่น ในทางการแพทย์ ทางวิศวกรรม ทางเศรษฐศาสตร์ และทางสถิติ เป็นต้น

4.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

นักวิจัยส่วนใหญ่ในปัจจุบันเห็นตรงกันว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีโครงสร้างแตกต่างจากโครงข่ายประสาทในสมอง แต่ก็ยังเหมือนสมอง ในแง่ที่ว่าโครงข่ายประสาทเทียม คือการรวมกลุ่มแบบขนานของหน่วยประมวลผลย่อยๆ และการเชื่อมต่อนี้เป็นส่วนสำคัญที่ทำให้เกิดสติปัญญาของโครงข่าย เมื่อพิจารณาขนาดแล้ว สมองมีขนาดใหญ่กว่าโครงข่ายประสาทเทียมอย่างมาก รวมทั้งเซลล์ประสาทยังมีความซับซ้อนกว่าโครงข่ายประสาทเทียม แต่หน้าที่สำคัญของสมอง เช่น การเรียนรู้ ยังคงถูกจำลองขึ้นได้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมนี้

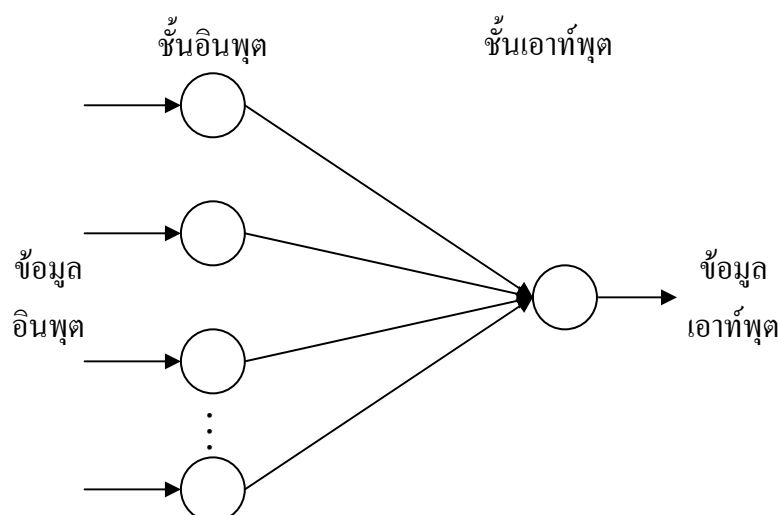


ภาพที่ 5 แบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

สำหรับในคอมพิวเตอร์โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซตของโหนด (Nodes) ซึ่งอาจจะถูกกำหนดให้เป็นโหนดอินพุต (Input nodes) โหนดเอาต์พุต (Output nodes) หรือโหนดที่อยู่ตรงกลางระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต เรียกว่า โหนดฮิดเดน (Hidden nodes) โหนดแต่ละชั้นมีการเชื่อมต่อกันระหว่างโหนด (หรือนิวรอน) ด้วยค่าน้ำหนัก (Weight) กำกับอยู่ที่เส้นเชื่อมทุกเส้น เมื่อข่ายงานเริ่มทำงานจะมีการกำหนดค่าให้แก่โหนดอินพุต จากนั้นโหนดอินพุต จะส่งค่าที่ได้รับไปตามเส้นเชื่อมขาออก โดยค่าที่ส่งออกไปจะถูกคูณกับค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อม โหนดในชั้นถัดไปจะรับค่าซึ่งเป็นผลรวมจากโหนดต่างๆ แล้วจึงคำนวณผลอย่างง่ายโดยใช้ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) แล้วส่งค่าที่ได้ไปยังชั้นถัดไป การคำนวณเช่นนี้จะเกิดขึ้นไปเรื่อยๆ ทีละชั้น จนถึงชั้นเอาต์พุต นักวิจัยหลายท่านได้แบ่งโครงข่ายประสาทเทียมออกเป็นสองแบบกว้างๆ คือ โครงข่ายชั้นเดียว (Single layer) และโครงข่ายหลายชั้น (Multi layer) ซึ่งในการนับจำนวนชั้นของ

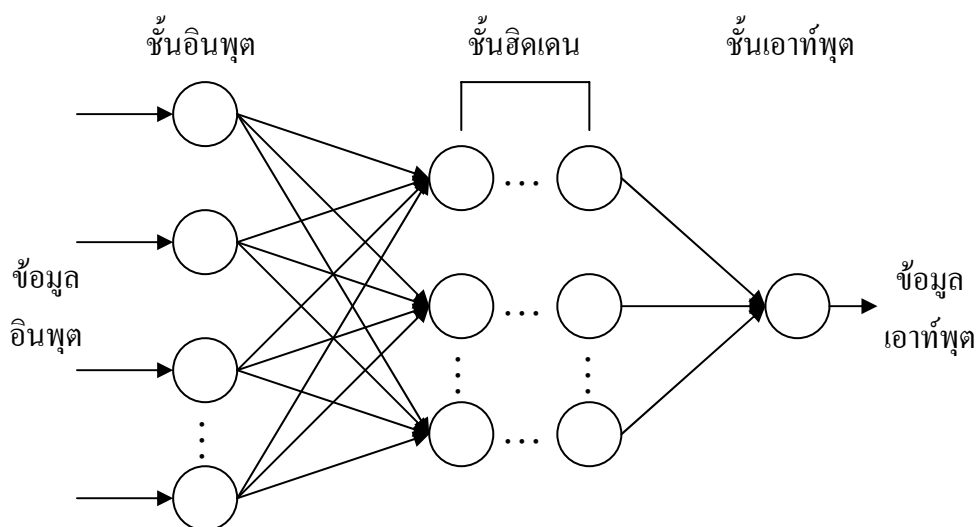
โครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะนับเฉพาะชั้นที่มีการประมวลผลเท่านั้น กล่าวคือ จำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมคือจำนวนชั้นฮิดเดนรวมกับชั้นเอาต์พุต

4.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียว เป็นโครงข่ายที่มีเพียงชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตเท่านั้น โดยชั้นอินพุตจะทำหน้าที่รับข้อมูลอินพุต แล้วส่งข้อมูลอินพุตผ่านเส้นเชื่อมต่างๆไปยังชั้นเอาต์พุต ความเข้มของสัญญาณหรือปริมาณข้อมูลที่เข้าสู่ชั้นเอาต์พุตจะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อม จากนั้นชั้นเอาต์พุตจะนำข้อมูลที่รับจากชั้นอินพุตมาคำนวณโดยใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ ที่เรียกว่า ฟังก์ชันการกระตุ้น แล้วส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นข้อมูลเอาต์พุต ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียวแสดงไว้ดังภาพที่ 5



ภาพที่ 6 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียว

4.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายที่มีชั้นฮิดเดนตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป โครงข่ายประเภทนี้จะใช้ในกรณีที่ปัญหาที่มีความซับซ้อนสูงซึ่งโครงข่ายชั้นเดียวไม่เพียงพอที่จะแก้ปัญหาได้ จึงเพิ่มจำนวนชั้นที่มีการคำนวณหรือชั้นฮิดเดนให้กับโครงข่าย เพื่อให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาได้ดีขึ้น ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นแสดงไว้ดังภาพที่ 6



ภาพที่ 7 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

4.4 กระบวนการเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

กระบวนการเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งได้บนพื้นฐานของการเรียนรู้ได้ 3 ประเภท (Sivanandam *et al.*, 2006) กล่าวคือ

4.4.1 การเรียนรู้แบบมีครูสอน (Supervised learning) การเรียนรู้ประเภทนี้จะมีครูคอยกำกับดูแลการทำงานของโครงข่าย โดยจะมีข้อมูลในการฝึกสอน (Training data) 2 ชุดควบคู่กันไป คือข้อมูลอินพุต (Input data) และข้อมูลเอาต์พุตเป้าหมาย (Target output) ในระหว่างการเรียนรู้โครงข่ายจะมีการเปรียบเทียบผลการคำนวณของโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย ส่วนค่าความคลาดเคลื่อนหรือความผิดพลาด (Error) ที่เกิดขึ้นจะนำไปสู่การปรับปรุงค่าพารามิเตอร์บางตัวในโครงข่าย คือค่าเอาต์พุตแต่ละรูปแบบจะถูกนำไปปรับค่าถ่วงน้ำหนักของอินพุตแต่ละตัว เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่าย

4.4.2 การเรียนรู้แบบไม่มีครูสอน (Unsupervised learning) การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมประเภทนี้ไม่มีข้อมูลเอาต์พุตเป้าหมาย โดยในการเรียนรู้ของโครงข่ายจะมีเพียงข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายเท่านั้น โครงข่ายจะไม่สามารถรับรู้ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากข้อมูลเป้าหมายได้ ดังนั้นโครงข่ายจะต้องเรียนรู้ให้สามารถค้นพบโครงสร้างที่เหมาะสมของรูปแบบข้อมูลอินพุตโดยการปรับตัวเข้าสู่การกระจายตัวเชิงสถิติของข้อมูลอินพุต การเรียนรู้ประเภทนี้จะ

ใช้วิธีการสร้างความเข้มแข็งให้กับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงกับหน่วยอินพุตที่สนองตอบได้ดีกับเอาต์พุต ในขณะที่เดียวกันก็จะลดความสำคัญของหน่วยอินพุตที่อ่อนแอลง

4.4.3 การเรียนรู้แบบเสริม (Reinforcement learning) คล้ายกับการเรียนรู้แบบมีครูสอน คือจะมีครูคอยกำกับดูแลการทำงานของโครงข่าย แต่คำตอบที่ถูกต้องหรือเป้าหมายไม่ได้ถูกนำมาแสดงในโครงข่าย ดังนั้นผลการคำนวณจากโครงข่ายจึงแสดงออกมาในรูปของถูกหรือผิด โครงข่ายจึงต้องใช้ประโยชน์จากข้อมูลต่างๆ เพื่อนำไปปรับปรุงการทำงานให้ดีขึ้น ถ้าผลการคำนวณถูกต้องโครงข่ายจะได้รับรางวัล (Reward) ซึ่งเป็นการเพิ่มค่าน้ำหนักอินพุตบางหน่วยในทางตรงกันข้าม ถ้าผลการคำนวณจากโครงข่ายออกมาผิด ก็จะได้รับบทลงโทษ (Penalty) โดยการลดค่าน้ำหนักลง

4.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ดแบคพรอพาเกชัน (Feed-Forward Backpropagation Neural Networks)

Fausett (1994) ได้กล่าวไว้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ดแบคพรอพาเกชันจัดอยู่ในชนิด Meso Structure ซึ่งประกอบด้วย ชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นฮิดเดน (Hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (Output layer) แสดงรายละเอียดได้ดังนี้

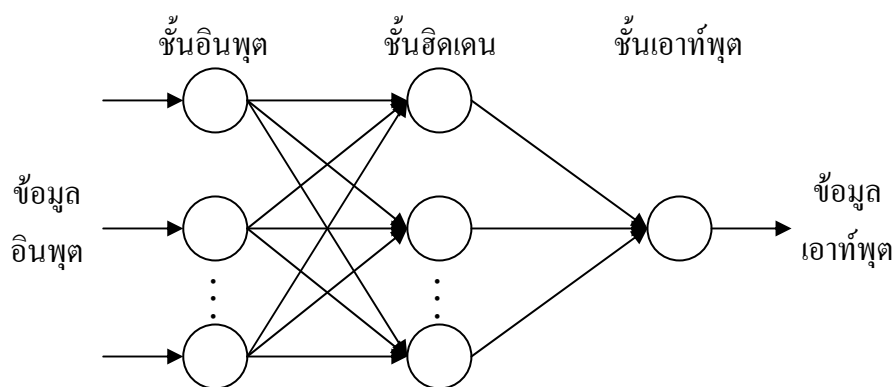
ชั้นอินพุต (Input layer) เป็นชั้นแรกในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย โหนดรับข้อมูล หรือ โหนดอินพุต (Input nodes) ทำหน้าที่รับข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อประมวลผลต่อไป

ชั้นฮิดเดน (Hidden layer) เป็นชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุต และชั้นเอาต์พุต ประกอบด้วย โหนดฮิดเดน (Hidden nodes) ทำหน้าที่ในการรวมข้อมูลอินพุต (Input data) และค่าน้ำหนัก (Weight) เพื่อแปลงค่าให้เป็นผลลัพธ์ (Output) และส่งผลลัพธ์ไปยังชั้นเอาต์พุต ซึ่งชั้นฮิดเดนนี้สามารถมีได้มากกว่าหนึ่งชั้นได้ ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของปัญหาที่นำมาศึกษาวิเคราะห์

ชั้นเอาต์พุต (Output layer) เป็นชั้นสุดท้ายในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย โหนดแสดงผล (Output nodes) ทำหน้าที่แสดงผลลัพธ์ (Output) ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

Patterson (1995) กล่าวว่าไว้ว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ดแบคพรอพาเกชัน เป็นโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบมีครูสอน และมีขั้นตอนกระบวนการทำงาน คือ เมื่อข้อมูลอินพุต ถูกส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward) ตามลำดับชั้น ภายในชั้นฮิดเดน จะทำหน้าที่รวมข้อมูลอินพุตกับ ค่าน้ำหนักที่กำกับอยู่เส้นเชื่อม และส่งผ่านฟังก์ชันการกระตุ้น เพื่อประมวลผล โดยแสดงผลลัพธ์ไว้ในชั้นเอาต์พุต โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่าผลลัพธ์เป้าหมายและ ทำการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น หลังจากนั้นจึงดำเนินขั้นตอนการคำนวณย้อนกลับ (Backward) โดยเริ่มจากการปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้นเอาต์พุตกับชั้นฮิดเดนสุดท้าย และย้อนกลับ ไปจนถึงชั้นอินพุต จากนั้นจะเริ่มขั้นตอนของการคำนวณไปข้างหน้าและการคำนวณย้อนกลับอีกครั้ง จนกระทั่งค่าความคลาดเคลื่อนลู่เข้าหาค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุดที่ยอมรับได้จึงหยุดการปรับ ค่าน้ำหนัก

ขั้นตอนไปข้างหน้า (Forward pass) โครงข่ายจะเริ่มทำงานเมื่อชั้นอินพุตได้รับข้อมูล และ ค่าของหน่วยประมวลผลในชั้นอินพุตถูกกำหนด ชั้นอื่นจึงจะเริ่มทำการแพร่เดินหน้า โดยในแต่ละ ชั้นต่างๆ จะเชื่อมโยงซึ่งกันและกันโดยค่าน้ำหนัก v และ w กล่าวคือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่าง หน่วยที่ i ในชั้นอินพุต กับหน่วยที่ j ในชั้นฮิดเดน กำหนดโดย v_{ji} ในขณะเดียวกันค่าน้ำหนักที่ เชื่อมโยงระหว่างหน่วยที่ j ในชั้นฮิดเดน กับหน่วยที่ k ในชั้นเอาต์พุต กำหนดโดย w_{kj}



ภาพที่ 8 การแพร่เดินหน้าของโครงข่ายประสาทเทียม

การคำนวณผลรวมหรืออินพุตสุทธิสำหรับหน่วยที่ j และ k แสดงได้ดังสมการ

$$H_j = \sum_i v_{ji} x_i \quad \text{เมื่อ } i = 1, 2, 3, \dots, n \text{ และ } j = 1, 2, 3, \dots, h$$

$$I_k = \sum_j w_{kj} y_j \quad \text{เมื่อ } k = 1, 2, 3, \dots, m$$

เมื่อ	H_j	คือ ผลรวมหรืออินพุตสุทธิสำหรับหน่วยที่ j ในชั้นฮิดเดน
	I_k	คือ ผลรวมหรืออินพุตสุทธิสำหรับหน่วยที่ k ในชั้นเอาต์พุต
	x_i	คือ ข้อมูลอินพุตจากหน่วยที่ i ในชั้นอินพุต
	y_j	คือ ข้อมูลอินพุตจากหน่วยที่ j ในชั้นฮิดเดน
	v_{ji}	คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างหน่วยที่ i ในชั้นอินพุต กับหน่วยที่ j ในชั้นฮิดเดน
	w_{kj}	คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างหน่วยที่ j ในชั้นฮิดเดน กับหน่วยที่ k ในชั้นเอาต์พุต

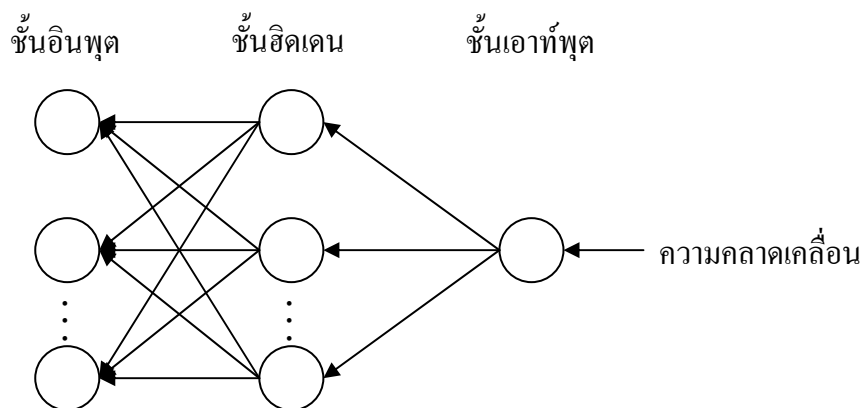
เอาต์พุตที่ได้จากการคำนวณสำหรับหน่วยที่ j ในชั้นฮิดเดนและหน่วยที่ k ในชั้นเอาต์พุตแสดงได้ดังสมการต่อไปนี้

$$y_j = f(H_j) \quad \text{เมื่อ } j = 1, 2, 3, \dots, h$$

$$z_k = f(I_k) \quad \text{เมื่อ } k = 1, 2, 3, \dots, m$$

เมื่อ f คือ ฟังก์ชันการกระตุ้นที่เป็นแบบไม่เชิงเส้น

ขั้นตอนย้อนกลับ (Backward pass) ค่าความคลาดเคลื่อนจะถูกคำนวณสำหรับทุกหน่วย ค่าน้ำหนักในชั้นฮิดเดนจะถูกปรับค่าแต่ละชั้น เริ่มจากการปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้นเอาต์พุตกับชั้นฮิดเดนสุดท้าย โดยความคลาดเคลื่อนในชั้นเอาต์พุต ในทำนองเดียวกันความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในชั้นฮิดเดนสุดท้ายจะนำมาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้นฮิดเดนสุดท้ายกับชั้นฮิดเดนก่อนหน้า โดยความคลาดเคลื่อนจะเคลื่อนตัวย้อนกลับผ่านชั้นแต่ละชั้นในลักษณะของวิธีการแบบซ้ำๆ กัน รูปแบบของข้อมูลทุกแบบจะถูกส่งผ่านกระบวนการนี้จนกระทั่งความคลาดเคลื่อนทั้งหมดในชั้นเอาต์พุตเข้าสู่ค่าที่ต่ำสุด ที่กำหนดไว้ หรือจำนวนรอบของการกระทำซ้ำๆ กันถูกจำกัดโดยเวลาที่ใช้ในการคำนวณ



ภาพที่ 9 การแพร่ย้อนกลับของโครงข่ายประสาทเทียม

การปรับค่าน้ำหนัก ถ้าเราให้ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำหนดโดย E_m ทำได้ดังนี้

$$E_m = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P E^p$$

เมื่อ E^p คือ ความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากข้อมูลรูปแบบที่ p

จากสมการจะเห็นว่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของโครงข่ายที่เกิดจากข้อมูลทุกรูปแบบ P จะลดลง ถ้าความคลาดเคลื่อนสำหรับข้อมูลแต่ละชุดลดลง ดังนั้นจึงเกิดการพัฒนาวិธีการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งเป็นสัดส่วนกับความคลาดเคลื่อนที่ลดลง ซึ่งเราเรียกวิธีการนี้ว่า กฎของเดลตา (Delta rule) ในการนี้จะทำการเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละชุดของข้อมูลที่ส่งผ่านไปยังโครงข่าย เพื่อให้ความคลาดเคลื่อนลดลงจากการคำนวณครั้งก่อนหน้า วิธีการนี้จะบรรลุผลถ้าค่าน้ำหนักต่างๆ ที่เชื่อมโยงในโครงข่ายถูกปรับแก้ให้เป็นสัดส่วนกับค่าลบของค่าอนุพันธ์ของความคลาดเคลื่อนดังสมการ

$$\Delta w(s+1) = -\eta \frac{\partial E^p}{\partial w(s)}$$

เมื่อ Δw คือ ค่าปรับแก้ค่าน้ำหนัก
 s คือ ชั้นเวลาที่ s

$s+1$ คือ ขั้นเวลาที่ $s+1$

η คือ ค่าคงที่สำหรับการเรียนรู้

$$\frac{\partial E^p}{\partial w} = \left[\frac{\partial E^p}{\partial v_{11}}, \frac{\partial E^p}{\partial v_{12}}, \dots, \frac{\partial E^p}{\partial v_{hm}} \right]$$

$$\frac{\partial E_m}{\partial w} = \frac{1}{p} \sum_{p=1}^p \frac{\partial E^p}{\partial w}$$

โดยทั่วไปเราสามารถกำหนดให้ค่าความคลาดเคลื่อน E^p ให้เป็นฟังก์ชันของการวัดค่าทางสถิติได้หลายรูปแบบ เช่น ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ เป็นต้น แต่ในที่กำหนดให้ E^p เป็นค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองดังสมการ

$$E^p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k^p - z_k^p)^2$$

โดยค่าคงที่ $1/2$ เป็นค่าที่ใส่ไปเพื่อความเหมาะสมทางด้านคณิตศาสตร์ หลังจากได้ค่าปรับแก้ค่าน้ำหนักแล้วจึงทำการคำนวณหาค่าน้ำหนักสำหรับขั้นเวลาใหม่ ดังนี้

$$w_{kj}(s+1) = w_{kj}(s) + \Delta w_{kj}(s+1)$$

ดังนั้น การหาค่าปรับแก้ค่าน้ำหนัก Δw_{kj} จะต้องทำการหาอนุพันธ์ของความคลาดเคลื่อน $\partial E^p / \partial w_{kj}$ และ $\partial E^p / \partial v_{ji}$ โดยใช้กฎลูกโซ่ (Chain rule) ดังนี้

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial I_k} \times \frac{\partial I_k}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial I_k} \times \frac{\partial \left(\sum_j w_{kj} y_j \right)}{\partial w_{kj}}$$

และเนื่องจาก $\frac{\partial \left(\sum_j w_{kj} y_j \right)}{\partial w_{kj}} = y_j$

$$\text{และ} \quad \frac{\partial E}{\partial I_k} = \frac{\partial E}{\partial z_k} \times \frac{\partial z_k}{\partial I_k} = -(t_k - z_k) f'(I_k)$$

จะได้
$$\frac{\partial E}{\partial z_k} = -(t_k - z_k) \text{ และ } \frac{\partial z_k}{\partial I_k} = f'(I_k)$$

จะได้สมการแสดงค่าปรับแก้ค่าน้ำหนัก ดังนี้

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \eta \delta_k y_j$$

เมื่อ
$$\delta_k = (t_k - z_k) f'(I_k)$$

ในทำนองเดียวกันค่าปรับแก้ค่าน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นฮิดเดน จะสามารถหาได้ดังนี้

$$\Delta v_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ji}} = -\eta \left[\frac{\partial E}{\partial H_j} \times \frac{\partial H_j}{\partial v_{ji}} \right]$$

โดย
$$\frac{\partial E}{\partial v_{ji}} = \sum_i \frac{\partial (v_{ji} x_i)}{\partial v_{ji}} = x_i$$

และ
$$\frac{\partial E}{\partial H_j} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \times \frac{\partial y_j}{\partial H_j} = \frac{\partial E}{\partial y_j} f'(H_j)$$

โดย
$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \frac{1}{2} \sum_k \frac{\partial \left(t_k - f\left(\sum_j w_{kj} y_j\right) \right)^2}{\partial y_j} = -\sum_k (t_k - z_k) f'(I_k) w_{kj}$$

ดังนั้นจะได้
$$\Delta v_{ji} = \eta \delta_j x_i = \eta x_i f'(H_j) \sum_k \delta_k w_{kj}$$

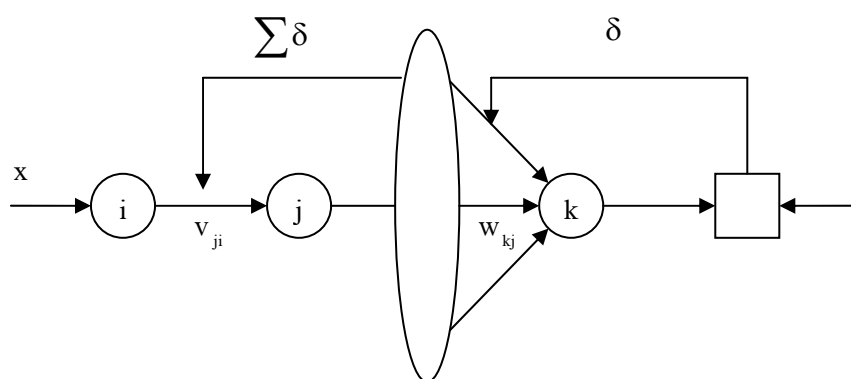
เมื่อ
$$\delta_j = f'(H_j) \sum_k \delta_k w_{kj}$$

ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างหน่วยต่างๆ ในโครงข่ายจะถูกกำหนดโดยการสุ่มตัวเลขจำนวนน้อยๆ จากนั้นข้อมูลอินพุตในรูปของเวกเตอร์ x^p จะถูกส่งผ่านไปยังโครงข่าย ในขณะที่โครงข่ายเองก็จะคำนวณเวกเตอร์เอาต์พุต z^p จากนั้นจะทำการเปรียบเทียบเอาต์พุตที่ได้จากการคำนวณกับเอาต์พุตเป้าหมาย t^p แล้วทำการหาความคลาดเคลื่อนของข้อมูลแต่ละชุด $(t_k^p - z_k^p)$ ค่าความคลาดเคลื่อนเหล่านี้จะถูกส่งผ่านในทิศทางย้อนกลับเข้าสู่กระบวนการปรับแก้ค่าน้ำหนัก จากนั้นค่าน้ำหนักใหม่จะถูกปรับแก้ดังสมการ

$$w_{kj}^{new} = w_{kj}^{old} + \Delta w_{kj} = w_{kj}^{old} + \eta y_j (t_k - z_k) f'(I_k)$$

$$v_{ji}^{new} = v_{ji}^{old} + \Delta v_{ji} = v_{ji}^{old} + \eta x_i f'(H_j) \sum_k \delta_k w_{kj}$$

กระบวนการปรับแก้ค่าน้ำหนักในชั้นต่างๆ แสดงไว้ในภาพที่ 9

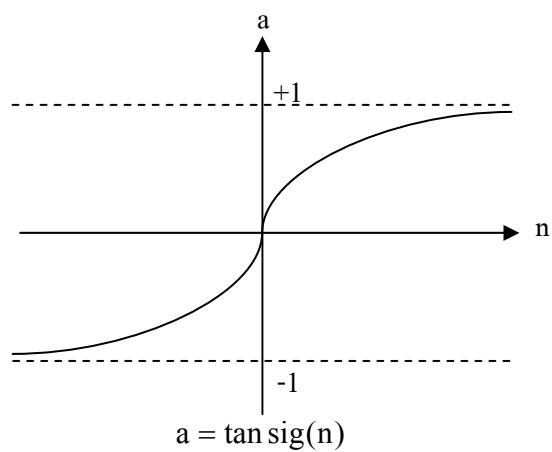


ภาพที่ 10 กระบวนการปรับแก้ค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม

4.6 ฟังก์ชันการกระตุ้น

ฟังก์ชันการกระตุ้น เป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ในการปรับค่าของค่าน้ำหนัก โดยการส่งผ่านข้อมูลเข้าไปยังหน่วยโครงข่ายประสาท แล้วส่งต่อไปยังชั้นถัดไปผ่านฟังก์ชันการกระตุ้น ซึ่งฟังก์ชันดังกล่าวนี้จะมีหลายรูปแบบ อาจจะเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น ฟังก์ชันแบบขั้นบันได ฟังก์ชันเอ็กซ์โปเนนเชียล หรือฟังก์ชันที่มีลักษณะเป็น Monotonic nondecreasing function ฟังก์ชันการกระตุ้นที่ใช้ ในการศึกษาครั้งนี้มีอยู่ 2 ชนิด ได้แก่

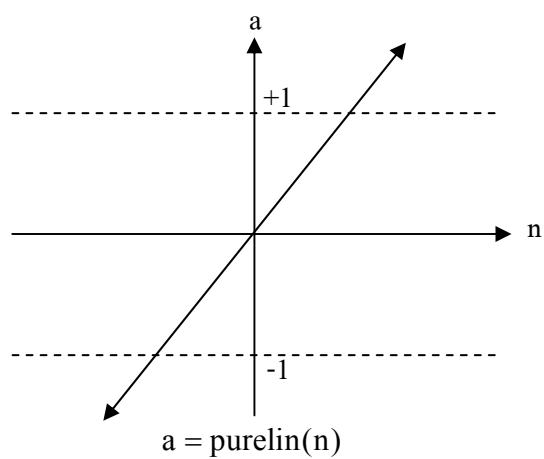
4.6.1 ฟังก์ชันแทนเจนต์ซิกมอยด์ (Tangent Sigmoid function) เป็นฟังก์ชันส่งผ่านที่ให้ค่าผลลัพธ์มากกว่า -1 แต่น้อยกว่า 1 ดังแสดงในภาพที่ 10



ภาพที่ 11 ฟังก์ชันแทนเจนต์ซิกมอยด์

ฟังก์ชันแทนเจนต์ซิกมอยด์ สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังสมการ $f(x) = (1 - e^{-x}) / (1 + e^{-x})$

4.6.2 ฟังก์ชันเส้นตรง (Linear function) ดังแสดงในภาพที่ 11



ภาพที่ 12 ฟังก์ชันเส้นตรง

ฟังก์ชันเส้นตรง สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังสมการ $f(x) = x$

4.7 กระบวนการฝึกสอน (Training Algorithm) โครงข่ายประสาทเทียม

กระบวนการฝึกสอน (Training Algorithm) เป็นวิธีการที่ใช้สอนโครงข่ายเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าความคลาดเคลื่อนให้ลู่เข้าหาคำตอบได้อย่างถูกต้อง ในการศึกษาครั้งนี้ใช้กระบวนการฝึกสอน 3 วิธี ได้แก่ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient) บีเอฟจิวควอซี-นิวตัน (BFG Quasi-Newton) และกระจายกลับยืดหยุ่นได้ (Resilient Backpropagation) แสดงรายละเอียดดังนี้

4.7.1 สเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient)

Martin (1990) กล่าวว่า วิธีสเกลคอนจูเกตกราเดียนเป็นวิธีการหนึ่งของวิธีคอนจูเกตกราเดียน ซึ่งกลุ่มการเรียนรู้แบบคอนจูเกตกราเดียนจะเข้าถึงคำตอบที่ต้องการได้เร็วกว่าแบบเดสเซนต์ เพราะมีการค้นหาเส้นทางก่อน แต่การค้นหาเส้นทางในแต่ละรอบมีการคำนวณที่ซับซ้อนและใช้เวลาในการคำนวณมาก วิธีสเกลคอนจูเกตกราเดียนเป็นวิธีการเรียนรู้ที่ลดเวลาในการค้นหาเส้นทาง และลดจำนวนทรัพยากรที่ใช้ในการคำนวณ สรุปขั้นตอนการทำงาน ดังนี้

ก. เลือกเวกเตอร์น้ำหนัก w_1 และสเกลลาร์ $\sigma > 0, \overline{\lambda_1} = 0$ กำหนดให้ $p_1 = r_1 = -E'(w_1)$, $k=1$ และ success=true

ข. ถ้า success=true สามารถคำนวณรายละเอียดลำดับที่สอง

$$\sigma_k = \frac{\sigma}{|p_k|}$$

$$S_k = \frac{E'(w_k + \sigma_k p_k) - E'(w_k)}{\sigma_k}$$

$$\delta = p_k^T S_k$$

ค. Scale S_k :

$$S_k = S_k + (\lambda_k - \overline{\lambda_1}) p_k$$

$$\delta_k = \delta_k + (\lambda_k - \overline{\lambda_1}) |p_k|^2$$

ง. ถ้า $\delta_k \leq 0$ แล้วให้สร้างเมตริกซ์เฮสเซียนโพสิทีฟดีฟิไนต์ (Hessian matrix positive definite)

$$S_k = S_k + \left(\lambda_k - 2 \frac{\delta_k}{|p_k|^2} \right) p_k$$

$$\overline{\lambda_k} = 2 \left(\lambda_k - 2 \frac{\delta_k}{|p_k|^2} \right)$$

$$\delta_k = -\delta + \lambda_k |p_k|^2, \lambda_k = \overline{\lambda_k}$$

จ. คำนวณค่าระยะของฟังก์ชัน (Step Size): $\mu_k = p_k^T r_k, \alpha_k = \frac{\mu_k}{\delta_k}$

ฉ. คำนวณเปรียบเทียบค่าองค์ประกอบ:

$$\Delta_k = \frac{2\delta_k [E(w_k) - E(w_k) + \alpha_k p_k]}{\mu_k^2}$$

ช. ถ้า $\Delta_k \geq 0$ แล้วการลดค่าความผิดพลาดสามารถทำได้โดย

$$w_{k+1} = w_k + \alpha_k p_k$$

$$r_{k+1} = -E'(w_{k+1})$$

$$\overline{\lambda_k} = 0, \text{success} = \text{true}$$

1) ถ้า $k \bmod N = 0$ คือ จำนวนน้ำหนักรวบรวมในโครงข่ายเท่ากับ 0 แล้วเริ่มต้นกระบวนการวิธีใหม่โดยให้ $p_{k+1} = r_{k+1}$ และในทางกลับกันถ้า $k \bmod N \neq 0$ คือ จำนวนน้ำหนักรวบรวมในโครงข่ายไม่เท่ากับ 0 ให้สร้างทิศทางคอนจูเกตใหม่

$$\beta_k = \frac{|r_{k+1}|^2 - r_{k+1}^T r_k}{\mu_k}$$

$$p_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k p_k$$

2) ถ้า $\Delta_k \geq 0.75$ แล้วลดอัตราส่วนขององค์ประกอบ : $\lambda_k = \frac{1}{2}\lambda_k$ และ
ในทางกลับกัน ถ้า $\Delta_k < 0.75$ ลดค่าความผิดพลาดไม่ได้ $\overline{\lambda_k} = \lambda_k, \text{success} = \text{false}$

ข. ถ้า $\Delta_k < 0.25$ แล้ว ให้เพิ่มอัตราส่วนขององค์ประกอบ $\lambda_k = 4\lambda_k$

ฉ. ถ้าทิศทางการหาคำตอบ $r_k \neq 0$ แล้วกำหนดให้ $k = k + 1$ และ
ย้อนกลับไปทำข้อ 2 แต่ถ้าทิศทางการหาคำตอบ $r_k = 0$ ให้หยุด และให้ค่าของ w_{k+1}

4.7.2 บีเอฟจี ควอซี-นิวตัน (BFG Quasi-Newton)

วิธีบีเอฟจี ควอซี-นิวตัน หรือ วิธีนิวตัน เป็นวิธีการหนึ่งของคอนจูเกตกราเดียน
จะเข้าสู่คำตอบที่ต้องการได้เร็วกว่าแบบเดสเซนต์ วิธีนิวตันนี้จะทำการประมาณค่าฟังก์ชันกำลัง
สอง (Quadratic function) โดยใช้ฟังก์ชันเส้นตรง (Linear function) แทน วัตถุประสงค์ คือ การหา
ค่าต่ำสุดของฟังก์ชัน $F(X)$ โดยทั่วไปวิธีการหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชันจะมีวิธีการทำงานในลักษณะ
วนรอบ (Iteration) วิธีนิวตันจะเริ่มจากอนุกรมเทย์เลอร์ลำดับที่สอง วิธีนิวตันแสดงได้ดังสมการนี้

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= F(X_k + \Delta X_k) \\ &= F(X_k) + g_k^T \Delta X_k + \frac{1}{2} \Delta X_k^T A_k \Delta X_k \end{aligned}$$

ดังนั้นวิธีของนิวตันจึงแสดงได้ดังสมการ

$$X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} g_k$$

โดยที่ A_k เป็นเมตริกซ์เฮสเซียน
 g_k เป็นกราเดียนฟังก์ชัน

4.7.3 กระจายกลับยืดหยุ่นได้ (Resilient Backpropagation)

Martin and Braun (1993) กล่าวว่า วิธีกระจายกลับยืดหยุ่นได้ เป็นวิธีการสำหรับป้องกันปัญหาความผิดพลาดเมื่อใช้โครงข่ายร่วมกับซิกมอยด์ฟังก์ชัน ซึ่งซิกมอยด์ฟังก์ชันจะให้ผลออกมาในช่วง 0 ถึง 1 แต่ข้อมูลที่ให้แบบจำลองเรียนรู้บางครั้งเป็นข้อมูลที่มีค่ามากกว่าช่วง 0 ถึง 1 มาก โดยใช้เพียงเครื่องหมายบวกลบของอนุพันธ์กำหนดทิศทางของค่าน้ำหนักเท่านั้น ไม่เอา

ขนาดของอนุพันธ์มาเกี่ยวข้อง ขนาดของอนุพันธ์คือ $\frac{\partial \epsilon}{\partial w_{ij}}$

ค่าปรับปรุงของค่าถ่วงน้ำหนักแต่ละตัวคือ Δ_{ij} โดยที่

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \eta^+ \Delta_{ij}^{(t)}, \frac{\partial \epsilon^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial \epsilon^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ \eta^- \Delta_{ij}^{(t)}, \frac{\partial \epsilon^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial \epsilon^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}^{(t)}, \text{อื่นๆ} \end{cases}$$

การเรียนรู้สำหรับปรับค่าน้ำหนักที่ใช้คือ $\Delta w_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^{(t)} + \Delta w_{ij}^{(t)}$ โดยที่

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = \begin{cases} -\Delta_{ij}^{(t)}, \frac{\partial \epsilon^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ +\Delta_{ij}^{(t)}, \frac{\partial \epsilon^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ 0, \text{อื่นๆ} \end{cases}$$

มีข้อยกเว้นในกรณีที่อนุพันธ์เปลี่ยนเครื่องหมาย แล้วขั้นที่ผ่านมาใหญ่มากเกินกว่าค่าที่กำหนดไว้ การปรับค่าน้ำหนักครั้งล่าสุดจะถูกลบเลิก

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = -\Delta w_{ij}^{(t-1)} \cdot \frac{\partial \varepsilon^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial \varepsilon^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0$$

ค่าปรับปรุงของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าน้ำหนักจะเปลี่ยนแปลงทุกครั้งในแต่ละรอบ สามารถสรุปออกมาเป็นกระบวนการได้ดังนี้ สำหรับทุกค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน

$$\text{if} \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}}(t) > 0 \right) \text{ then } \{$$

$$\Delta_{ij}(t) = \min(\Delta_{ij}(t-1)\eta^+, \Delta_{\max})$$

$$\Delta w_{ij}(t) = -\text{sign} \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}}(t) \right) \Delta_{ij}(t)$$

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

$$\text{else if} \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}}(t) < 0 \right) \text{ then } \{$$

$$\Delta_{ij}(t) = \max(\Delta_{ij}(t-1)\eta^-, \Delta_{\min})$$

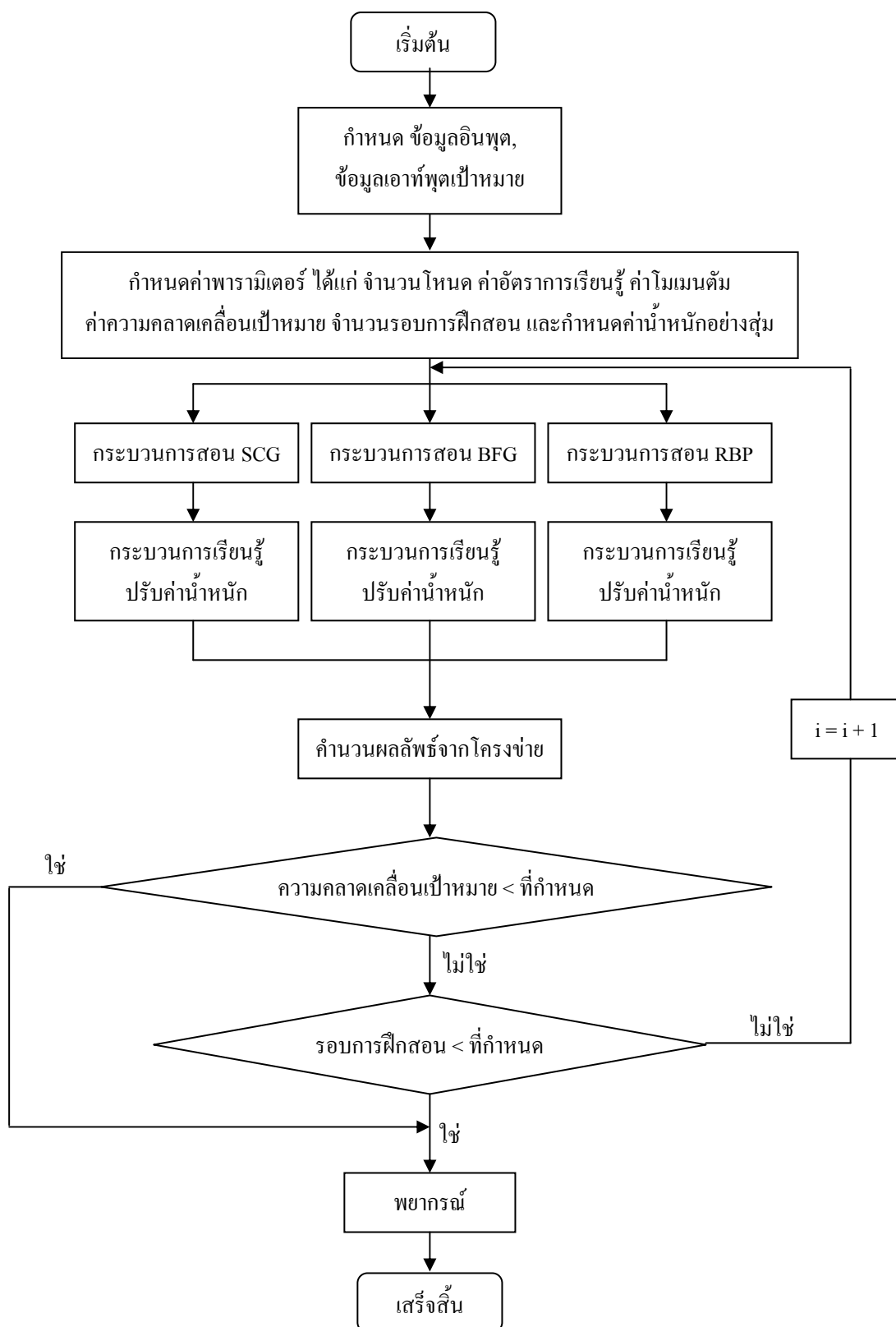
$$\Delta w_{ij}(t) = w_{ij}(t) - \Delta w_{ij}(t)$$

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}}(t) = 0$$

$$\text{else if} \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}}(t) = 0 \right) \text{ then } \{$$

$$\Delta w_{ij}(t) = -\text{sign} \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}}(t) \right) \Delta_{ij}(t)$$

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



ภาพที่ 13 ขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

5. เกณฑ์ในการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์

ความถูกต้องของการพยากรณ์เป็นสิ่งที่ผู้ใช้ค่าพยากรณ์ต้องการมากที่สุด ความถูกต้องของการพยากรณ์จะมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับค่าที่ได้จากการพยากรณ์จะใกล้เคียงกับค่าจริงมากหรือน้อย หรือจะดูจากค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (Forecast Error, e_t) มีค่ามากหรือน้อย นั่นคือ ถ้าค่าจริงต่างจากค่าพยากรณ์มาก ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จะมีค่าสูง และจะมีค่าต่ำถ้าค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าจริง การพิจารณาความถูกต้องของการพยากรณ์ผู้พยากรณ์จะต้องทราบค่าจริงซึ่งเป็นการพิจารณาความถูกต้องในอดีต ในการวิจัยครั้งนี้ใช้เกณฑ์วัดความถูกต้องของการพยากรณ์ คือ ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากขนาดของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่ได้จากรากที่สองของค่ากำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อน มีหน่วยวัดเช่นเดียวกับค่าสังเกต โดยใช้สัญลักษณ์ RMSE หาค่าได้จากสมการ

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2}{n}}$$

โดยที่

- $\hat{Y}_i$ คือ ค่าเอาต์พุตที่ได้จากการพยากรณ์ค่าที่ i
- Y_i คือ ค่าเอาต์พุตเป้าหมายจากข้อมูลจริงค่าที่ i
- n คือ จำนวนเอาต์พุตทั้งหมด

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ประกายรัตน์ (2539) ศึกษาการเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพากะชันและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนที่มีฤดูกาล ซึ่งจำแนกตามรูปแบบต่างๆ คือ อนุกรมที่มีฤดูกาลเชิงบวก อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลเชิงคูณ และอนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลที่ไม่ชัดเจน ผลการศึกษาพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพากะชัน มีประสิทธิภาพเทียบเท่าวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาเชิงบวก วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลเชิงคูณ และอนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลที่ไม่ชัดเจน โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพากะชันมีประสิทธิภาพสูงกว่า นอกจากนี้ยังได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบจำนวนโหนดในชั้นอินพุตที่เหมาะสมกับรูปแบบของอนุกรมเวลารายเดือนที่มีฤดูกาล เมื่อกำหนดจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดนต่างกัน ผลการศึกษาพบว่าการพยากรณ์จะมีประสิทธิภาพ เมื่อจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 6 หรือ 12

จรรยารัตน์ (2541) ศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์อุณหภูมิที่วัดจากไฮดรอมิเตอร์ โดยใช้ข้อมูลอุณหภูมิในปี พ.ศ.2534 ถึง พ.ศ.2538 ให้โครงข่ายได้รับการเรียนรู้ ส่วนข้อมูลในปี พ.ศ.2539 เป็นข้อมูลที่เก็บไว้สำหรับทดสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ โครงข่ายที่ใช้ในการศึกษาเป็นแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซพตรอน (Multi Layer Perceptron) และใช้อัลกอริทึม (Algorithm) การเรียนรู้แบบแบคพรอพากะชัน โดยนำผลการพยากรณ์ที่ได้ไปเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์โดยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและอุณหภูมิจริง ผลการศึกษาพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

จุฑาทิพย์ (2544) ศึกษาการพยากรณ์อุณหภูมิดินโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ใช้อุณหภูมิดินที่เวลา 10:00, 16:00 และ 22:00 น. ที่ระดับความลึก 5, 20 และ 100 เซนติเมตร โดยที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะสร้างค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละกระบวนการเรียนรู้ และคำนวณค่าอุณหภูมิดินล่วงหน้า 1 วัน 3 วัน และ 7 วัน โดยผลที่ได้นำไปเปรียบเทียบกับวิธีการถดถอยเชิงเส้น พบว่า การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้ผลแม่นยำกว่าวิธีการถดถอยเชิงเส้น

ระพี (2544) ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการใช้น้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลที่นำมาทำการศึกษาคือข้อมูลความต้องการใช้น้ำประจำปีในเขตพื้นที่รับผิดชอบของการประปานครหลวง ส่วนปัจจัยที่นำมาศึกษาได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ อัตราค่าน้ำส่วนที่เพิ่มขึ้น และจำนวนผู้ใช้น้ำ โดยให้ปัจจัยต่างๆ ดังกล่าวเป็นข้อมูลอินพุตให้แก่โครงข่ายประสาทเทียม ส่วนเอาต์พุตที่ได้จะเป็นความต้องการใช้น้ำประจำปี โครงข่ายที่ใช้ในการศึกษาเป็นแบบฟิดฟอร์เวิร์ด ด้วยจำนวนชั้น 2 ชั้น และทำการสอนโครงข่ายโดยวิธีการเรียนรู้แบบแบคพรอพาเกชัน ผลการศึกษาพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ความต้องการใช้น้ำได้อย่างแม่นยำ

ศักดิ์ดา (2545) ศึกษาการเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ 6 สกุล ได้แก่ เงินดอลลาร์สหรัฐ เงินดอยช์มาร์กเยอรมัน เงินเยนญี่ปุ่น เงินปอนด์สเตอร์ลิงอังกฤษ เงินฟรังก์สวิสเซอร์แลนด์ และเงินยูโร โดยทำการศึกษานานอนุกรมเวลา 3 ขนาด ได้แก่ อนุกรมเวลาขนาด 30, 60 และ 150 โดยกำหนดโครงข่ายประสาทเทียม 5 รูปแบบ ได้แก่ โครงข่าย 10-8-5, 10-12-5, 10-15-5, 10-20-5 และ 10-24-5 นอกจากนี้ใช้อนุกรมเวลาขนาด 200 และโครงข่าย 144-20-5 พบว่าสำหรับอนุกรมเวลาอัตราแลกเปลี่ยนเงินดอลลาร์สหรัฐ และเงินดอยช์มาร์กเยอรมัน ขนาดอนุกรมเวลาที่เหมาะสมคือ 30 สำหรับเงินเยนญี่ปุ่น และเงินปอนด์สเตอร์ลิงอังกฤษ ขนาดอนุกรมเวลาที่เหมาะสมคือ 60 สำหรับเงินฟรังก์สวิสเซอร์แลนด์ ขนาดอนุกรมเวลาที่เหมาะสมคือ 30 และ 60 ส่วนเงินยูโร ขนาดอนุกรมเวลาที่เหมาะสมคือ 150 ส่วนการเปรียบเทียบความถูกต้องของการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงกว่า ยกเว้น เงินเยนญี่ปุ่น วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ให้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงกว่า

พนิดา (2547) ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณการใช้น้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ใช้ข้อมูลปริมาณการใช้น้ำที่ถูกเก็บไว้ในลักษณะของอนุกรมเวลาสำหรับการสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟิดฟอร์เวิร์ด ผลการศึกษาพบว่า การพยากรณ์แบบรายวันซึ่งใช้รูปแบบ 3-5-1 และมีการซ้อนทับของหน้าต่าง 2 จุด ให้ค่าความผิดพลาดที่ 0.011 ส่วนการพยากรณ์แบบรายสัปดาห์ซึ่งใช้รูปแบบ 3-5-1 และมีการซ้อนทับของหน้าต่าง 2 จุด ให้ค่าความผิดพลาด 0.052 จากการเปรียบเทียบการพยากรณ์แบบรายวันมีความถูกต้องมากกว่าการพยากรณ์รายสัปดาห์

Kolark and Rudorfer (1994) ศึกษาการพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม กระบวนการเรียนรู้แบบแบคพรอพากชันที่มีการเชื่อมโยงแต่ละชั้นแบบสมบูรณ์ โดยมีชั้นอินพุต ชั้นฮิดเดน และชั้นเอาต์พุต อย่างละ 1 ชั้น ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการศึกษามี 2 ชุด ชุดแรกเป็นข้อมูลรายเดือนของจำนวนผู้โดยสารที่ใช้บริการเครื่องบินนานาชาติระหว่างปี ค.ศ.1949 ถึง ค.ศ.1960 และชุดที่สองเป็นข้อมูลรายวันของราคาหุ้นบริษัทไอบีเอ็ม (IBM) ระหว่างเดือนพฤษภาคม ค.ศ.1961 ถึง เดือนพฤศจิกายน ค.ศ.1962 และนำผลการศึกษาที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมไปเปรียบเทียบกับวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ผลการศึกษาพบว่า ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 1 ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (รูปแบบ 70-45-1) ให้ผลการพยากรณ์ไม่แม่นยำกว่าวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ แต่เมื่อนำข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 1 มาแปลงค่าใหม่โดยการเทคโลกกาปริทึม แล้วพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่า และข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 2 พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (รูปแบบ 80-30-1) ให้ผลการพยากรณ์แม่นยำกว่าวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ และข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 2 ที่แปลงค่าแล้วโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์เช่นเดียวกัน

Rivera-Piza (1996) ศึกษาการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินเยนญี่ปุ่นและเงินดอยช์มาร์กเยอรมัน โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่โครงข่ายได้จากตัวแปรทางเศรษฐกิจศาสตร์และดัชนีชี้วัดต่างๆ ของตลาดตลาดซื้อขายเงินตราต่างประเทศ สมมติฐานหลักของการวิจัยครั้งนี้ คือ ไม่มีความแตกต่างกันระหว่างประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อใช้โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมที่แตกต่างกัน (จำนวนโหนดและจำนวนชั้นฮิดเดน) จากผลการวิจัยพบว่า มีความแตกต่างกันของประสิทธิภาพระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างไม่เหมือนกันในการพยากรณ์เมื่อทำการพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน และพบว่า ไม่มีความแตกต่างกันของประสิทธิภาพในการพยากรณ์เมื่อทำการพยากรณ์ล่วงหน้ามากกว่า 30 วัน

Thiesing and Vornberger (1997) ศึกษาการพยากรณ์ยอดขายของห้างสรรพสินค้า โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาทำการศึกษาก็ได้รับการฝึกสอนด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบแบคพรอพากชัน โดยข้อมูลที่นำมาทำการศึกษายู่ในรูปอนุกรมเวลารายสัปดาห์ และนำผลการพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมไปเปรียบเทียบกับวิธีนิฟ และวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ซึ่งเป็นวิธีที่ทางห้างสรรพสินค้าใช้อยู่ในขณะนั้น ผลการศึกษาพบว่าการพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมจะให้ผลแม่นยำกว่าวิธีนิฟ และวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

Saini and Soni (2002) ศึกษาโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์หน่วยไฟฟ้าที่ต้องการ โดยใช้วิธีการฝึกหัดแบบจำลองลิเวนเบิร์ก-มากวอด (Levenberg-Marquardt) และควอซี-นิวตัน (Quasi-Newton) ซึ่งวิธีของควอซี-นิวตันที่นำมาศึกษาข้างแบ่งย่อยได้อีกสองกรณีคือ Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFG) และ One-step secant (OSS) ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลจำนวนหน่วยไฟฟ้าที่ใช้รายวันเป็นระยะเวลา 4 ปี คือตั้งแต่ปี 1997 ถึง 2000 ผลการศึกษา พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับการฝึกหัดแบบจำลองแบบ BFG ให้ผลพยากรณ์แม่นยำที่สุด รองลงมาเป็น LM และ OSS ตามลำดับ

Kamruzzaman and Sarker (2003) ศึกษาการเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยใช้ข้อมูลอัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ 6 สกุล ได้แก่ เงินดอลลาร์สหรัฐ (USD) เงินปอนด์สเตอร์ลิงอังกฤษ (GBP) เงินดอลลาร์สวิสเซอร์แลนด์ (SGD) เงินดอลลาร์นิวซีแลนด์ (NZD) เงินฟรังก์สวิสเซอร์แลนด์ (CHF) และ เงินเยนญี่ปุ่น (JPY) เทียบกับเงินดอลลาร์ออสเตรเลีย โดยใช้วิธีฝึกหัดแบบจำลอง Standard Backpropagation (SBP) Scaled Conjugate Gradient (SCG) และ Backpropagation with Bayesian Regularization (BPR) ผลการศึกษา พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับการฝึกหัดแบบจำลองทั้งสามแบบให้ผลการพยากรณ์แม่นยำกว่าวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ และเมื่อเปรียบเทียบวิธีฝึกหัดแบบจำลอง พบว่าการฝึกหัดแบบจำลองแบบ SCG ให้ผลพยากรณ์แม่นยำที่สุด รองลงมาเป็น BPR และ SBP ตามลำดับ

Vitabile *et al.* (2004) ศึกษาการพยากรณ์อุณหภูมิสูงสุดรายวันโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเอลแมน (Elman Neural Networks) โดยใช้วิธีการฝึกหัดแบบจำลองแบบแบคพรอพาเกชันยืดหยุ่นได้ (Resilient Backpropagation) สำหรับการพยากรณ์อุณหภูมิสูงสุดรายวันล่วงหน้าหนึ่งวัน โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ได้รับการบันทึกสถิติจาก Petrosino ในภาคตะวันตกตอนล่างของ Sicily ของประเทศอิตาลี (Italy) ประกอบด้วยค่าต่ำสุด สูงสุดของอุณหภูมิ ค่าต่ำสุด สูงสุดของความชื้นสัมพัทธ์ และปริมาณฝนที่ตกในแต่ละวัน ระหว่างวันที่ 1 มกราคม 1995 ถึง 14 พฤษภาคม 2003 ผลการศึกษา พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมเอลแมน ให้ค่าพยากรณ์ที่ดี มีความผิดพลาดน้อยกว่า 1°C ใน 92.05% ของค่าพยากรณ์

อุปกรณ์และวิธีการ

อุปกรณ์

1. ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาวิจัยเป็นข้อมูลทุติยภูมิ ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนที่เก็บรวบรวมอย่างต่อเนื่อง จำนวน 8 ชุด ที่มีการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลต่างกันได้แก่

ชุดที่ 1 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติ อิตาลีที่เข้ามาในประเทศไทย

ชุดที่ 2 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติเยอรมันที่เข้ามาในประเทศไทย

ชุดที่ 3 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติฟิลิปปินส์ที่เข้ามาในประเทศไทย

ชุดที่ 4 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาติสเปนที่เข้ามาในประเทศไทย

ชุดที่ 5 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาติฟินแลนด์ที่เข้ามาในประเทศไทย

ชุดที่ 6 ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาติอินโดนีเซียที่เข้ามาในประเทศไทย

ชุดที่ 7 US monthly scales of petroleum and related products.

ชุดที่ 8 Monthly Consumer Price Indexes (CPI) of USA.

2. เครื่องไมโครคอมพิวเตอร์ที่มีหน่วยความจำขนาด 40 GB มีความเร็วในการประมวลผล 256 MHz ของภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

3. โปรแกรม MATLAB โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ และ โปรแกรม Microsoft Excel

วิธีการ

การศึกษาวิจัยครั้งนี้ ได้พิจารณาข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน ที่มีการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลต่างกัน โดยมีขั้นตอนการดำเนินการวิจัย 6 ขั้นตอน ได้แก่ การเก็บรวบรวมข้อมูล การตรวจสอบลักษณะการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล แปลงค่าข้อมูลให้อยู่ในสเกลเดียวกัน การสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ การสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และการเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์ มีรายละเอียดดังนี้

1. การเก็บรวบรวมข้อมูล

เก็บรวบรวมข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน ได้แก่ ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เข้ามาในประเทศไทย จำนวน 40 ชุด ข้อมูลราคาสินค้าการเกษตร จำนวน 20 ชุด ข้อมูลปริมาณสัตว์น้ำที่ขึ้น ณ สะพานปลากรุงเทพ จำนวน 11 ชุด ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ จำนวน 14 ชุด และข้อมูลอนุกรมเวลาของต่างประเทศ จำนวน 20 ชุด ซึ่งข้อมูลอนุกรมเวลาแต่ละชุดมีการเก็บรวบรวมอย่างต่อเนื่องจากการท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร สะพานปลากรุงเทพ ธนาคารแห่งประเทศไทย และห้องสมุดข้อมูลอนุกรมเวลาออนไลน์ (Time Series Library) บนเครือข่ายอินเทอร์เน็ต ตามลำดับ

นำข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนที่ได้ มาแบ่งออกเป็น 2 ส่วน สมมติข้อมูลมี N ค่า ข้อมูลส่วนแรกจำนวน $N-12$ ค่า ใช้เพื่อสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และข้อมูลส่วนที่สองค่าล่าสุดจำนวน 12 ค่า ใช้เปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์

2. การตรวจสอบลักษณะการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล

นำข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนแรกที่ได้ในข้อ 1 มาสร้างกราฟเพื่อดูลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูล และตรวจสอบด้วยการวิเคราะห์การถดถอย เพื่อตรวจสอบว่าข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล อย่างไร โดยตรวจสอบทั้งตัวแบบการบวกและตัวแบบการคูณ ได้ข้อมูลที่มีการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลต่างกัน จำนวน 8 ชุด ดังนี้ คือ มีอิทธิพลของฤดูกาลแบบบวก มีแนวโน้มเส้นตรงและฤดูกาลแบบบวก มีแนวโน้มไม่เป็น

เส้นตรงและฤดูกาลแบบบวก มีอิทธิพลของฤดูกาลแบบคูณ มีแนวโน้มเส้นตรงและอิทธิพลของฤดูกาลแบบคูณ มีแนวโน้มไม่เป็นเส้นตรงและอิทธิพลของฤดูกาลแบบคูณ มีแนวโน้มเส้นตรง และมีแนวโน้มไม่เป็นเส้นตรง

3. แปลงค่าข้อมูลให้อยู่ในสเกลเดียวกัน

จากข้อที่ 2 เมื่อได้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่จะทำการศึกษา และทำการตรวจสอบลักษณะการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลแล้ว ผู้วิจัยจะทำการแปลงค่าข้อมูลให้อยู่ในสเกลเดียวกัน ในการศึกษารั้งนี้ จะแปลงค่าข้อมูล โดยจะปรับข้อมูลให้มีค่าสูงสุดและต่ำสุดอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 โดยใช้สมการดังต่อไปนี้ (Jing, 2005)

$$x_i(\text{net}) = 2 \times \left(\frac{x_i(m) - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \right) - 1$$

โดยที่ $x_i(\text{net})$ คือ ค่าที่ได้จากการปรับค่าข้อมูลที่ i

$x_i(m)$ คือ ค่าข้อมูลจริงที่ i

$x_{i\min}$ คือ ค่าต่ำสุดของข้อมูลจริง

$x_{i\max}$ คือ ค่าสูงสุดของข้อมูลจริง

4. การสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์

4.1 นำข้อมูลส่วนที่ 1 ของอนุกรมเวลาขนาด 6 ปี 9 ปี และ 12 ปี แต่ละชุดมาสร้างกราฟเพื่อพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาว่ามีลักษณะสเตชันนารีหรือไม่ สำหรับอนุกรมเวลาที่ไม่สเตชันนารีแปลงอนุกรมเวลาให้สเตชันนารี

4.2 กำหนดตัวแบบ ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s ให้กับอนุกรมเวลาแต่ละชุด โดยพิจารณาจากคอเรโลแกรมของ ACF (r_k) และ PACF (r_{kk}) และค่า MSE ของตัวแบบที่ได้จากโปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ โดยพิจารณาตัวแบบที่ให้ค่า MSE น้อยเป็นลำดับแรก

4.3 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$ ที่ได้ในข้อที่ 4.2 หากพบว่าตัวแบบที่กำหนดไม่เหมาะสม ให้พิจารณาปรับปรุงแก้ไขหรือกำหนดตัวแบบใหม่ให้กับอนุกรมเวลาชุดนั้นๆ และจะดำเนินการข้อที่ 4.2 กำหนดตัวแบบและตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบข้อที่ 4.3 โดยจะกระทำซ้ำๆ เช่นนี้จนกว่าจะได้ตัวแบบที่เหมาะสม

4.4 จากข้อที่ 3 เมื่อได้ตัวแบบ $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$ ที่ผ่านการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบแล้ว นำตัวแบบดังกล่าวมาสร้างค่าพยากรณ์ล่วงหน้า โดยจะทำการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ช่วงเวลา คือ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน ตามลำดับ

5. การสร้างค่าพยากรณ์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

5.1 กำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ จำนวนโหนดในชั้นอินพุต ชั้นฮิดเดน และชั้นเอาต์พุต เนื่องจากยังไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอน ในการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม การวิจัยที่ผ่านมานักวิจัยกำหนดจำนวนโหนดในชั้นอินพุต และชั้นฮิดเดนตามความเหมาะสม สำหรับในการศึกษาค้นคว้านี้ ผู้วิจัยจึงกำหนดจำนวนโหนดในชั้นอินพุต มีค่าคงที่เท่ากับ 12 เนื่องจากการศึกษาการพยากรณ์อนุกรมเวลารายเดือนที่มีฤดูกาล เมื่อกำหนดจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดนต่างกัน การพยากรณ์จะมีประสิทธิภาพ เมื่อจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเท่ากับ 6 หรือ 12 (ประกายรัตน์, 2539) และเพื่อพิจารณาความถูกต้องของค่าพยากรณ์ที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดน กำหนดจำนวนโหนดชั้นฮิดเดน 2 ขนาด คือ 30 และ 60 กำหนดจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุต เท่ากับ 1 ดังนั้นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมในการวิจัยครั้งนี้มี 2 ลักษณะ คือ แบบ 12-30-1 และ แบบ 12-60-1

5.2 ฟังก์ชันการกระตุ้นที่ใช้ในการศึกษาค้นคว้านี้ ผู้วิจัยกำหนดให้มี 2 ฟังก์ชัน คือ ฟังก์ชันแทนเจนต์ซิกมอยด์ และฟังก์ชันเส้นตรง

5.3 กระบวนการฝึกสอน (Training Algorithm) ที่ใช้ฝึกฝนเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนของแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม ให้ผู้เข้าหาคำตอบได้อย่างถูกต้อง ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้กำหนดให้ใช้การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่แตกต่างกัน 3 วิธี คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (SCG) บีเอฟอี ควอลิ-นิวตัน (BFG) และกระจายกลับยืดหยุ่นได้ (RBP)

เพื่อพิจารณาความถูกต้องของค่าพยากรณ์ที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงวิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

5.4 ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่

ค่าอัตราการเรียนรู้ เป็นค่าที่ควบคุมความคงตัว (Stability) ของค่าถ่วงน้ำหนัก และความเร็วในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้เข้าสู่ค่าที่สมดุล โดยอัตราการเรียนรู้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้ากำหนดให้ค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าสูงเกินไป คือเข้าใกล้ 1 ค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกปรับไปปรับมา (Oscillation) ทำให้ถึงจุดที่มีค่าถ่วงน้ำหนักที่สมดุลได้ยากหรืออาจไม่สามารถเข้าสู่สมดุลได้เลย ถ้ากำหนดค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าต่ำเกินไป คือเข้าใกล้ 0 จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้ช้ามาก แต่สามารถหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุดได้ (อัญชลี, 2540) ปกติแล้วจะกำหนดให้อัตราการเรียนรู้มีค่าน้อยๆ อยู่ในช่วง 0.1 - 0.3 (Laszewski, 1999) สำหรับในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยกำหนดให้ค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าเท่ากับ 0.2

ค่าโมเมนตัม เป็นค่าคงที่ที่ใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โมเมนตัมจะแสดงถึงสัดส่วนของค่าถ่วงน้ำหนักครั้งก่อนที่นำมาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักครั้งปัจจุบัน สำหรับในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยกำหนดให้ค่าโมเมนตัมมีค่าเท่ากับ 0.6

ค่าความคลาดเคลื่อนเป้าหมาย ใช้เป็นเกณฑ์ในการหยุดฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมทางหนึ่ง ถ้าค่า MSE ที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับค่าความคลาดเคลื่อนเป้าหมายที่ตั้งไว้ จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมหยุดฝึกสอนทันที และนำค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้ในขณะนั้นไปใช้ในการคำนวณได้ สำหรับในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยกำหนดให้ค่าความคลาดเคลื่อนเป้าหมายมีค่าเท่ากับ 0.01

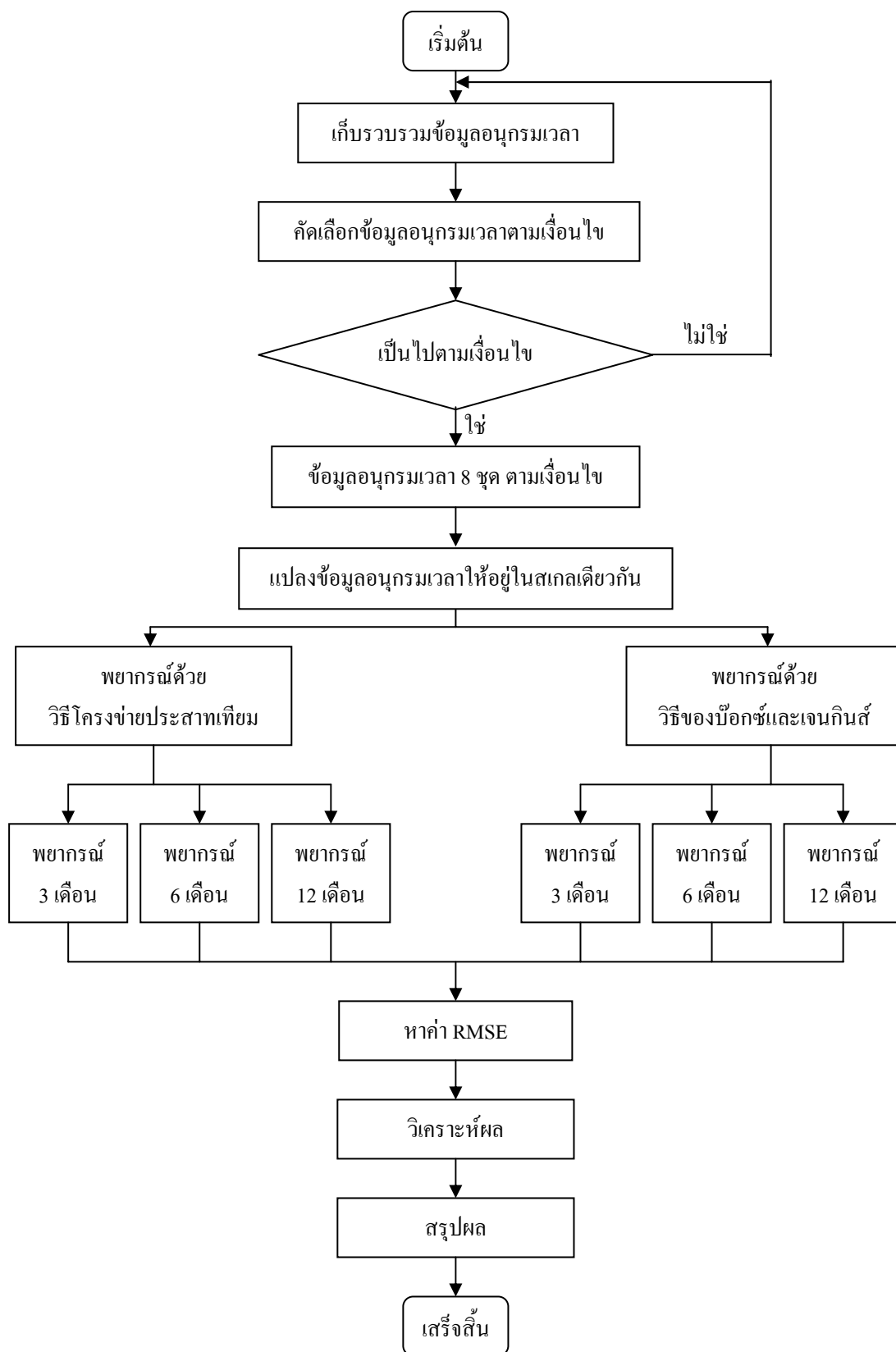
จำนวนรอบการฝึกสอน คือ จำนวนครั้งที่ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูลเดิม หากกำหนดให้จำนวนรอบในการฝึกสอนมีค่าสูงเกินไป ไม่ได้ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้มากขึ้น ควรประมาณการจำนวนรอบการสอนที่น้อยที่สุดที่จำเป็นสำหรับแก้ปัญหาหนึ่งๆ ที่ทำให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้ (ศุภัทรา, 2539) จำนวนรอบการสอนอาจใช้ได้ตั้งแต่ 20,000 ถึง 100,000 รอบ ขึ้นอยู่กับลักษณะของโครงข่าย (ทัดดาว, 2545) สำหรับในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยกำหนดให้จำนวนรอบการฝึกสอนมีค่าเท่ากับ 20,000 รอบ

6. การเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์

ในการเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์นั้น ผู้วิจัยคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยการหาผลต่างของค่าพยากรณ์ที่ได้กับค่าข้อมูลจริง และหาค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ คือ ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE) สำหรับการแปลความหมายของค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์นั้น พิจารณาจากค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์วิธีใดที่ให้ค่าต่ำกว่า แสดงว่าวิธีการนั้นมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่า

สถานที่และระยะเวลาที่ทำการวิจัย

ห้องปฏิบัติการคอมพิวเตอร์ของภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตบางเขน ระยะเวลาการวิจัยตั้งแต่เดือนตุลาคม พ.ศ. 2549 สิ้นสุด เดือนเมษายน พ.ศ. 2551



ภาพที่ 14 ขั้นตอนการวิเคราะห์

ผลและวิจารณ์

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยมีจุดมุ่งหมายที่จะหาวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมเมื่อคำนึงถึงปัจจัยที่มีผลต่อความถูกต้อง สำหรับอนุกรมเวลารายเดือนที่มีรูปแบบการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล โดยพิจารณาเปรียบเทียบความถูกต้องของการพยากรณ์ด้วยค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE) ซึ่งปัจจัยที่มีผลต่อความถูกต้องสำหรับงานวิจัยนี้ได้แก่ ขนาดของอนุกรมเวลา ช่วงเวลาการพยากรณ์ ลักษณะของแนวโน้มและอิทธิพลของ ผลการศึกษามีรายละเอียดดังนี้

ตารางที่ 1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาเบื้องต้น

Data	Trend		Seasonal		Box-Jenkins
	Linear	Nonlinear	Adative	Multiplicative	Model
TS1	ไม่มี	ไม่มี	มี	ไม่มี	ARIMA (1,0,0)(0,1,1)
TS2	มี	ไม่มี	มี	ไม่มี	ARIMA (1,1,1)(0,1,1)
TS3	ไม่มี	มี	มี	ไม่มี	ARIMA (1,1,1)(0,1,2)
TS4	ไม่มี	ไม่มี	ไม่มี	มี	ARIMA (1,0,0)(0,1,1)
TS5	มี	ไม่มี	ไม่มี	มี	ARIMA (1,1,1)(0,1,1)
TS6	ไม่มี	มี	ไม่มี	มี	ARIMA (1,1,1)(0,1,1)
TS7	มี	ไม่มี	ไม่มี	ไม่มี	ARIMA (1,1,0)(0,0,0)
TS8	ไม่มี	มี	ไม่มี	ไม่มี	ARIMA (0,1,1)(0,0,0)

จากตารางที่ 1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาเบื้องต้น สรุปผลได้ดังนี้

อนุกรมเวลาชุดที่ 1 (TS1) ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติ อิตาลีที่เข้ามาในประเทศไทย ผลการวิเคราะห์ตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลด้วยวิธีการถดถอย พบว่า ลักษณะของข้อมูลมีอิทธิพลของฤดูกาลแบบบวก และเมื่อนำมาสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ใช้ตัวแบบ ARIMA (1,0,0)(0,1,1)

อนุกรมเวลาชุดที่ 2 (TS2) ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติเยอรมันที่เข้ามาในประเทศไทย ผลการวิเคราะห์ตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลด้วยวิธีการถดถอย พบว่า ลักษณะของข้อมูลมีแนวโน้มเส้นตรงและอิทธิพลของฤดูกาลแบบบวก และเมื่อนำมาสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ใช้ตัวแบบ ARIMA (1,1,1)(0,1,1)

อนุกรมเวลาชุดที่ 3 (TS3) ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติฟิลิปปินส์ที่เข้ามาในประเทศไทย ผลการวิเคราะห์ตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลด้วยวิธีการถดถอย พบว่า ลักษณะของข้อมูลมีแนวโน้มไม่เป็นเส้นตรงและอิทธิพลของฤดูกาลแบบบวก และเมื่อนำมาสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ใช้ตัวแบบ ARIMA (1,1,1)(0,1,2)

อนุกรมเวลาชุดที่ 4 (TS4) ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาติสเปนที่เข้ามาในประเทศไทย ผลการวิเคราะห์ตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลด้วยวิธีการถดถอย พบว่า ลักษณะของข้อมูลมีอิทธิพลของฤดูกาลแบบคูณ และเมื่อนำมาสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ใช้ตัวแบบ ARIMA (1,0,0)(0,1,1)

อนุกรมเวลาชุดที่ 5 (TS5) ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวชาติฟินแลนด์ที่เข้ามาในประเทศไทย ผลการวิเคราะห์ตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลด้วยวิธีการถดถอย พบว่า ลักษณะของข้อมูลมีแนวโน้มเส้นตรงและอิทธิพลของฤดูกาลแบบคูณ และเมื่อนำมาสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ใช้ตัวแบบ ARIMA (1,1,1)(0,1,1)

อนุกรมเวลาชุดที่ 6 (TS6) ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติในไทย ผลการวิเคราะห์ตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลด้วยวิธีการถดถอย พบว่า ลักษณะของข้อมูลมีแนวโน้มไม่เป็นเส้นตรงและมีอิทธิพลของฤดูกาลแบบคูณ และเมื่อนำมาสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ใช้ตัวแบบ ARIMA (1,1,1)(0,1,1)

อนุกรมเวลาชุดที่ 7 (TS7) ข้อมูล US monthly scales of petroleum and related products ผลการวิเคราะห์ตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลด้วยวิธีการถดถอย พบว่า ลักษณะของข้อมูลมีแนวโน้มเส้นตรง และเมื่อนำมาสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ใช้ตัวแบบ ARIMA (1,1,0)(0,0,0)

อนุกรมเวลาชุดที่ 8 (TS8) ข้อมูล Monthly Consumer Price Indexes (CPI) of USA ผลการวิเคราะห์ตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลด้วยวิธีการถดถอย พบว่า ลักษณะของข้อมูลมีแนวโน้มไม่เป็นเส้นตรง และเมื่อนำมาสร้างค่าพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ใช้ตัวแบบ ARIMA (0,1,1)(0,0,0)

1. อนุกรมเวลาขนาด 6 ปี

ตารางที่ 2 ค่า RMSE ของอนุกรมเวลาขนาด 6 ปี สำหรับช่วงการพยากรณ์ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน

Forecast	Data	Artificial Neural Networks						Box
		Hidden Nodes = 30			Hidden Nodes = 60			Jenkins
		SCG	BFG	RBP	SCG	BFG	RBP	
3 months	TS1	0.0387	0.0334	0.0392	0.0408	0.0391	0.0426	0.1493
	TS2	0.0425	0.0317	0.0467	0.0491	0.0318	0.0455	0.1353
	TS3	0.0401	0.0308	0.0430	0.0417	0.0343	0.0423	0.2004
	TS4	0.0430	0.0313	0.0421	0.0392	0.0328	0.0432	0.0446
	TS5	0.0422	0.0312	0.0377	0.0372	0.0317	0.0478	0.1775
	TS6	0.0453	0.0302	0.0407	0.0385	0.0370	0.0424	0.4198
	TS7	0.0452	0.0308	0.0391	0.0462	0.0336	0.0467	0.0820
	TS8	0.0368	0.0303	0.0339	0.0342	0.0262	0.0351	0.0325
6 months	TS1	0.0479	0.0343	0.0447	0.0440	0.0393	0.0470	0.1899
	TS2	0.0579	0.0387	0.0500	0.0572	0.0428	0.0651	0.2108
	TS3	0.0573	0.0432	0.0647	0.0587	0.0452	0.0604	0.3459
	TS4	0.0531	0.0473	0.0602	0.0565	0.0385	0.0642	0.1908
	TS5	0.0564	0.0490	0.0544	0.0573	0.0471	0.0549	0.1327
	TS6	0.0580	0.0460	0.0609	0.0582	0.0373	0.0540	0.3081
	TS7	0.0557	0.0410	0.0585	0.0561	0.0403	0.0583	0.1010
	TS8	0.0562	0.0361	0.0504	0.0590	0.0400	0.0550	0.0781

ตารางที่ 2 (ต่อ)

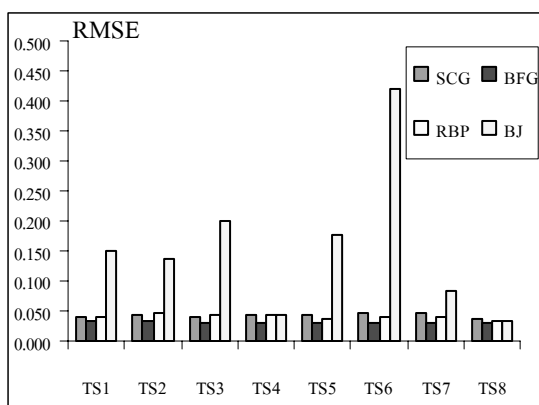
Forecast	Data	Artificial Neural Networks						Box
		Hidden Nodes = 30			Hidden Nodes = 60			Jenkins
		SCG	BFG	RBP	SCG	BFG	RBP	
12 months	TS1	0.0778	0.0655	0.0894	0.0760	0.0599	0.0887	0.2867
	TS2	0.0766	0.0658	0.0886	0.0712	0.0678	0.0881	0.1627
	TS3	0.0740	0.0565	0.0892	0.0799	0.0553	0.0865	0.2566
	TS4	0.0774	0.0666	0.0854	0.0764	0.0680	0.0819	0.3545
	TS5	0.0791	0.0669	0.0868	0.0732	0.0676	0.0808	0.2164
	TS6	0.0759	0.0571	0.0827	0.0784	0.0650	0.0825	0.2839
	TS7	0.0794	0.0633	0.0823	0.0778	0.0668	0.0817	0.1091
	TS8	0.0748	0.0667	0.0855	0.0790	0.0583	0.0886	0.1746

หมายเหตุ SCG คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน

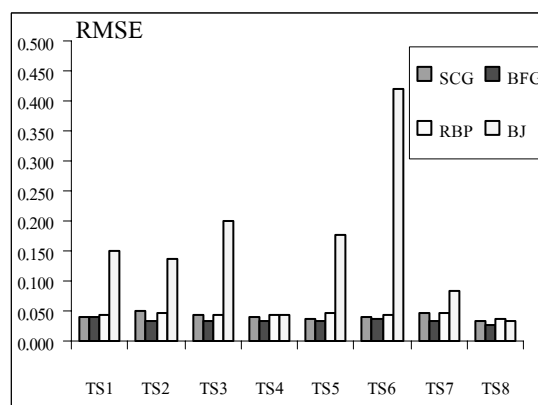
BFG คือ บีเอฟจี ควอซี-นิวตัน

RBP คือ กระจายกลับยืดหยุ่นได้

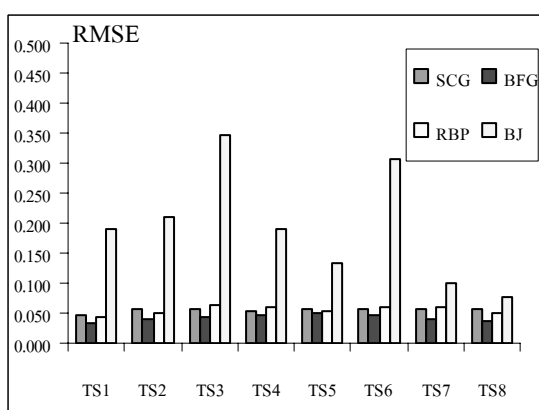
จากการวิเคราะห์อนุกรมเวลาขนาด 6 ปี ทั้ง 8 ชุด ที่มีรูปแบบการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลต่างกัน ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการฝึกสอน 3 แบบ คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (SCG) บีเอฟจี ควอซี-นิวตัน (BFG) กระจายกลับยืดหยุ่นได้ (RBP) และวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ช่วงเวลา คือ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน ดังแสดงในตารางที่ 2 และ ภาพที่ 12 พบว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการสอนแบบบีเอฟจี ควอซี-นิวตัน (BFG) ให้ค่า RMSE ต่ำสุด



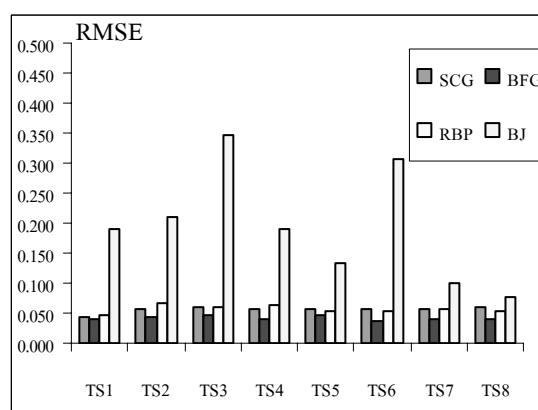
โหนดฮิดเดน 30 พยากรณ์ 3 เดือน



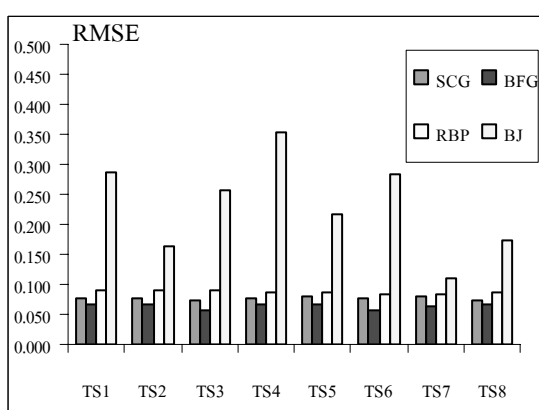
โหนดฮิดเดน 60 พยากรณ์ 3 เดือน



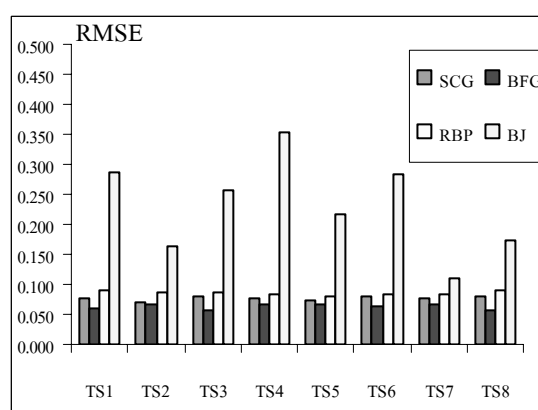
โหนดฮิดเดน 30 พยากรณ์ 6 เดือน



โหนดฮิดเดน 60 พยากรณ์ 6 เดือน



โหนดฮิดเดน 30 พยากรณ์ 12 เดือน



โหนดฮิดเดน 60 พยากรณ์ 12 เดือน

ภาพที่ 15 ค่า RMSE ของวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับอนุกรม
เวลาขนาด 6 ปี จำแนกตามช่วงเวลาการพยากรณ์

2. อนุกรมเวลาขนาด 9 ปี

ตารางที่ 3 ค่า RMSE ของอนุกรมเวลาขนาด 9 ปี สำหรับช่วงการพยากรณ์ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน

Forecast	Data	Artificial Neural Networks						Box
		Hidden Nodes = 30			Hidden Nodes = 60			Jenkins
		SCG	BFG	RBP	SCG	BFG	RBP	
3 months	TS1	0.0408	0.0332	0.0434	0.0404	0.0335	0.0437	0.0942
	TS2	0.0464	0.0354	0.0483	0.0449	0.0396	0.0492	0.1594
	TS3	0.0389	0.0368	0.0419	0.0362	0.0302	0.0493	0.0866
	TS4	0.0387	0.0351	0.0427	0.0418	0.0344	0.0482	0.0583
	TS5	0.0398	0.0397	0.0471	0.0477	0.0318	0.0493	0.2168
	TS6	0.0416	0.0391	0.0480	0.0431	0.0312	0.0491	0.4642
	TS7	0.0415	0.0381	0.0435	0.0412	0.0374	0.0469	0.0819
	TS8	0.0370	0.0319	0.0448	0.0392	0.0308	0.0454	0.0356
6 months	TS1	0.0568	0.0426	0.0567	0.0567	0.0489	0.0559	0.1477
	TS2	0.0579	0.0390	0.0536	0.0571	0.0474	0.0565	0.2357
	TS3	0.0556	0.0402	0.0512	0.0595	0.0423	0.0591	0.1710
	TS4	0.0545	0.0316	0.0586	0.0597	0.0358	0.0578	0.2225
	TS5	0.0539	0.0490	0.0555	0.0586	0.0400	0.0551	0.1557
	TS6	0.0522	0.0456	0.0533	0.0515	0.0375	0.0528	0.3583
	TS7	0.0547	0.0376	0.0543	0.0538	0.0320	0.0512	0.1009
	TS8	0.0482	0.0377	0.0441	0.0436	0.0333	0.0418	0.0850

ตารางที่ 3 (ต่อ)

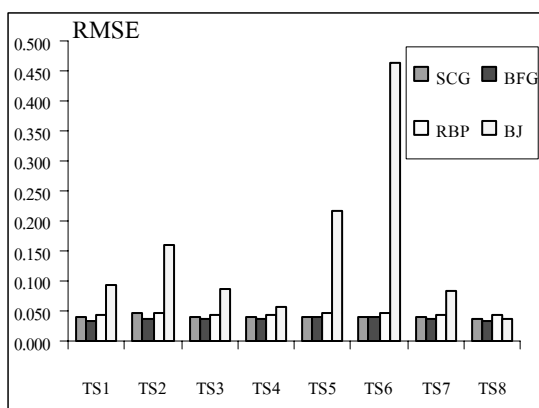
Forecast	Data	Artificial Neural Networks						Box
		Hidden Nodes = 30			Hidden Nodes = 60			Jenkins
		SCG	BFG	RBP	SCG	BFG	RBP	
12 months	TS1	0.0786	0.0732	0.0869	0.0735	0.0634	0.0887	0.2645
	TS2	0.0816	0.0690	0.0887	0.0714	0.0606	0.0863	0.2032
	TS3	0.0820	0.0695	0.0859	0.0782	0.0621	0.0861	0.2512
	TS4	0.0755	0.0708	0.0831	0.0727	0.0698	0.0878	0.4119
	TS5	0.0804	0.0668	0.0835	0.0711	0.0689	0.0885	0.2111
	TS6	0.0774	0.0664	0.0842	0.0734	0.0707	0.0837	0.3467
	TS7	0.0784	0.0706	0.0867	0.0739	0.0648	0.0887	0.1094
	TS8	0.0740	0.0615	0.0885	0.0731	0.0666	0.0839	0.1886

หมายเหตุ SCG คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน

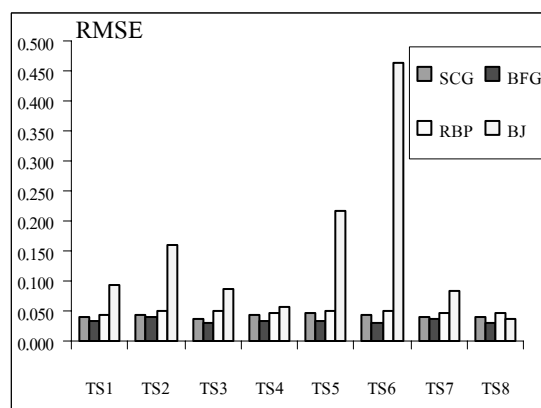
BFG คือ บีเอฟจี ควอลิ-นิวตัน

RBP คือ กระจายกลับยืดหยุ่นได้

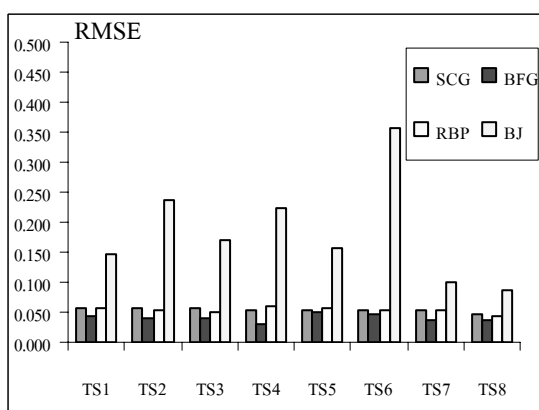
จากการวิเคราะห์อนุกรมเวลาขนาด 9 ปี ทั้ง 8 ชุด ที่มีรูปแบบการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลต่างกัน ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการฝึกสอน 3 แบบ คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (SCG) บีเอฟจี ควอลิ-นิวตัน (BFG) กระจายกลับยืดหยุ่นได้ (RBP) และวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ช่วงเวลา คือ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน ดังแสดงในตารางที่ 3 และภาพที่ 13 พบว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการสอนแบบบีเอฟจี ควอลิ-นิวตัน (BFG) ให้ค่า RMSE ต่ำสุด



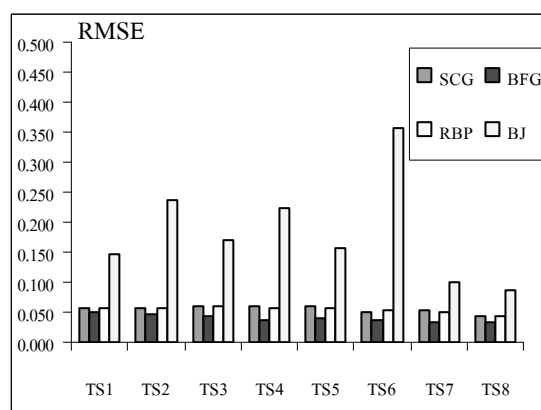
โหนดฮิดเดน 30 พยากรณ์ 3 เดือน



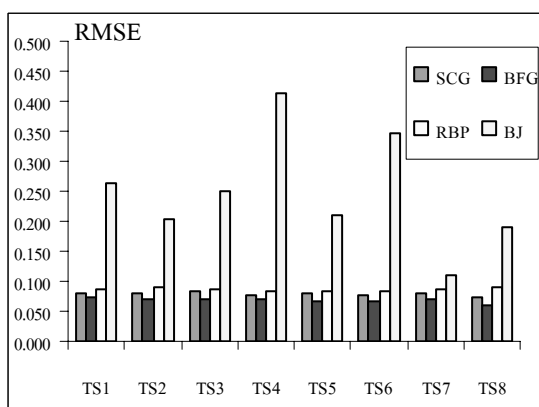
โหนดฮิดเดน 60 พยากรณ์ 3 เดือน



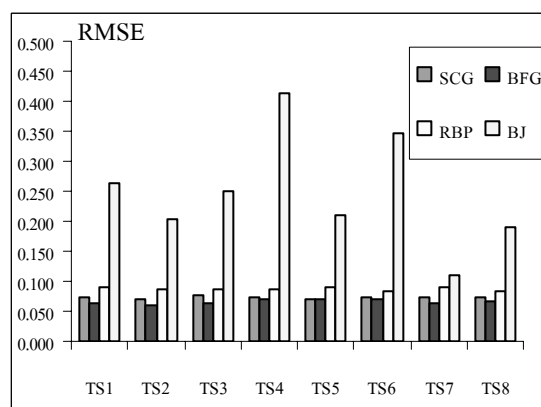
โหนดฮิดเดน 30 พยากรณ์ 6 เดือน



โหนดฮิดเดน 60 พยากรณ์ 6 เดือน



โหนดฮิดเดน 30 พยากรณ์ 12 เดือน



โหนดฮิดเดน 60 พยากรณ์ 12 เดือน

ภาพที่ 16 ค่า RMSE ของวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับอนุกรม
เวลาขนาด 9 ปี จำแนกตามช่วงเวลาการพยากรณ์

3. อนุกรมเวลาขนาด 12 ปี

ตารางที่ 4 ค่า RMSE ของอนุกรมเวลาขนาด 12 ปี สำหรับช่วงการพยากรณ์ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน

Forecast	Data	Artificial Neural Networks						Box
		Hidden Nodes = 30			Hidden Nodes = 60			Jenkins
		SCG	BFG	RBP	SCG	BFG	RBP	
3 months	TS1	0.0427	0.0378	0.0469	0.0478	0.0340	0.0468	0.0908
	TS2	0.0445	0.0377	0.0421	0.0450	0.0347	0.0489	0.1792
	TS3	0.0468	0.0383	0.0426	0.0490	0.0320	0.0400	0.0831
	TS4	0.0419	0.0392	0.0497	0.0489	0.0379	0.0440	0.0768
	TS5	0.0434	0.0379	0.0476	0.0406	0.0359	0.0446	0.2213
	TS6	0.0402	0.0325	0.0416	0.0399	0.0319	0.0486	0.4189
	TS7	0.0432	0.0380	0.0410	0.0423	0.0305	0.0461	0.0791
	TS8	0.0457	0.0352	0.0451	0.0408	0.0338	0.0457	0.0395
6 months	TS1	0.0549	0.0429	0.0542	0.0533	0.0476	0.0557	0.1566
	TS2	0.0544	0.0404	0.0499	0.0534	0.0482	0.0594	0.2530
	TS3	0.0584	0.0380	0.0517	0.0587	0.0328	0.0485	0.1459
	TS4	0.0541	0.0365	0.0554	0.0597	0.0427	0.0562	0.2513
	TS5	0.0552	0.0447	0.0587	0.0599	0.0407	0.0526	0.1584
	TS6	0.0510	0.0464	0.0497	0.0544	0.0385	0.0569	0.3129
	TS7	0.0526	0.0377	0.0498	0.0500	0.0459	0.0519	0.0981
	TS8	0.0573	0.0407	0.0551	0.0577	0.0374	0.0563	0.0931

ตารางที่ 4 (ต่อ)

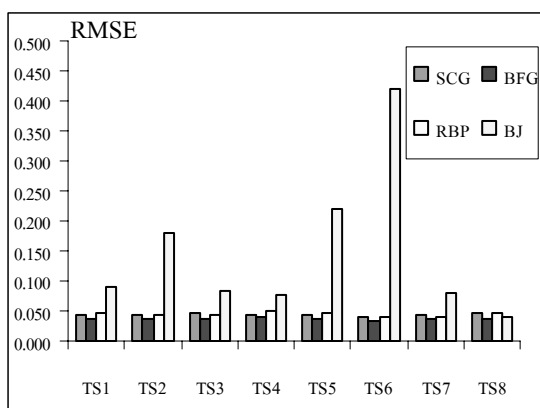
Forecast	Data	Artificial Neural Networks						Box
		Hidden Nodes = 30			Hidden Nodes = 60			Jenkins
		SCG	BFG	RBP	SCG	BFG	RBP	
12 months	TS1	0.0876	0.0732	0.0947	0.0836	0.0755	0.0977	0.2806
	TS2	0.0875	0.0746	0.0936	0.0877	0.0775	0.0958	0.2136
	TS3	0.0898	0.0691	0.0953	0.0861	0.0750	0.0899	0.1970
	TS4	0.0820	0.0775	0.0977	0.0858	0.0618	0.0963	0.4553
	TS5	0.0890	0.0792	0.0899	0.0865	0.0727	0.0903	0.2168
	TS6	0.0828	0.0794	0.0896	0.0880	0.0686	0.0893	0.2884
	TS7	0.0796	0.0742	0.0894	0.0859	0.0611	0.0934	0.1127
	TS8	0.0807	0.0747	0.0861	0.0833	0.0615	0.0897	0.2048

หมายเหตุ SCG คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน

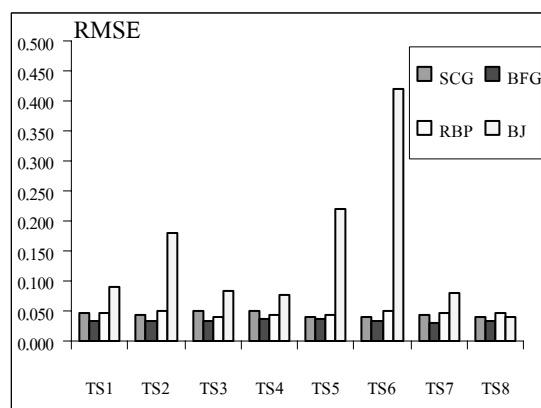
BFG คือ บีเอฟจี ควอลิ-นิวตัน

RBP คือ กระจายกลับยืดหยุ่นได้

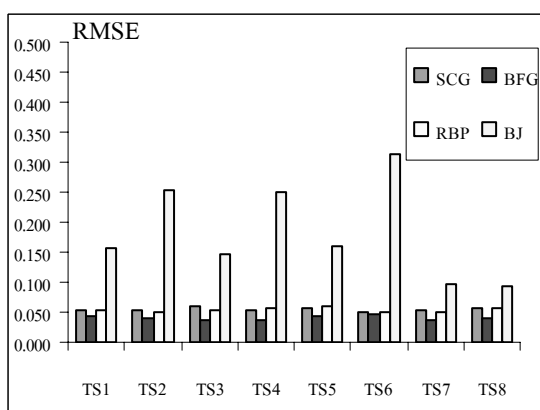
จากการวิเคราะห์อนุกรมเวลาขนาด 12 ปี ทั้ง 8 ชุด ที่มีรูปแบบการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลต่างกัน ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการฝึกสอน 3 แบบ คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (SCG) บีเอฟจี ควอลิ-นิวตัน (BFG) กระจายกลับยืดหยุ่นได้ (RBP) และวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยพยากรณ์ล่วงหน้า 3 ช่วงเวลา คือ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน ดังแสดงในตารางที่ 4 และภาพที่ 14 พบว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการสอนแบบบีเอฟจี ควอลิ-นิวตัน (BFG) ให้ค่า RMSE ต่ำสุด



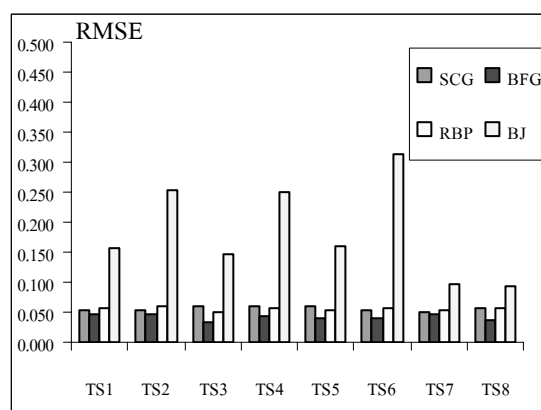
โหนดฮิดเดน 30 พยากรณ์ 3 เดือน



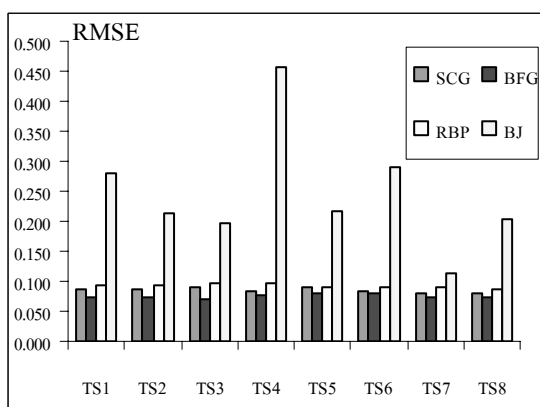
โหนดฮิดเดน 60 พยากรณ์ 3 เดือน



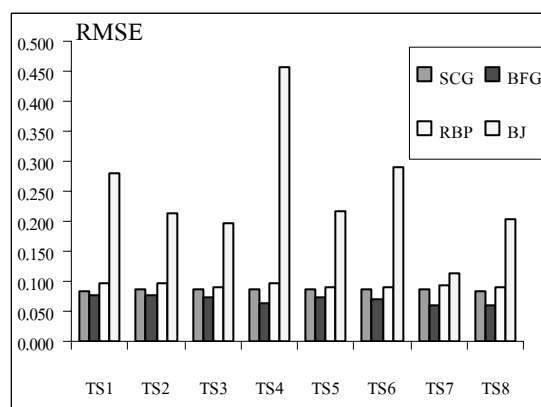
โหนดฮิดเดน 30 พยากรณ์ 6 เดือน



โหนดฮิดเดน 60 พยากรณ์ 6 เดือน



โหนดฮิดเดน 30 พยากรณ์ 12 เดือน



โหนดฮิดเดน 60 พยากรณ์ 12 เดือน

ภาพที่ 17 ค่า RMSE ของวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับอนุกรม
เวลาขนาด 12 ปี จำแนกตามช่วงเวลาการพยากรณ์

สรุปและข้อเสนอแนะ

สรุป

การวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงทดลอง มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ระหว่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน ที่มีการรวมตัวของแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลต่างกัน ให้ผลการทดลองทำนองเดียวกัน สรุปได้ดังนี้

เมื่อพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาขนาด 6 ปี 9 ปี และ 12 ปี โดยช่วงเวลาพยากรณ์ 3 เดือน 6 เดือน และ 12 เดือน โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการสอน 3 แบบ คือ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (SCG) บีเอฟจี ควอลิ-นิวตัน (BFG) และกระจายกลับยืดหยุ่นได้ (RBP) พบว่ากระบวนการสอนทั้ง 3 แบบให้ผลการพยากรณ์ใกล้เคียงกัน คือมีค่า RMSE แตกต่างกันไม่มาก ส่วนกระบวนการสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ผลการพยากรณ์ดีที่สุด คือ กระบวนการสอนบีเอฟจีควอลิ-นิวตัน (BFG) กล่าวคือมีค่า RMSE ต่ำสุด

เมื่อนำผลการพยากรณ์ที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมาเปรียบเทียบกับวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ พบว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ดีกว่าวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ คือมีค่า RMSE ต่ำกว่า ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Saini and Soni (2002) แต่มีข้อสังเกต คือ กรณีข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ 8 ข้อมูลดัชนีผู้บริโภคของประเทศสหรัฐอเมริกา ซึ่งเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มไม่เป็นเส้นตรง สำหรับช่วงเวลาการพยากรณ์ 3 เดือนนั้น วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ให้ผลการพยากรณ์ดีกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการสอนสเกลคอนจูเกตกราเดียน (SCG) ซึ่งไม่สอดคล้องกับงานวิจัยของ Kamruzzaman and Sarker (2003) และยังให้ผลการพยากรณ์ดีกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการสอนกระจายกลับแบบยืดหยุ่นได้ (RBP) แต่วิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับกระบวนการสอนบีเอฟจี ควอลิ-นิวตัน (BFG) ยังให้ผลการพยากรณ์ดีที่สุด

ข้อเสนอแนะ

1. ศึกษาเกี่ยวกับประสิทธิภาพการพยากรณ์ของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ดแบคพรอพาเกชัน (Feed-Forward Backpropagation) เมื่อใช้จำนวนชั้นฮิดเดนเป็น 2 หรือมากกว่า
2. ศึกษาเกี่ยวกับจำนวนโหนดชั้นฮิดเดนที่เหมาะสมของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ดแบคพรอพาเกชัน (Feed-Forward Backpropagation) โดยใช้เทคนิคการค้นหา (Search Technique) เช่น ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm) เป็นต้น

เอกสารและสิ่งอ้างอิง

- จรรยารัตน์ พุฒยานันท์. 2541. การประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กในการพยากรณ์อุณหภูมิ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี.
- จุฑาทิพย์ ชูชื่น. 2544. การพยากรณ์อุณหภูมิดินโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ค. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยมหิดล.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ. 2549. การพยากรณ์เชิงปริมาณ. สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ.
- หัตถดาว แนนเนียน. 2545. การเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์: กรณีศึกษาอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ประกายรัตน์ สุวรรณ. 2539. การเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลโดยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คแบบแบ็คพรอพะเกชันกับวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- พนิดา ยืนยงสวัสดิ์. 2547. การพยากรณ์ปริมาณการใช้น้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- มุกดา แม้นมินทร์. 2549. อนุกรมเวลาและการพยากรณ์. ประกายพริก, กรุงเทพฯ.
- ระพี สุประดิษฐ์ ณ อุษยา. 2544. การพยากรณ์ความต้องการการใช้น้ำโดยเครือข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์. 2543. เทคนิคการพยากรณ์การวิเคราะห์อนุกรมเวลา. ม.ป.พ., กรุงเทพฯ.

ศุภัทรา สุนทรภักย์. 2539. การพัฒนาเครื่องมือซอฟต์แวร์ในการจำลองการทำงานของนิวรอลเน็ตเวิร์คโดยใช้แบบจำลองแบ็กพรอปเพกชัน. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

เสรี ศุภราทิตย์. 2544. คู่มือการพยากรณ์น้ำโดยโครงข่ายประสาทเทียม. สถาบันพัฒนาการชลประทาน, นนทบุรี.

อัญชลี วานิชทวีวัฒน์. 2540. การจดจำอักขระภาษาไทยตัวพิมพ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเซลฟี่ออร์แกนไนซิงแมปส์. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

Bowerman, B.L. and R.T. O'Connell. 1987. **Time series forecasting : unified concepts and computer implementation.** Dundury, Inc., Boston.

Bowerman, B.L. and R.T. O'Connell. 1993. **Forecasting and time series : an applied approach.** 3rd ed. Duxbury Press, Inc., Belmont.

Cryer, J.D. 1986. **Time series analysis.** Duxbury Press, Inc., Boston.

Fausett, L. 1994. **Fundamentals of Neural Networks.** Prentice-Hall, Inc., New jersey.

Graupe, D. 2007. **Principles Artificial Neural Networks.** 2nd ed. World Scientific, Inc., University of Illinois, Chicago.

Hebb, D. 1949. **The Organization of Behavior.** Wiley, Inc., New York.

Hopfield, J.J. 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computation abilities. **Proceeding of the National Academy of Sciences.** 79: 2554-2558.

Jing, M. 2005. **Application of Neural Network Approach to Acid Deposition Prediction.**

Master thesis, University of Regina.

Kamruzzaman, J. and R.A. Sarker. 2003. Forecasting of Currency Exchange Rates using ANN:

A Case Study. **IEEE**. 1: 793-797.

Kolarik, T. and G. Rudorfer. 1994. **Time Series Forecasting Using Neural Networks.**

CiteSeer. Available Source: http://www2.cs.science.cmu.ac.th/mscss/alumni/2548/documents/204755_paper/14_p86-kolarik.pdf, September 4, 2006.

Laszewski, G.V. 1999. **Neural Network for Time Series Forecasting.** CiteSeer.

Available Source: <http://citeseer.ist.psu.edu/226113.html>, September 24, 2006.

Makridakis, S., S.C. Wheelwright and R.J. Hyndman. 1998. **Forecasting : Methods and**

Applications. 3 ed. Wiley, Inc., New York.

Martin, F.M. 1990. **A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning.**

CiteSeer. Available Source: ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia353_1s07/papers/moller_90.pdf, September 5, 2006.

Martin R. and H. Braun. 1993. **A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation**

Learning: The RPROP Algorithm. CiteSeer. Available Source:

<http://citeseer.ist.psu.edu/riedmiller93direct.html>, September 5, 2006.

McCulloch, W.S. and W. Pitts. 1943. A logical calculus of the ideas imminent in nervous activity. **Bullentin Mathematical Biophysics**. 5: 115-133.

Patterson, D.W. 1995. **Artificial Neural Networks Theory and Applications.** Prentice-Hall,

Inc., Singapore.

Rivera-Piza, H.A. 1996. **Towards the FOREX Advisor: A Neural Network Model for Forecasting Foreign Exchange Rates.** Ph.D. thesis, The George Washington University.

Rosenblatt, F. 1958. The perceptron a probabilistic model for information storage and organization in the brain. **Psychol. Rev.** 65: 386-408.

Rumelhart, D.E., G.E. Hinton and R.J. Williams. 1986. Learning internal representation by error propagation, pp. 318-362. *In* **Paralled Distributed Processing : Explorations in the Microstructures of Cognition** . MIT Press, Inc., Cambridge, MA.

Saini, L.M. and M.K. Soni. 2002. Artificial neural network based peak load forecasting using Levenberg-Marquardt and quasi-Newton methods. **IEEE.** 149 (5): 578-584.

Sivanandam, S.N., S. Sumathi and S.N. Deepa. 2006. **Introduction to Neural Networks using MatLab 6.0.** McGraw-Hill, Inc., New Delhi.

Thiesing, F.M. and O. Vornberger. 1997. Sales Forecasting Using neural Networks. **IEEE.** 4 (9-12): 2125-2128.

Vitabile, S., M. Pernice and S. Gaglio. 2004. Daily Peak Temperature Forecasting with Elman Neural Networks. **IEEE.** 4 (25-29): 2765-2769.

Widrow, B. and M.E. Hoff. 1960. Adaptive switching circuits, pp. 96-104. *In* **Proc. IRE WESCON Conf.** New York.

ภาคผนวก

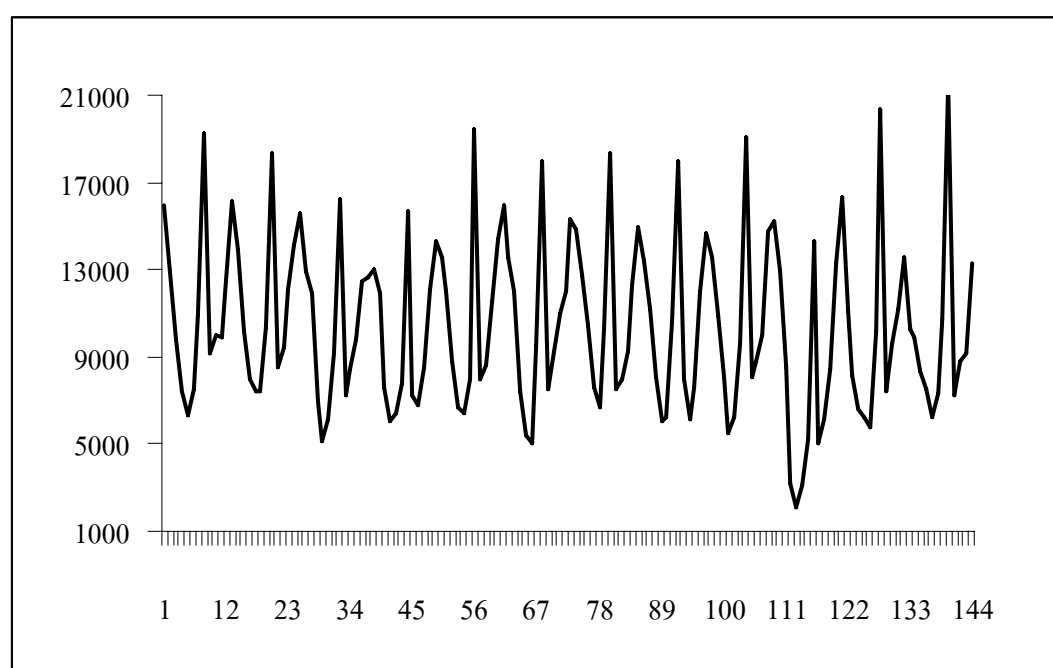
ภาคผนวก ก

ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน 8 ชุด

ตารางผนวกที่ ก1 ข้อมูลชุดที่ 1: ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติอิตาลีที่เข้ามาในประเทศไทย
ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2549

ปี	2537	2538	2539	2540	2541	2542	2543	2544	2545	2546	2547	2548	2549
ม.ค.	15,973	16,092	15,570	12,685	14,304	15,950	15,295	14,964	14,644	15,179	16,357	10,232	15,622
ก.พ.	12,962	13,967	12,924	12,986	13,608	13,528	14,829	13,358	13,578	12,913	11,091	9,856	12,918
มี.ค.	9,824	10,130	11,904	11,940	12,034	12,025	12,714	11,193	10,926	8,507	8,175	8,317	10,798
เม.ย.	7,380	7,949	6,982	7,575	8,765	7,418	10,437	8,066	8,081	3,206	6,622	7,553	9,289
พ.ค.	6,317	7,428	5,161	6,064	6,696	5,402	7,622	6,090	5,486	2,142	6,194	6,255	7,603
มิ.ย.	7,472	7,438	6,133	6,369	6,370	4,995	6,704	6,195	6,192	3,073	5,761	7,342	7,897
ก.ค.	10,944	10,352	9,188	7,831	7,991	9,571	10,237	10,677	9,661	5,243	10,151	10,701	12,011
ส.ค.	19,271	18,294	16,217	15,706	19,423	17,965	18,377	17,972	19,037	14,341	20,366	21,544	25,472
ก.ย.	9,210	8,495	7,225	7,193	7,996	7,522	7,493	7,960	8,097	5,000	7,384	7,247	9,044
ต.ค.	10,031	9,420	8,396	6,810	8,602	9,246	7,991	6,145	8,832	6,151	9,607	8,810	9,314
พ.ย.	9,865	12,132	9,772	8,541	11,595	10,984	9,270	7,643	9,961	8,440	11,143	9,123	12,219
ธ.ค.	12,502	14,096	12,509	12,104	14,389	11,966	12,278	12,000	14,798	13,331	13,548	13,257	18,233

ที่มา: การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย

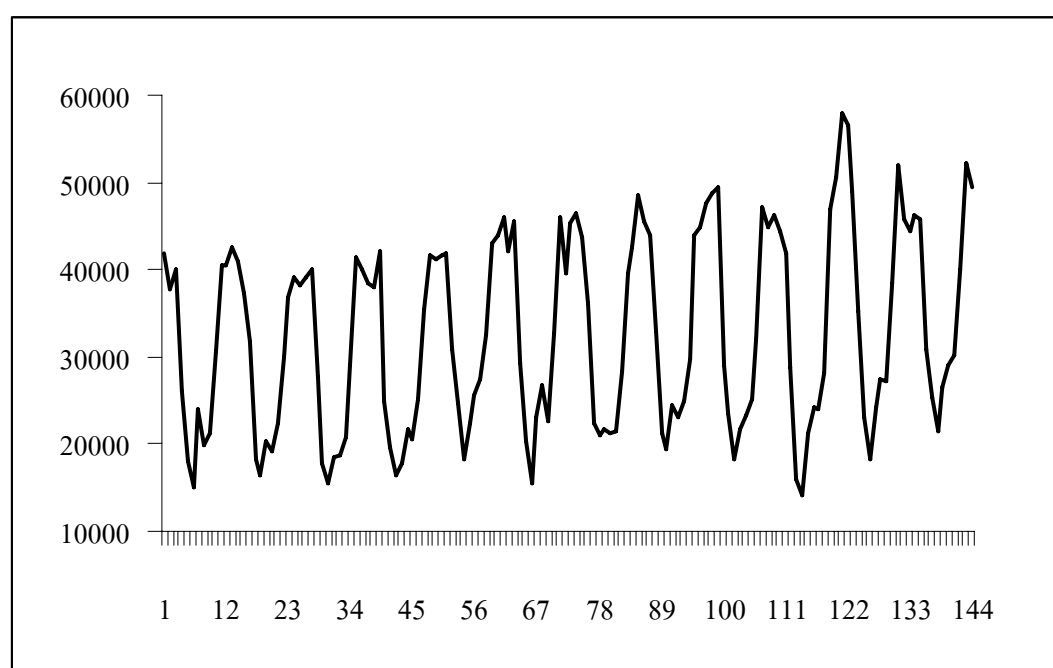


ภาพผนวกที่ ก1 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติอิตาลีที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า

ตารางผนวกที่ ก2 ข้อมูลชุดที่ 2: ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติเยอรมันที่เข้ามาในประเทศไทย
ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2549

ปี	2537	2538	2539	2540	2541	2542	2543	2544	2545	2546	2547	2548	2549
ม.ค.	41,955	42,460	38,106	38,460	41,220	45,923	45,334	48,509	47,672	46,241	58,024	44,401	54,607
ก.พ.	37,851	40,888	39,130	38,096	41,741	42,166	46,488	45,502	48,780	44,496	56,583	46,261	54,975
มี.ค.	40,038	37,330	39,986	42,087	41,775	45,575	43,815	43,990	49,496	41,885	49,078	45,696	54,546
เม.ย.	25,980	31,874	27,769	24,915	30,885	29,287	36,248	32,975	29,057	28,838	35,192	30,845	43,940
พ.ค.	18,093	18,268	17,893	19,633	24,597	20,389	22,285	21,261	23,569	15,864	23,004	25,423	33,536
มิ.ย.	14,937	16,333	15,411	16,473	18,275	15,505	21,003	19,427	18,342	14,132	18,170	21,580	25,750
ก.ค.	23,974	20,407	18,519	17,768	22,302	22,970	21,749	24,469	21,621	21,234	24,245	26,555	28,450
ส.ค.	19,794	19,244	18,729	21,591	25,644	26,774	21,252	23,179	23,385	24,245	27,437	29,096	33,235
ก.ย.	21,264	22,396	20,687	20,625	27,426	22,681	21,464	24,985	25,081	24,054	27,154	30,293	34,248
ต.ค.	30,624	29,944	29,121	25,046	32,450	32,658	28,397	29,832	32,068	28,118	38,370	40,072	41,497
พ.ย.	40,486	36,884	41,334	35,515	43,086	46,039	39,524	43,915	47,119	46,935	52,049	52,168	57,869
ธ.ค.	40,481	39,048	40,127	41,618	43,998	39,499	42,471	44,948	44,859	50,490	45,864	49,437	54,006

ที่มา: การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย

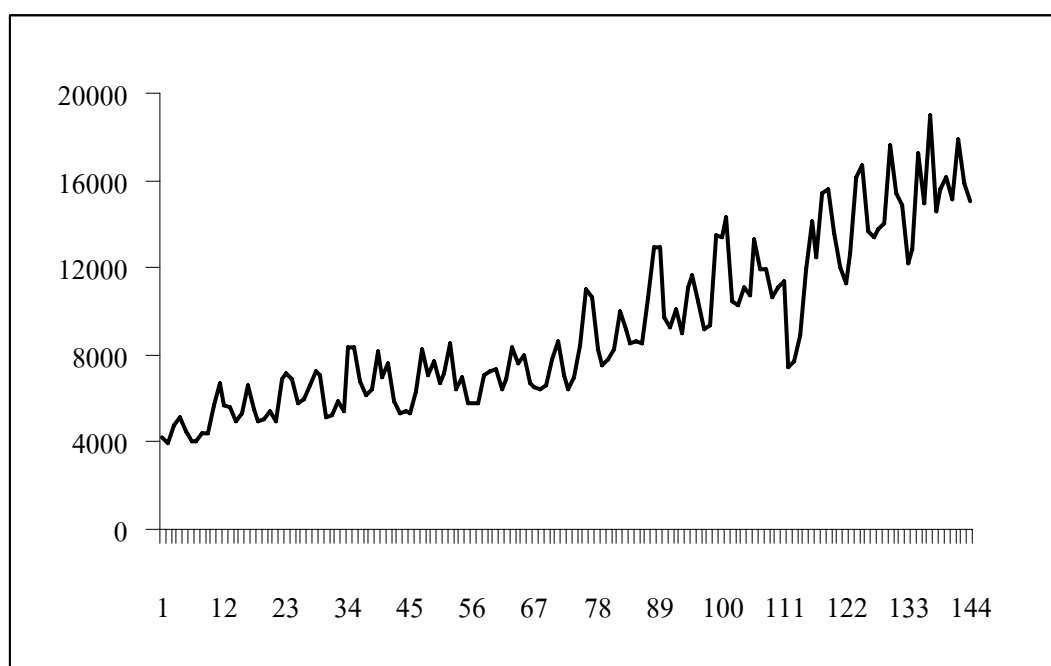


ภาพผนวกที่ ก2 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติเยอรมันที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า

ตารางผนวกที่ ก3 ข้อมูลชุดที่ 3: ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติฟิลิปปินส์ที่เข้ามาใน
ประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2549

ปี	2537	2538	2539	2540	2541	2542	2543	2544	2545	2546	2547	2548	2549
ม.ค.	4,179	5,552	5,793	6,139	7,722	6,424	6,399	8,596	9,174	10,685	12,029	12,194	15,353
ก.พ.	3,924	4,954	5,930	6,416	6,743	6,891	6,936	8,524	9,332	11,112	11,270	12,871	14,834
มี.ค.	4,796	5,361	6,581	8,189	7,137	8,362	8,418	10,636	13,462	11,355	12,687	17,286	17,484
เม.ย.	5,141	6,629	7,219	6,973	8,493	7,587	11,008	12,891	13,408	7,429	16,108	14,925	19,088
พ.ค.	4,511	5,461	7,050	7,624	6,459	7,982	10,673	12,895	14,271	7,723	16,718	19,002	20,200
มิ.ย.	4,038	4,999	5,102	5,838	6,956	6,653	8,299	9,704	10,472	8,924	13,681	14,561	15,991
ก.ค.	4,051	5,019	5,274	5,294	5,737	6,498	7,478	9,239	10,277	11,953	13,435	15,593	16,024
ส.ค.	4,418	5,439	5,911	5,457	5,756	6,408	7,838	10,100	11,068	14,161	13,743	16,185	15,885
ก.ย.	4,403	4,957	5,410	5,319	5,820	6,567	8,225	8,990	10,778	12,453	14,074	15,141	14,898
ต.ค.	5,717	6,896	8,372	6,343	7,110	7,784	9,993	11,097	13,268	15,434	17,577	17,863	16,980
พ.ย.	6,684	7,179	8,306	8,255	7,251	8,601	9,196	11,667	11,887	15,602	15,440	15,886	15,783
ธ.ค.	5,705	6,865	6,756	7,072	7,344	7,078	8,550	10,502	11,967	13,540	14,893	15,022	15,923

ที่มา: การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย

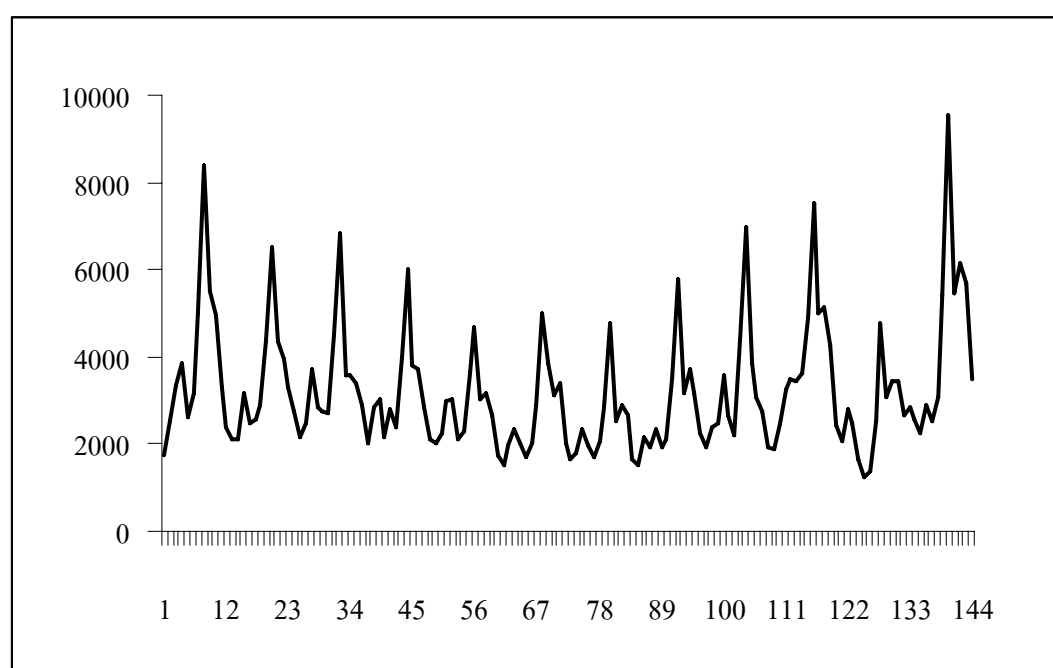


ภาพผนวกที่ ก3 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติฟิลิปปินส์ที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า

ตารางผนวกที่ ก4 ข้อมูลชุดที่ 4: ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวสเปนที่เข้ามาในประเทศไทย
ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2549

ปี	2537	2538	2539	2540	2541	2542	2543	2544	2545	2546	2547	2548	2549
ม.ค.	1,760	2,096	2,165	2,023	2,003	1,527	1,666	1,530	1,929	1,859	2,050	2,841	3,181
ก.พ.	2,521	2,099	2,470	2,823	2,239	1,980	1,808	2,143	2,371	2,492	2,782	2,550	3,582
มี.ค.	3,334	3,167	3,699	3,016	2,968	2,340	2,357	1,929	2,461	3,272	2,486	2,266	3,989
เม.ย.	3,870	2,499	2,851	2,171	3,016	2,002	1,968	2,356	3,592	3,468	1,672	2,899	4,175
พ.ค.	2,592	2,554	2,764	2,776	2,129	1,707	1,691	1,947	2,648	3,434	1,232	2,526	4,758
มิ.ย.	3,177	2,900	2,716	2,392	2,312	2,022	2,059	2,107	2,218	3,602	1,379	3,070	5,375
ก.ค.	4,997	4,366	4,518	4,000	3,644	2,911	2,855	3,498	4,410	4,894	2,528	5,431	7,597
ส.ค.	8,380	6,507	6,820	6,015	4,688	5,002	4,775	5,757	6,974	7,538	4,787	9,556	12,499
ก.ย.	5,503	4,340	3,565	3,802	3,029	3,839	2,542	3,175	3,866	5,005	3,067	5,447	6,733
ต.ค.	4,938	3,948	3,600	3,696	3,180	3,138	2,900	3,716	3,057	5,159	3,439	6,133	6,543
พ.ย.	3,315	3,301	3,374	2,851	2,651	3,374	2,655	3,154	2,761	4,280	3,437	5,700	6,061
ธ.ค.	2,398	2,760	2,868	2,120	1,726	2,009	1,664	2,246	1,925	2,428	2,667	3,491	5,165

ที่มา: การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย

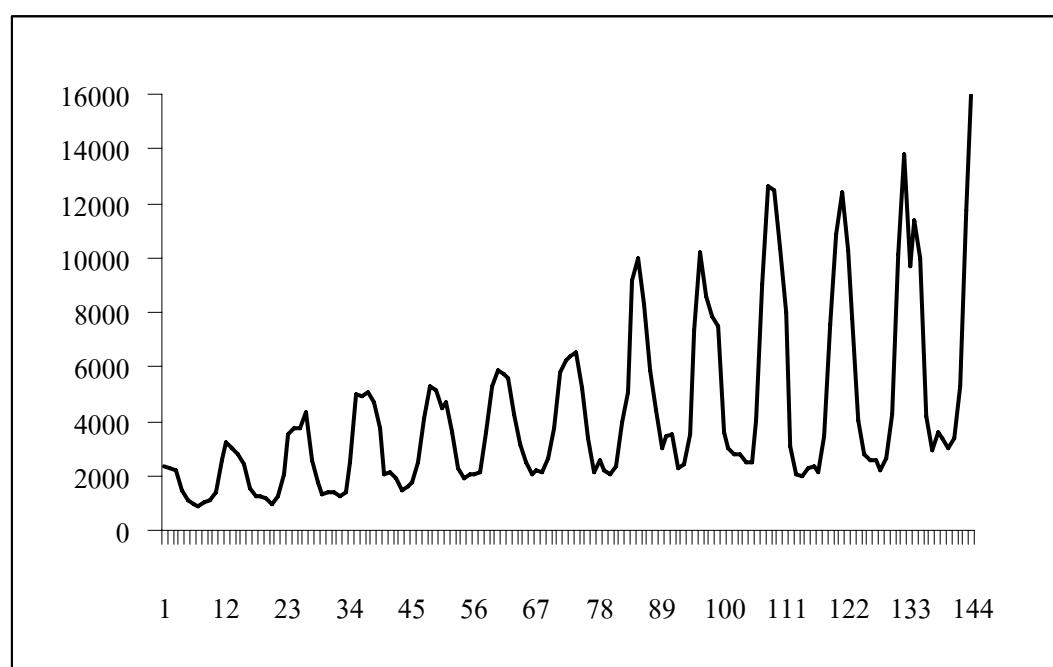


ภาพผนวกที่ ก4 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสเปนที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า

ตารางผนวกที่ ก5 ข้อมูลชุดที่ 5: ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติฟินแลนด์ที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2549

ปี	2537	2538	2539	2540	2541	2542	2543	2544	2545	2546	2547	2548	2549
ม.ค.	2,368	3,039	3,748	5,038	5,150	5,741	6,412	9,978	8,590	12,504	12,375	9,719	17,021
ก.พ.	2,290	2,772	4,310	4,695	4,508	5,591	6,537	8,304	7,844	10,355	10,303	11,345	14,538
มี.ค.	2,169	2,404	2,570	3,730	4,733	4,283	5,232	5,875	7,502	7,974	7,750	10,018	11,072
เม.ย.	1,434	1,562	1,782	2,057	3,581	3,124	3,367	4,434	3,619	3,050	4,047	4,166	5,811
พ.ค.	1,092	1,215	1,318	2,140	2,246	2,480	2,130	3,011	2,981	2,046	2,790	2,953	3,674
มิ.ย.	951	1,232	1,384	1,920	1,905	2,048	2,603	3,481	2,803	1,955	2,603	3,581	4,038
ก.ค.	852	1,152	1,407	1,466	2,060	2,171	2,222	3,493	2,791	2,272	2,538	3,395	3,734
ส.ค.	1,004	958	1,272	1,606	2,067	2,095	2,074	2,249	2,486	2,378	2,171	3,006	3,106
ก.ย.	1,091	1,224	1,412	1,778	2,094	2,608	2,336	2,448	2,476	2,094	2,638	3,378	4,236
ต.ค.	1,365	2,089	2,522	2,495	3,570	3,731	3,929	3,531	4,008	3,455	4,280	5,285	5,468
พ.ย.	2,592	3,539	4,990	4,096	5,288	5,790	5,099	7,354	9,025	7,571	10,164	11,749	14,159
ธ.ค.	3,237	3,745	4,925	5,308	5,865	6,271	9,168	10,212	12,647	10,859	13,771	17,037	23,645

ที่มา: การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย

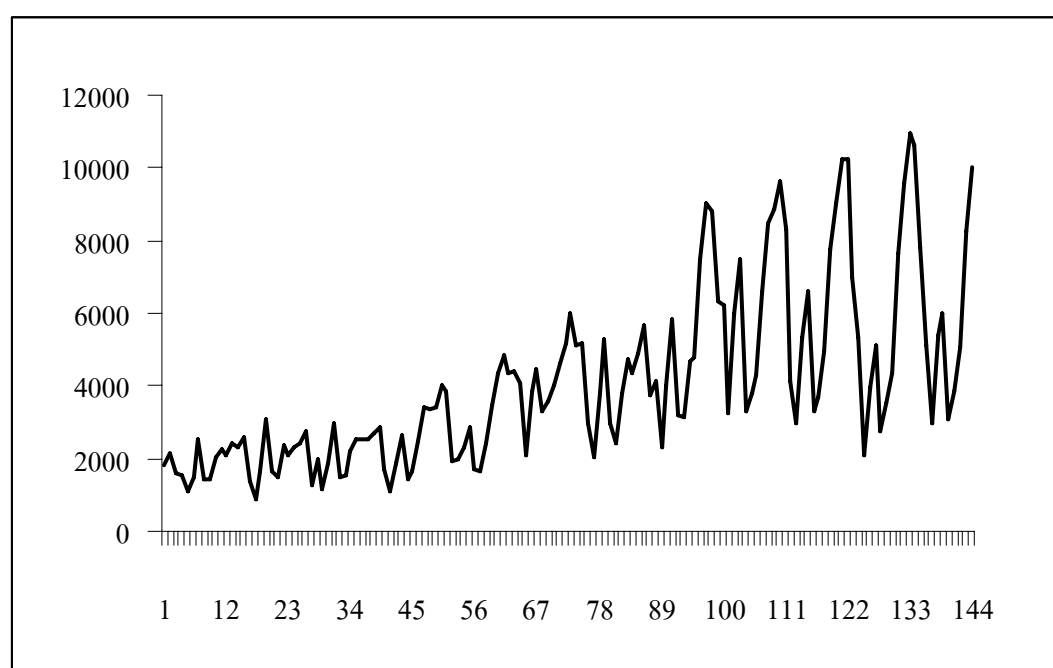


ภาพผนวกที่ ก5 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาติฟินแลนด์ที่เข้ามาในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่ำ

ตารางผนวกที่ ก6 ข้อมูลชุดที่ 6: ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาตินอร์เวย์ที่เข้ามาในประเทศไทย
ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2549

ปี	2537	2538	2539	2540	2541	2542	2543	2544	2545	2546	2547	2548	2549
ม.ค.	1,827	2,407	2,446	2,507	3,399	4,854	5,999	4,900	9,005	8,854	10,258	10,973	14,633
ก.พ.	2,167	2,322	2,774	2,715	4,013	4,361	5,101	5,677	8,815	9,632	10,219	10,615	13,974
มี.ค.	1,616	2,610	1,268	2,876	3,843	4,401	5,189	3,731	6,344	8,296	7,003	7,819	10,491
เม.ย.	1,562	1,391	2,002	1,681	1,913	4,056	2,947	4,143	6,207	4,122	5,350	5,106	7,225
พ.ค.	1,080	896	1,177	1,108	1,970	2,105	2,040	2,313	3,260	2,962	2,111	2,992	3,591
มิ.ย.	1,495	1,641	1,868	1,891	2,303	3,872	3,779	4,021	6,027	5,327	3,969	5,419	7,194
ก.ค.	2,559	3,096	2,997	2,624	2,837	4,467	5,294	5,832	7,489	6,621	5,105	6,017	7,400
ส.ค.	1,415	1,668	1,478	1,413	1,696	3,314	2,985	3,220	3,278	3,306	2,745	3,108	4,853
ก.ย.	1,443	1,499	1,521	1,676	1,627	3,584	2,433	3,114	3,816	3,682	3,524	3,830	5,315
ต.ค.	2,015	2,348	2,211	2,466	2,433	4,032	3,775	4,670	4,268	4,976	4,376	5,054	7,025
พ.ย.	2,235	2,093	2,556	3,414	3,481	4,607	4,744	4,807	6,622	7,780	7,666	8,245	10,316
ธ.ค.	2,110	2,333	2,510	3,353	4,375	5,152	4,344	7,474	8,489	9,049	9,559	10,017	14,297

ที่มา: การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย



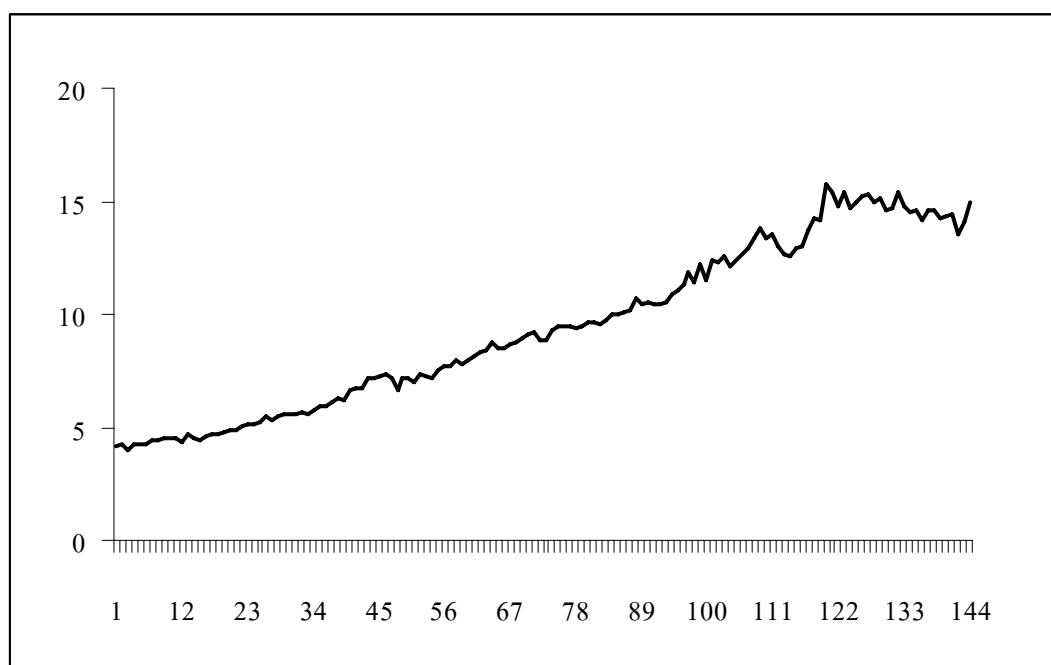
ภาพผนวกที่ ก6 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาจำนวนนักท่องเที่ยวสัญชาตินอร์เวย์ที่เข้ามา
ในประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2537 - 2548 รวม 144 ค่า

ตารางผนวกที่ ก7 ข้อมูลชุดที่ 7: US monthly scales of petroleum and related products.

Jan 1971 - Dec 1983.

ปี	1971	1972	1973	1974	1975	1976	1977	1978	1979	1980	1981	1982	1983
ม.ค.	4.16	4.65	5.22	6.08	7.16	8.14	8.88	10.01	11.88	13.84	15.40	14.78	14.44
ก.พ.	4.25	4.51	5.45	6.31	7.21	8.34	9.30	10.08	11.44	13.34	14.79	14.53	14.31
มี.ค.	3.99	4.43	5.30	6.21	7.03	8.41	9.48	10.17	12.25	13.56	15.37	14.60	14.40
เม.ย.	4.23	4.64	5.52	6.62	7.31	8.74	9.43	10.67	11.55	13.05	14.72	14.13	13.78
พ.ค.	4.27	4.66	5.55	6.70	7.25	8.52	9.45	10.40	12.43	12.68	14.93	14.62	14.87
มิ.ย.	4.28	4.73	5.61	6.73	7.17	8.48	9.34	10.50	12.29	12.55	15.18	14.60	15.38
ก.ค.	4.42	4.77	5.61	7.16	7.54	8.71	9.44	10.46	12.56	12.88	15.31	14.26	15.17
ส.ค.	4.41	4.88	5.63	7.14	7.73	8.76	9.62	10.41	12.15	13.01	14.98	14.33	15.44
ก.ย.	4.52	4.88	5.55	7.27	7.70	8.97	9.68	10.50	12.36	13.74	15.15	14.38	16.26
ต.ค.	4.48	5.08	5.76	7.35	8.00	9.08	9.59	10.92	12.68	14.27	14.60	13.54	15.86
พ.ย.	4.55	5.14	5.95	7.21	7.83	9.18	9.74	11.08	12.95	14.18	14.67	14.10	16.30
ธ.ค.	4.35	5.16	5.95	6.66	7.93	8.87	9.98	11.36	13.33	15.75	15.39	14.94	17.35

ที่มา: <http://www-personal.buseco.monash.edu.au/~hyndman/TSDL/>



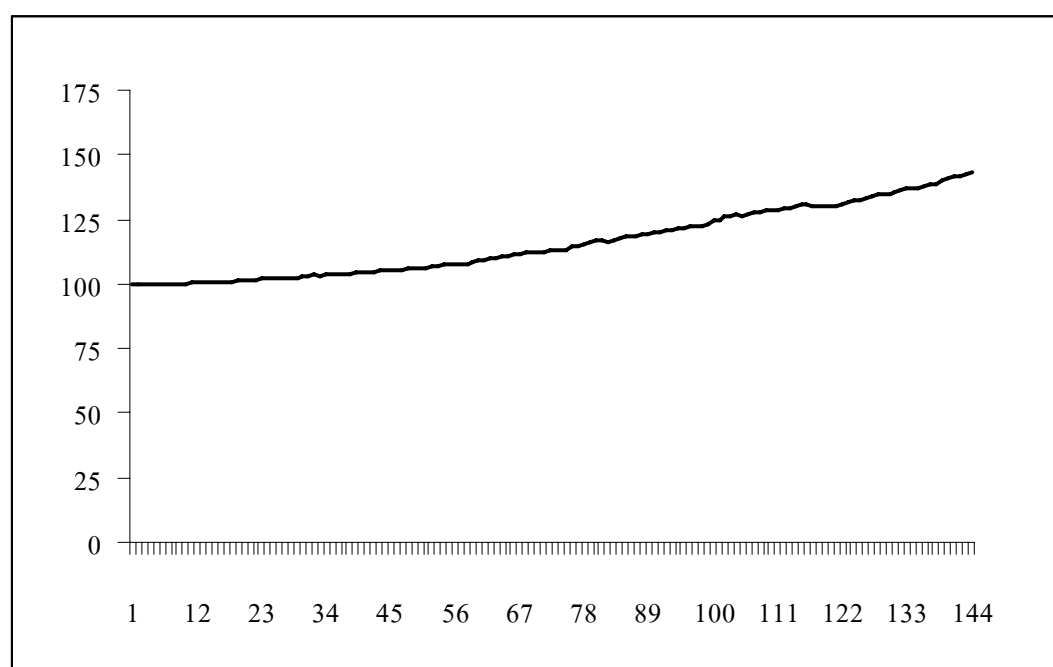
ภาพผนวกที่ ก7 แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา US monthly scales of petroleum and related products. Jan 1971 - Dec 1982. รวม 144 ค่ำ

ตารางผนวกที่ ๘ ข้อมูลชุดที่ ๘: Monthly Consumer Price Indexes (CPI) of USA.

Jan 1961 - Dec 1973.

ปี	1961	1962	1963	1964	1965	1966	1967	1968	1969	1970	1971	1972	1973
ม.ค.	100.0	100.4	102.2	103.9	106.0	109.3	113.0	118.1	122.6	128.2	130.3	136.7	144.5
ก.พ.	99.8	100.5	102.2	104.1	106.2	110.0	113.1	118.2	122.6	128.7	130.9	137.3	145.3
มี.ค.	99.9	100.4	102.2	104.2	106.3	110.2	113.4	118.6	123.2	128.9	131.3	137.4	145.7
เม.ย.	99.9	100.9	102.4	104.5	106.6	110.8	114.4	119.3	124.6	129.7	132.2	138.2	147.3
พ.ค.	99.8	100.7	102.4	104.5	106.8	111.0	114.6	119.3	124.9	129.6	132.7	138.3	148.4
มิ.ย.	99.8	101.0	102.8	104.7	107.6	111.3	115.2	119.7	125.9	129.9	133.0	138.5	149.7
ก.ค.	99.8	101.4	103.3	105.4	108.0	111.7	116.3	120.4	126.4	130.5	134.1	140.2	151.0
ส.ค.	99.9	101.7	103.6	105.3	107.9	112.2	116.8	120.7	126.9	130.5	135.0	141.3	153.0
ก.ย.	99.9	101.4	103.3	105.0	107.7	112.3	116.6	121.1	126.6	130.2	134.7	141.8	153.9
ต.ค.	100.0	101.8	103.4	105.0	107.8	112.5	116.5	121.4	126.8	130.3	134.9	142.0	154.3
พ.ย.	100.4	102.1	103.7	105.2	108.5	112.6	116.9	121.9	127.4	130.3	135.4	142.3	155.5
ธ.ค.	100.5	102.1	103.9	105.9	109.0	112.9	117.5	122.3	127.9	129.8	136.3	143.3	156.4

ที่มา: <http://www-personal.buseco.monash.edu.au/~hyndman/TSDL/>



ภาพผนวกที่ ๘ แสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา Monthly Consumer Price Indexes

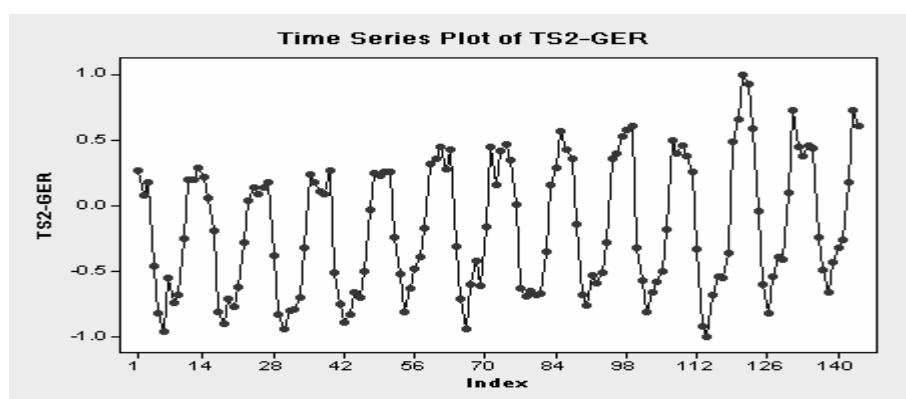
(CPI) of USA. Jan 1961 - Dec 1972. รวม 144 ค่า

ภาคผนวก ข
ตัวอย่างการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

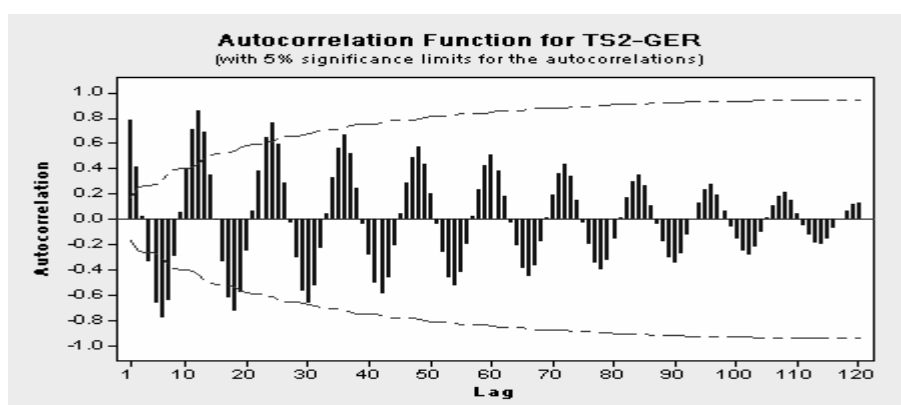
ตัวอย่างการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

จากงานวิจัย ต้องการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 2 วิธี คือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน 8 ชุด โดยข้อมูลที่น่าสนใจศึกษามีลักษณะการรวมตัวของแนวโน้มและฤดูกาลต่างกัน ในที่นี้จะแสดงการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาเบื้องต้น และการพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ สำหรับอนุกรมเวลาชุดที่ 2 ขนาดอนุกรมเวลา 12 ปี โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติในการวิเคราะห์

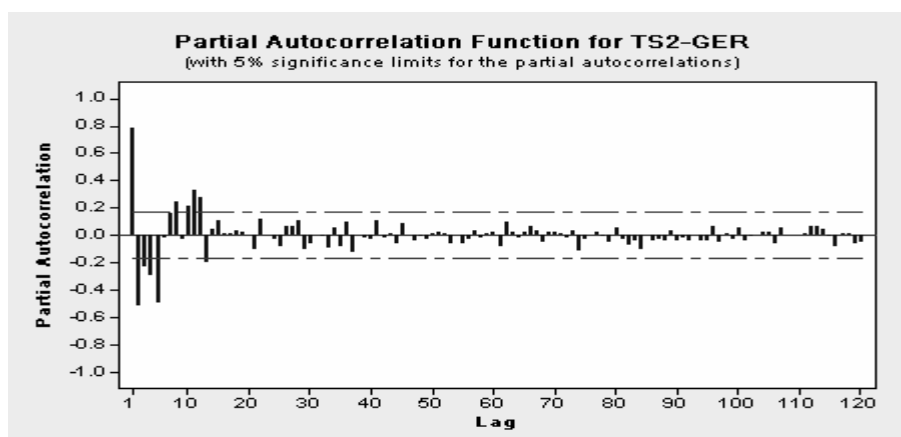
1. แบ่งข้อมูลอนุกรมเวลาออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนสำหรับกำหนดตัวแบบ ใช้ข้อมูล 12 ปี และส่วนสำหรับทดสอบใช้ข้อมูล 1 ปี ตามลำดับ



ภาพผนวกที่ ข1 ลักษณะของข้อมูล



ภาพผนวกที่ ข2 ACF ของข้อมูล



ภาพผนวกที่ ข3 PACF ของข้อมูล

2. พิจารณาว่าข้อมูลส่วนที่ 1 จำนวน 12 ปี ว่าเป็นสแตชันนารี (stationary) หรือไม่ โดยการสร้างกราฟดูลักษณะของข้อมูล เมื่อพิจารณาจากภาพผนวกที่ ข1 จะเห็นว่าข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาลในตัวแบบและเมื่อพิจารณาภาพผนวกที่ ข2 จะเห็นว่าค่า ACF ค่อยๆลดค่าลงแต่ไม่ลดถึง 0 และมีลักษณะโค้งๆเหมือนโค้งไซน์ในลักษณะที่ค่อยๆลดลงเรื่อยๆ แสดงว่าข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาลในตัวแบบ ดังนั้นข้อมูลไม่เป็นสแตชันนารี เพื่อให้ข้อมูลเป็นสแตชันนารี ให้ทำ first regular differencing และ first seasonal differencing เพื่อลบแนวโน้มและฤดูกาล

3. พิจารณาว่าข้อมูลมีการเคลื่อนไหวเนื่องจากแนวโน้มหรือไม่ ด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอย

----- Regression Analysis: TS2-GER versus t -----

The regression equation is

$$TS2-GER = -0.356 + 0.00262 t$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-0.35626	0.08254	-4.32	0.000
t	0.00262	0.00099	2.65	0.009

$$S = 0.492674 \quad R-Sq = 4.7\% \quad R-Sq(adj) = 4.1\%$$

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	1.7080	1.7080	7.04	0.009
Residual Error	142	34.4673	0.2427		
Total	143	36.1752			

จากการวิเคราะห์แนวนอน ปฏิเสธ H_0 เนื่องจาก $p\text{-value} = 0.009 < 0.05$ แสดงว่าอนุกรมเวลาชุดที่ 2 มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากแนวนอน

การวิเคราะห์รูปแบบของแนวนอน

Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable: Germany

----- Model Summary -----				
Equation	R Square	df1	df2	Sig.
Linear	.047	1	142	.009
Logarithmic	.025	1	142	.061
Inverse	.000	1	142	.872
Quadratic	.049	2	141	.030
Cubic	.049	3	140	.071
Power	.021	1	142	.080
S	.000	1	142	.813
Growth	.041	1	142	.015
Exponential	.041	1	142	.015

จากการวิเคราะห์รูปแบบของแนวโน้ม พบว่า แนวโน้มแบบ Linear Quadratic และ Cubic ให้ค่า R Square ใกล้เคียงกัน คือ 0.47 0.49 และ 0.49 ตามลำดับ แต่เมื่อพิจารณาจากค่า Sig แล้ว พบว่า แนวโน้มแบบ Cubic ไม่เหมาะสม เพราะให้ค่า Sig=0.071>0.05 จึงเหลือให้พิจารณาเพียงสองแบบ คือ Linear และ Quadratic เนื่องจากค่า R Square ใกล้เคียงกันมาก จึงพิจารณาจากค่า Sig ที่ได้ รวมทั้งค่า df1 และ df2 พบว่าแนวโน้มแบบ Linear ให้ค่าที่ดีกว่า ดังนั้นผู้วิจัยจึงใช้แนวโน้มแบบเป็นเชิงเส้น (Linear) สำหรับอนุกรมเวลาชุดที่ 2 ขนาดอนุกรมเวลา 12 ปีนี้

ในขั้นต่อไปจะทำการพิจารณาว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มจะมีการเปลี่ยนแปลงเนื่องจากอิทธิพลของฤดูกาลด้วยหรือไม่

4. พิจารณาว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มจะมีการเปลี่ยนแปลงเนื่องจากอิทธิพลของฤดูกาลด้วยหรือไม่ ด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอย

----- Regression Analysis: TS2-GER versus t, S1, ..., S11 -----

The regression equation is

$$\text{TS2-GER} = 0.125 + 0.00277 t + 0.0892 S1 + 0.0472 S2 + 0.0170 S3 - 0.581 S4 \\ - 1.02 S5 - 1.17 S6 - 0.962 S7 - 0.910 S8 - 0.883 S9 - 0.549 S10 + 0.0112 S11$$

$$S = 0.132803 \quad R\text{-Sq} = 93.6\% \quad R\text{-Sq(adj)} = 93.0\%$$

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	12	33.8648	2.8221	160.01	0.000
Residual Error	131	2.3104	0.0176		
Total	143	36.1752			

----- Regression Analysis: TS2-GER versus S1, S2, ..., S11 -----

The regression equation is

$$\text{TS2-GER} = 0.341 + 0.0587 \text{ S1} + 0.0195 \text{ S2} - 0.0079 \text{ S3} - 0.604 \text{ S4} - 1.03 \text{ S5} \\ - 1.19 \text{ S6} - 0.976 \text{ S7} - 0.921 \text{ S8} - 0.891 \text{ S9} - 0.555 \text{ S10} + 0.0084 \text{ S11}$$

$$S = 0.178532 \quad R\text{-Sq} = 88.4\% \quad R\text{-Sq}(\text{adj}) = 87.4\%$$

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	11	31.9679	2.9062	91.18	0.000
Residual Error	132	4.2073	0.0319		
Total	143	36.1752			

จากสถิติที่ใช้ทดสอบ คือ

$$F = \frac{(\text{SSR}(x_1, \dots, x_{L-1}) - \text{SSR}(t)) / (L - 1)}{\text{SSE}(x_1, \dots, x_{L-1}) / (n - k)}$$

จะได้ $F = 10.45$ และ $F\text{-table} = 1.85$

จะปฏิเสธ H_0 พิจารณาจาก $F = 10.45 > F\text{-table} = 1.85$ แสดงว่าอนุกรมเวลา มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากแนวโน้มและฤดูกาล และจากภาพพจน์ที่ ข1 ลักษณะของฤดูกาลมีการเปลี่ยนแปลงที่ค่อนข้างจะคงที่ แสดงว่ามีฤดูกาลรูปแบบบวก

5. กำหนดตัวแบบโดยพิจารณาตัวแบบที่ให้ค่า MSE ต่ำสุด จากการพิจารณากำหนดตัวแบบ ARIMA (1,1,1)(0,1,1) และเมื่อใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติคำนวณ ปรากฏผลดังนี้

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.4389	0.0980	4.48	0.000
MA 1	0.9071	0.0501	18.09	0.000
SMA 12	0.7835	0.0792	9.89	0.000

Differencing: 1 regular, 1 seasonal of order 12

Number of observations: Original series 144, after differencing 131

Residuals: SS = 2.02634 (backforecasts excluded)

MS = 0.01583

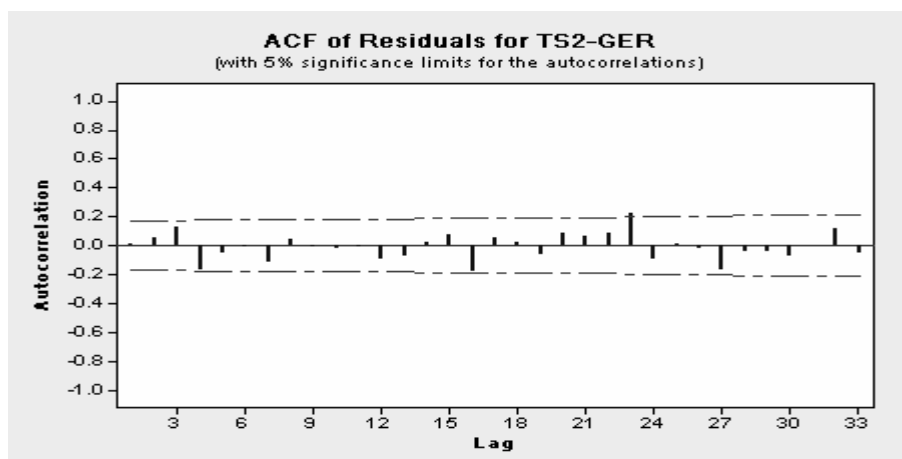
DF = 128

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

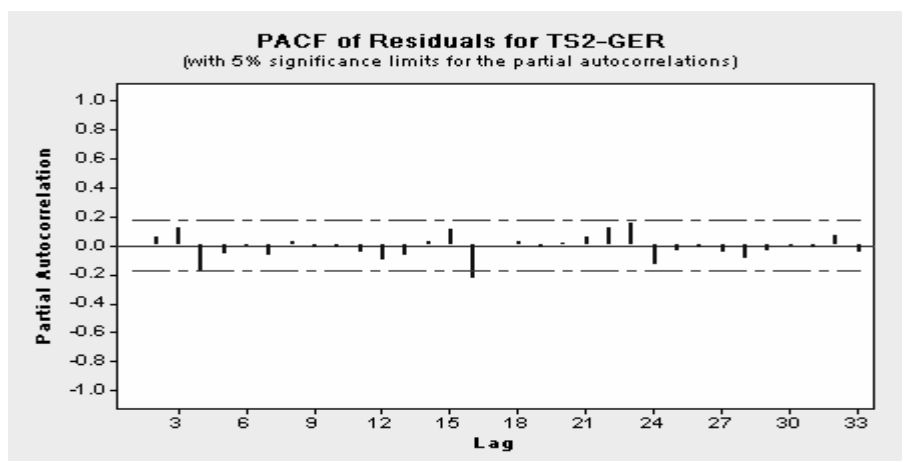
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	10.0	30.1	39.9	50.9
DF	9	21	33	45
P-Value	0.350	0.091	0.189	0.254

6. พิจารณาความเหมาะสมของตัวแบบ

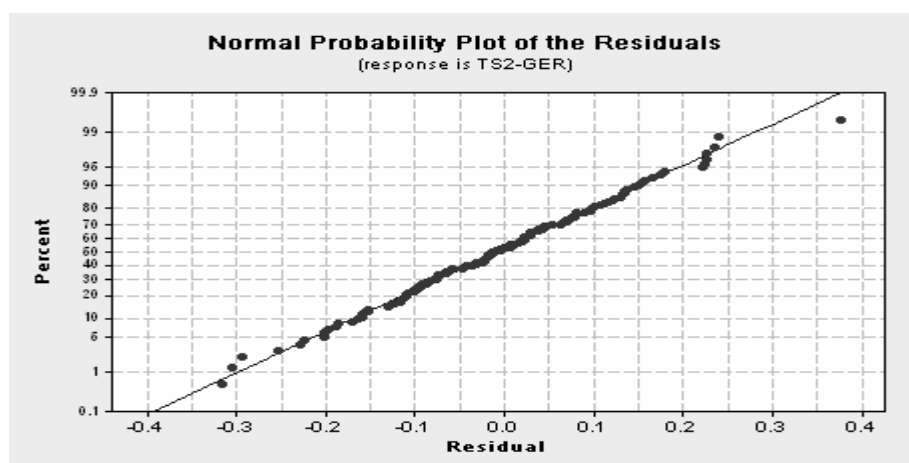
6.1 พิจารณากราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อน ดูภาพผนวกที่ ข4 และภาพผนวกที่ ข5 ประกอบปรากฏว่ามี ACF และ PACF ที่ spike ออกนอกช่วงวิกฤติ (เส้นประ) อยู่ 1 lag ซึ่งออกนอกช่วงวิกฤติน้อยมาก สามารถอนุโลมได้ ซึ่งหมายความว่าความคลาดเคลื่อนที่ lag ต่างๆ ไม่มีความสัมพันธ์กันจึงมีการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกัน หรือกล่าวได้ว่าความคลาดเคลื่อนที่เป็นแบบสุ่ม หรือดูจากภาพผนวกที่ ข7 ความคลาดเคลื่อนมีกระจายรอบค่า 0 อย่างไม่มีแบบแผน และจากภาพผนวกที่ ข6 การแจกแจงของความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ แสดงว่าตัวแบบที่กำหนดเหมาะสมแล้ว



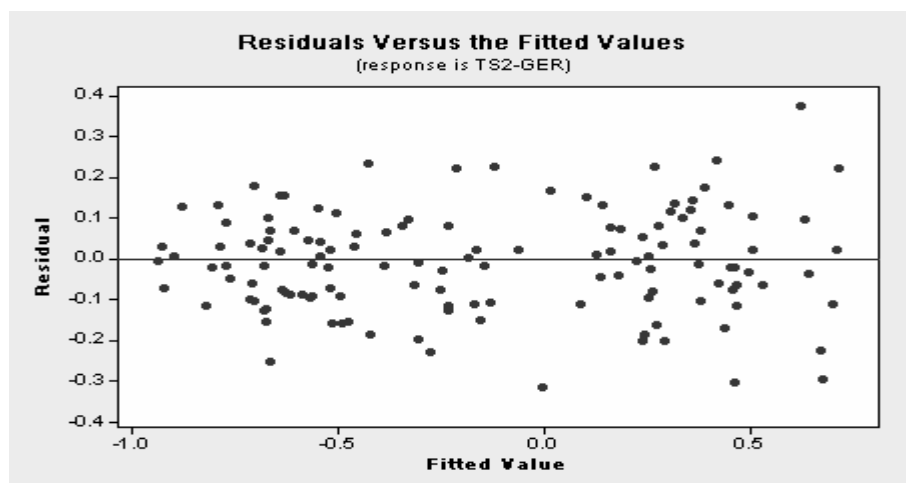
ภาพผนวกที่ ข4 ACF ของค่าความคลาดเคลื่อน



ภาพผนวกที่ ข5 PACF ของค่าความคลาดเคลื่อน



ภาพผนวกที่ ข6 การแจกแจงของค่าความคลาดเคลื่อน



ภาพผนวกที่ ข7 การกระจายของค่าความคลาดเคลื่อน

6.2 พิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนที่ lag ใดๆ ว่ามีความสัมพันธ์กันหรือไม่ โดยการพิจารณา r_k ของค่าความคลาดเคลื่อนที่ lag ใดๆ มีค่าเป็น 0 หรือไม่ ด้วยการพิจารณาทดสอบสถิติของ Box และ Ljung โดยพิจารณาค่า P-Value ของค่า Chi-Square ปรากฏว่าค่า P-Value ที่ lag ใดๆ มีค่ามากกว่า α -level ที่ 0.05 ทุกค่า ดังนั้น แสดงว่าค่า r_k ที่ lag ใดๆ มีค่าเท่ากับ 0 ซึ่งหมายความว่าค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กันที่ lag ใดๆ หรือกล่าวอีกนัยได้ว่า ความคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กันที่ lag ใดๆ

6.3 พิจารณาค่าพารามิเตอร์ว่าเป็น 0 หรือไม่ โดยการพิจารณาค่า T และค่า P-Value ของค่าพารามิเตอร์แต่ละตัว จะเห็นว่าค่า P-Value ของทุกพารามิเตอร์มีค่าต่ำกว่า α -level ที่ 0.05 ทุกค่า ดังนั้นแสดงว่าค่าพารามิเตอร์มีค่าห่างจาก 0 อย่างมีนัยสำคัญ

ภาคผนวก ค

โปรแกรมที่ใช้สร้างค่าพยากรณ์สำหรับวิธีโคจรข่ายประสาทเทียม

โปรแกรมที่ใช้สร้างค่าพยากรณ์สำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

```

clear

clc;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% load data

% use 'xlsread' for Excel spreadsheets

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

Data=xlsread('filename',sheet,'range');           % training data
P=[P1; P2; P3; ... ;PN;];                         % input for training
T=xlsread('filename',sheet,'range');               % targets

disp('=====');
disp('Output of Feed-Forward Backpropagation Neural Network');
disp('-----');

% number of neurons in each layer

S1 = 12;                                           % number of neurons of input layer
S2 = h;                                           % number of neurons of hidden layer(h=30 and 60)
SN = 1;                                           % number of neurons of output layer

% activation function and learning function

TF1 = 'tansig';                                   % activation function of input layer
TF2 = 'tansig';                                   % activation function of hidden layer
TF3 = 'purelin';                                  % activation function of output layer
BTF = 'trainbfg';                                 % backpropagation network learning function
                                           % use 'trainscg', 'trainbfg' and 'trainrp'
BLF = 'learnsgdm';                                % backpropagation weight/bias learning function

```

```

% building of feed-forward backpropagation neural network
net=newff(minmax(P),[S1 S2 SN],{TF1 TF2 TF3},BTF,BLF);
                                % using the newff toolbox function
                                % input range : min~max
net=init(net);                  % initializing weight
net.trainParam.show=1000;      % frequency of progress displays in epochs
net.trainParam.epochs=20000;   % maximum epochs is 20000
net.trainParam.goal=1.0e-2;    % sum square error goal, 0 is default too small!
net.trainParam.lr=0.02;        % learning rate is 0.02
net.trainParam.mc=0.60;        % momentum constant is 0.60

% training the feed-forward backpropagation neural networks
[net,tr]=train(net,P,T);        % using a train function

% simulate on the result training data
Y=sim(net,P);                  % output from training network

% statistics for training data
RMSE = sqrt(mse(Y-T));          % result rmse from training network

% print result statistics from testing data
disp('=====');
disp('Result Error of Testing Fedd-Forward Backpropagation Neural Network');
disp('-----');
fprintf('Root Mean Square Error is   %.4f \n',RMSE);
disp('-----');

% plot Y forecast VS Y targets real data
t = [1:n];                     % create scale time series (n=3, 6 and 12)
plot(t,T,'-+b',t,Y,'--*r')    % plot Yforecast vs Yreal

```

ประวัติการศึกษา และการทำงาน

ชื่อ –นามสกุล

นายอนุชาติ อาจคำไพ

วัน เดือน ปี ที่เกิด

เกิดวันที่ 23 เดือนเมษายน พ.ศ. 2525

สถานที่เกิด

ตำบลกุดสะเทิน อำเภอศรีบุญเรือง จังหวัดหนองบัวลำภู

ประวัติการศึกษา

ระดับมัธยมศึกษา โรงเรียนอุดรพิทยานุกูล (2544)

วท.บ. (สถิติประยุกต์) มหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรธานี (2548)