

การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ
ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์
และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

COMPARISON OF FORECASTING MODELS FOR FIRST YEAR
PREMIUM OF ORDINARY INSURANCES BY HOLT-WINTERS
EXPONENTIAL SMOOTHING, BOX-JENKINS
AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS METHODS

นฤดล พิทักษ์วิทยกุล

NARUEDON PHITAKWITTAYAKUN

วิทยานิพนธ์เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติและการวิเคราะห์ธุรกิจ
ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2563

KMITL-2020-SC-M-050-044

การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ
ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์
และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

COMPARISON OF FORECASTING MODELS FOR FIRST YEAR
PREMIUM OF ORDINARY INSURANCES BY HOLT-WINTERS
EXPONENTIAL SMOOTHING, BOX-JENKINS
AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS METHODS

นฤดล พิทักษ์วิทย์กุล

NARUEDON PHITAKWITTAYAKUN

วิทยานิพนธ์เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติและการวิเคราะห์ธุรกิจ
ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2563

KMITL-2020-SC-M-050-044

COMPARISON OF FORECASTING MODELS FOR FIRST YEAR
PREMIUM OF ORDINARY INSURANCES BY HOLT-WINTERS
EXPONENTIAL SMOOTHING, BOX-JENKINS
AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS METHODS

NARUEDON PHITAKWITTAYAKUN

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENTS FOR
THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE IN STATISTICS AND BUSINESS ANALYTICS
DEPARTMENT OF STATISTICS FACULTY OF SCIENCE
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2020

KMITL-2020-SC-M-050-044

COPYRIGHT 2020

FACULTY OF SCIENCE

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
ชื่อนักศึกษา	นายณฤตล พิทักษ์วิทยกุล
รหัสนักศึกษา	60605084
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (สถิติและการวิเคราะห์ธุรกิจ)
ภาควิชา	สถิติ
พ.ศ.	2563
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สมศรี บัณฑิตวิไล

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาหาตัวแบบสำหรับการพยากรณ์เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญโดยใช้ข้อมูลจากสำนักงานคณะกรรมการกำกับและส่งเสริมการประกอบธุรกิจประกันภัย (คปภ.) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวนทั้งสิ้น 192 ค่า ซึ่งผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ดังนี้ ชุดที่ 1 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธี บ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้เกณฑ์ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE) ในการเลือกตัวแบบ ส่วนชุดที่ 2 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 สำหรับการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ โดยใช้เกณฑ์ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เพื่อแสดงเปอร์เซ็นต์ความแตกต่างระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์เป็นวิธีที่เหมาะสมและมีความถูกต้องมากที่สุด ซึ่งให้ค่า RMSE ต่ำสุด เมื่อใช้ตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์พยากรณ์เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญจะได้ MAPE เท่ากับ 15.55%

คำสำคัญ : วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ
วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์

Thesis Title	Comparison of Forecasting Models for First Year Premium of Ordinary Insurances by Holt-Winters Exponential Smoothing, Box-Jenkins and Artificial Neural Networks Methods
Student	Naruedon Phitakwittayakun
Student ID.	60605084
Degree	Master of Science (Statistics and Business Analytics)
Year	2020
Thesis Advisor	Asst. Prof. Dr. Somsri Banditvilai

Abstract

The objective of this research was to study forecasting models for the life insurance first year premium of ordinary product. The premium data was gathered from the Office of Insurance Commission (OIC) during January, 2003 to December, 2018 of 192 values were used and divided into 2 sets. The first set of data from January, 2003 to December, 2017 was applied for constructing forecasting models by Holt-Winters Exponential Smoothing Method (HWS), Box-Jenkins method and Artificial Neural Networks and employed Root Mean Square Error (RMSE) as the criteria for model selection. The second set of data from January, 2018 to December, 2018 was used to measure the performance of forecasting model by using Mean Absolute Percentage Error (MAPE) to show the percentage error between real data and forecast value. The result showed that the forecasting model by Holt-Winters Exponential Smoothing Method was the appropriate method and had the highest forecasting accuracy which gave the minimum RMSE and MAPE was 15.55% when employing this method to forecast the life insurance first year premium of ordinary product.

Keywords : Box-Jenkins Method, Artificial Neural Networks, Insurance First Year Premium of Ordinary Product, Holt-Winters Exponential Smoothing Method

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ขอกราบขอบพระคุณ ผศ.ดร.สมศรี บัณฑิตวิไล เป็นอย่างยิ่ง ที่กรุณาเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ให้คำแนะนำ คำปรึกษา ช่วยเหลือและตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ตลอดจนติดตามผลงานทุกขั้นตอนของการดำเนินงานในการทำวิทยานิพนธ์นี้ สำเร็จลุล่วงสมบูรณ์

ขอกราบขอบพระคุณ รศ.ดร.วราฤทธิ์ พานิชกิจโกศลกุล ผู้ซึ่งเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ทรงคุณวุฒิจากภายนอก และ ผศ.ดร.พรพิมล ชัยวุฒิศักดิ์ ผู้ซึ่งเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาให้คำแนะนำและข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์เพื่อนำมาแก้ไขเพิ่มเติมทำให้วิทยานิพนธ์เล่มนี้ สมบูรณ์ยิ่งขึ้น ตลอดจนกรุณาสละเวลามาเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณสำนักงานคณะกรรมการกำกับและส่งเสริมการประกอบธุรกิจประกันภัย (คปภ.) เอื้อเพื่อข้อมูลบนระบบออนไลน์ให้ผู้วิจัยได้สามารถใช้สร้างตัวแบบพยากรณ์และเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบพยากรณ์ในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณบิดามารดา และครอบครัวของข้าพเจ้า ที่คอยเป็นกำลังใจ และให้การสนับสนุนในทุกเรื่องด้วยดีเสมอมา และขอขอบคุณเพื่อน ๆ ที่ให้คำปรึกษาและช่วยเหลือให้การทำงานมาโดยตลอดจนวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จไปได้ด้วยดี

นายณฤตล พิทักษ์วิทยกุล

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญรูป.....	ช
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	3
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.4 ขั้นตอนของการวิจัย.....	4
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	4
1.6 นิยามคำศัพท์เฉพาะ.....	5
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	6
2.1 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์.....	6
2.2 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์.....	8
2.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	15
2.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์.....	23
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	25
บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย.....	26
3.1 เก็บรวบรวมข้อมูล.....	26
3.2 ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น.....	26
3.3 สร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม.....	26
3.3.1 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์.....	26
3.3.2 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์.....	27
3.3.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	28
3.4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์.....	29
3.5 สรุปผลการวิจัย.....	29

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 4 ผลการวิจัยและอภิปรายผล.....	30
4.1 ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์.....	30
4.4.1 ผลการวิเคราะห์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์	30
4.4.2 ผลการวิเคราะห์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์.....	32
4.4.3 ผลการวิเคราะห์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	37
4.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์.....	38
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	42
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	42
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	42
เอกสารอ้างอิง.....	44
ภาคผนวก.....	46
ภาคผนวก ก.....	47
ภาคผนวก ข.....	49
ภาคผนวก ค.....	69
ประวัติผู้เขียน.....	73

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
4.1 ค่าปรับน้ำหนักและค่า RMSE ของตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์.....	30
4.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์และการทดสอบสมมติฐานของตัวแบบ ARIMA(0,1,3) x SARIMA(0,1,1) ₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว.....	35
4.3 โครงข่ายประสาทเทียมและค่าความถูกต้องของโครงข่ายที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ.....	38
4.4 ค่า RMSE ของตัวแบบพยากรณ์เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ.....	38
4.5 เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญและค่าพยากรณ์ด้วยวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคุณ.....	40

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561.....	4
2.1 โครงข่ายประสาทมนุษย์.....	16
2.2 องค์ประกอบของนิวรอน.....	17
2.3 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเชิงเส้น.....	18
2.4 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์.....	19
2.5 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์.....	19
2.6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว.....	20
2.7 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	21
2.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า.....	22
2.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	23
4.1 กราฟแสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ.....	33
4.2 คอเรลโรแกรม ACF ของอนุกรมเวลาเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ เมื่อแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง (L=12)	34
4.3 คอเรลโรแกรม PACF ของอนุกรมเวลาเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ เมื่อแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง (L=12).....	34
4.4 การทดสอบการแจกแจงแบบปกติของค่าคลาดเคลื่อนตัวแบบที่ได้จากวิธีปรับให้เรียบ เอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ.....	39
4.5 กราฟเปรียบเทียบอนุกรมเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ด้วยวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ.....	41

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

สำนักงานคณะกรรมการกำกับและส่งเสริมการประกอบธุรกิจประกันภัย (คปภ.) ให้นิยามการประกันชีวิตไว้ว่า เป็นวิธีการที่บุคคลกลุ่มหนึ่งร่วมกันเฉลี่ยภัยอันเนื่องจากการตาย การสูญเสียอวัยวะ ทูพพลภาพ และการสูญเสียรายได้ในยามชรา โดยที่เมื่อบุคคลใดต้องประสบกับภัยเหล่านั้น ก็ได้รับเงินเฉลี่ยช่วยเหลือเพื่อบรรเทาความเดือดร้อนแก่ตนเองและครอบครัว โดยบริษัทประกันชีวิตจะทำหน้าที่เป็นแกนกลางในการนำเงินก้อนดังกล่าวไปจ่ายให้แก่ผู้ได้รับภัย โดยการประกันชีวิต แยกออกได้เป็น 3 ประเภทคือ ประเภทสามัญ เป็นการประกันชีวิตที่มีจำนวนเงินเอาประกันภัยค่อนข้างสูง ตั้งแต่ 50,000 บาทขึ้นไป เหมาะสำหรับผู้ที่มีรายได้ปานกลางขึ้นไป ในการพิจารณารับประกันชีวิตอาจจะมีการตรวจสอบสุขภาพหรือไม่ตรวจสอบสุขภาพ ขึ้นอยู่กับดุลยพินิจของบริษัท และมีการชำระเบี้ยประกันภัยเป็นรายปี, ราย 6 เดือน, ราย 3 เดือน หรือรายเดือน ประเภทอุตสาหกรรม เป็นการประกันชีวิตที่มีจำนวนเงินเอาประกันภัยต่ำ โดยทั่วไปตั้งแต่ 10,000 - 30,000 บาท เหมาะสำหรับผู้ที่มีรายได้ปานกลางถึงรายได้ต่ำ การชำระเบี้ยประกันภัยจะชำระเป็นรายเดือน และไม่มีการตรวจสอบสุขภาพ และประเภทกลุ่ม เป็นการประกันชีวิตที่กรมธรรม์หนึ่งจะมีผู้เอาประกันชีวิตร่วมกันตั้งแต่ 5 คนขึ้นไป ส่วนมากจะเป็นกลุ่มของพนักงานบริษัท ในการพิจารณารับประกันอาจจะมีการตรวจสอบสุขภาพหรือไม่ตรวจก็ได้ ขึ้นอยู่กับดุลยพินิจของบริษัท (คปภ., 2561)

การประกันชีวิตเป็นเครื่องมือสำคัญในการบริหารความเสี่ยงภัยทางการเงินสำหรับผู้ที่ต้องการเตรียมความพร้อมรองรับเหตุการณ์ฉุกเฉินที่ไม่อาจคาดการณ์ได้ และเกษียณอายุที่จะเกิดขึ้นในอนาคต (สมาคมประกันชีวิตไทย, 2560) นอกจากนี้ ยังมีประโยชน์ด้านอื่นๆ อีกมาก ทั้งในเรื่องของการออมเงินอย่างมีวินัยและต่อเนื่อง เพราะแบบประกันชีวิตส่วนใหญ่เป็นแบบประกันที่มีสัญญาผูกพันระยะยาว จะช่วยให้ผู้เอาประกันภัยสามารถนำเงินนี้ไปใช้ได้ตามความต้องการในอนาคต ทั้งเป็นเงินทุนการศึกษาของบุตร เป็นเงินไว้ใช้จ่ายยามชรา เป็นหลักประกันให้แก่ชีวิตตนเองและครอบครัว ช่วยให้ผู้เอาประกันภัยมีความรู้สึกมั่นคงปลอดภัยมากขึ้น นอกจากนี้ ประกันชีวิตสามารถนำมาลดหย่อนภาษีได้สำหรับกรมธรรม์ประกันชีวิตที่มีระยะเวลาเอาประกันภัยตั้งแต่ 10 ปีขึ้นไป

การประกันชีวิตจึงมีบทบาทโดยตรงต่อความเป็นอยู่ที่ดีขึ้นของประชาชน ในแง่การวางแผนทางการเงินเพื่อสร้างความมั่นคงให้กับตัวเองไม่ให้เป็นภาระกับผู้อื่น และยังมีส่วนช่วยขับเคลื่อนเศรษฐกิจ เนื่องจากเป็นแหล่งระดมเงินทุนระยะยาวในรูปของเบี้ยประกันชีวิตที่บริษัทสามารถนำไปลงทุนเพื่อแสวงหาผลกำไรตามที่กฎหมายกำหนด ซึ่งส่วนใหญ่ก็คือพันธบัตรรัฐบาล ก่อให้เกิดเงินหมุนเวียนในระบบเศรษฐกิจ ทำให้เศรษฐกิจในภาพรวมขยายตัว (สมาคมประกันชีวิตไทย, 2560)

การพยากรณ์จึงเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพ ในการช่วยบริษัทประกันชีวิตในการคาดคะเน หรือ ทำนายแนวโน้มการเติบโตของเบี้ยประกันชีวิตในอนาคต เพื่อประกอบการตัดสินใจของผู้บริหารในการขับเคลื่อนธุรกิจให้ดำเนินการต่อไปได้ อีกทั้งยังเป็นแหล่งข้อมูลที่จะเป็นประโยชน์ต่อสมาคมประกันชีวิต และสำนักงานคณะกรรมการกำกับและส่งเสริมการประกอบธุรกิจประกันภัย (คปภ.) ในการประมาณการเบี้ยประกันชีวิตที่เหมาะสมที่ประชาชนคนไทยควรมี เพื่อวางแผนต่อยอดการสื่อสารแนะนำ และส่งเสริมให้ความรู้เรื่องประโยชน์ของการมีประกันชีวิตให้คนไทยทั่วประเทศทราบ เมื่อคนไทยมีความรู้ความเข้าใจเรื่องประกันชีวิตมากขึ้น จะเกิดความต้องการมีประกันชีวิตตามมา และเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ที่เพิ่มมานั้นจะส่งผลให้มีการขยายตัวทางเศรษฐกิจระดับประเทศ

ในปัจจุบันเทคนิคที่นิยมใช้ในการพยากรณ์ คือการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series Analysis) เป็นวิธีการทางสถิติที่นำข้อมูลในอดีตที่เก็บรวบรวมตามลำดับเวลาอย่างต่อเนื่อง มาศึกษาหารูปแบบความสัมพันธ์ของข้อมูลด้วยการสร้างสมการเพื่อใช้เป็นแนวทางสำหรับการพยากรณ์ในอนาคต วิธีที่ใช้ในการพยากรณ์มีหลายวิธี โดยแต่ละวิธีก็มีขั้นตอนการวิเคราะห์ที่แตกต่างกันไป (นิฉัตรแก้ว, 2558) จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยพงษ์ศิริ ศิริพานิช (2550) ทำการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาหุ้นของ PTT และ BBL ในตลาดหลักทรัพย์ ด้วยตัวแบบ ARIMA, Artificial Neural Network : ANN และตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และ ANN พบว่าการพยากรณ์ราคาหุ้น ของ PTT ตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และ ANN สามารถให้ค่าพยากรณ์ระยะสั้นได้ถูกต้องที่สุด แต่สำหรับการพยากรณ์ระยะยาว ตัวแบบ ANN ได้ค่าพยากรณ์ถูกต้องที่สุด แต่การพยากรณ์หุ้นของ BBL พบว่าตัวแบบ ANN ให้ค่าพยากรณ์ได้ถูกต้องมากที่สุดทั้งระยะยาวและระยะสั้น ถัดมาดาว สงวนรังศิริกุล และคณะ (2558) ทำการศึกษาเพื่อหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ประชากรที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร ในการศึกษาได้นำเทคนิคการพยากรณ์มาช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งประกอบด้วย วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย (Simple Exponential Smoothing method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) วิธีสัดส่วนกับแนวโน้ม (Ratio-To-Trend method) และวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method) พบว่าสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มีแนวโน้มและฤดูกาล วิธีที่เหมาะสมที่สุดคือ วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย ส่วนข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและฤดูกาล วิธีที่เหมาะสมที่สุดคือ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ ถัดมา G A N Pongdatu และ Y H Putra (2018) ศึกษาการพยากรณ์ยอดขายเสื้อผ้าในร้านค้าปลีกโดยการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยวิธี SARIMA และวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ โดยใช้เกณฑ์ค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ จากการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ระยะสั้น พบว่าวิธีการที่ดีที่สุดคือ SARIMA เนื่องจากมีค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์น้อยที่สุด

จากการศึกษาวิจัยที่กล่าวมาข้างต้นพบว่าวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method) วิธี บ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) เป็นวิธีที่ได้รับความนิยม

และให้ผลพยากรณ์ที่ถูกต้องและแม่นยำ และเนื่องจากข้อมูลเบี่ยงแปรผันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญมีการเคลื่อนไหวทั้งจากแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล ผู้วิจัยจึงนำวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Networks) มาเพื่อหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม และใช้เกณฑ์ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE) ในการเลือกตัวแบบ เนื่องจากเป็นเกณฑ์ที่ไวต่อค่าคลาดเคลื่อนขนาดใหญ่ ทำให้ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนขนาดเล็ก แต่เนื่องจากค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังเฉลี่ยไม่สามารถบอกความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ในรูปร้อยละ ผู้วิจัยจึงใช้เกณฑ์ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) มาใช้ในการบอกความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ในรูปของเปอร์เซ็นต์

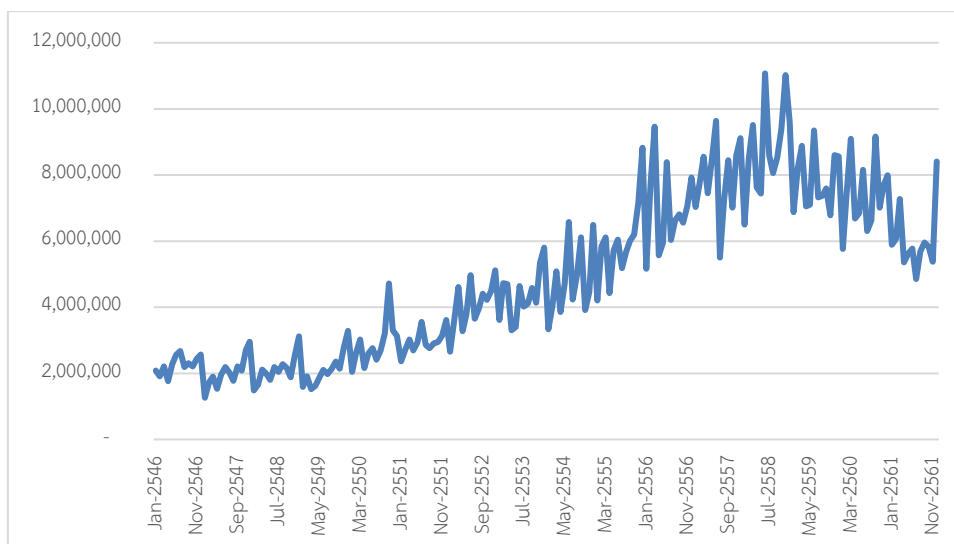
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาและสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม สำหรับการพยากรณ์เบี่ยงแปรผันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญโดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

1.2.2 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบพยากรณ์สำหรับการพยากรณ์เบี่ยงแปรผันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

งานวิจัยนี้ ได้นำข้อมูลอนุกรมเวลาของเบี่ยงแปรผันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวนทั้งสิ้น 192 ค่า ดังรูปที่ 1.1 โดยผู้วิจัยแบ่งข้อมูลดังกล่าวออกเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 คือ เบี่ยงแปรผันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 180 ค่า เพื่อใช้สำหรับหาตัวแบบพยากรณ์ 3 วิธี ได้แก่ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) โดยจะพิจารณาเลือกตัวแบบที่เหมาะสมจากค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำที่สุด จากนั้นตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ที่เลือกด้วยข้อมูลชุดที่ 2 คือ เบี่ยงแปรผันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า เพื่อพิจารณาว่าค่าพยากรณ์ที่ได้มีความใกล้เคียงกับค่าจริงมากน้อยเพียงใด โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE)



รูปที่ 1.1 เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2561

1.4 ขั้นตอนของการวิจัย

1.4.1 เก็บรวบรวมข้อมูลเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

1.4.2 ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น พบว่าอนุกรมเวลามีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล จึงเลือกเทคนิคการพยากรณ์ 3 วิธี คือ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Exponential Smoothing Holt-Winters Method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) มาใช้ในการศึกษา

1.4.3 นำข้อมูลเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญมาสร้างตัวแบบการพยากรณ์ ตามขั้นตอนของแต่ละวิธี

1.4.4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ โดยพิจารณาจากค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) และค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE)

1.4.5 สรุปผลการวิจัย

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1 เพื่อให้ได้ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

1.5.2 ได้ค่าการพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ เพื่อใช้ในการตัดสินใจวางแผนการดำเนินงานของภาครัฐและเอกชน

1.5.3 เพื่อเป็นแนวทางในการศึกษาค้นคว้า วิจัยในกรณีอื่น ๆ

1.6 นิยามคำศัพท์เฉพาะ

การประกันชีวิต คือ วิธีการที่บุคคลกลุ่มหนึ่งร่วมกันเฉลี่ยภัยอันเนื่องจากการตาย การสูญเสีย อวัยวะ ทูพพลภาพ และการสูญเสียรายได้ในยามชรา โดยที่เมื่อบุคคลใดต้องประสบภัยเหล่านั้น ก็ได้รับเงินเฉลี่ยช่วยเหลือเพื่อบรรเทาความเดือดร้อนแก่ตนเองและครอบครัว โดยบริษัทประกันชีวิตจะทำหน้าที่เป็นแกนกลางในการนำเงินก้อนดังกล่าวไปจ่ายให้แก่ผู้ได้รับภัย (คปภ., 2561)

ประกันชีวิตประเภทสามัญ คือ เป็นการประกันชีวิตที่มีจำนวนเงินเอาประกันภัยค่อนข้างสูง ตั้งแต่ 50,000 บาทขึ้นไป เหมาะสำหรับผู้มีรายได้ปานกลางขึ้นไป ในการพิจารณารับประกันชีวิต อาจจะมีการตรวจสอบสุขภาพหรือไม่ตรวจสอบสุขภาพ ขึ้นอยู่กับดุลยพินิจของบริษัท และมีการชำระเบี้ยประกันภัยเป็นรายปี, ราย 6 เดือน, ราย 3 เดือน หรือรายเดือน (คปภ., 2561)

เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ (First year premium) คือ จำนวนเงินที่ผู้เอาประกันชีวิตต้องจ่ายให้กับบริษัทประกันชีวิตในปีแรกเพื่อซื้อความคุ้มครองที่จะได้รับจากการประกันชีวิต (AIA Group Limited, 2561)

พันธบัตรรัฐบาล คือ หน่วยการลงทุนตราสารหนี้ ประเภทหนึ่ง ส่วนมากมักเป็นตราสารหนี้ระยะยาว ออกโดยกระทรวงการคลังและบริหารจัดการโดยธนาคารแห่งประเทศไทย (อัจฉรา โยมสินธุ์, 2555)

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะแบ่งเนื้อหาออกเป็น 2 ส่วน คือ

1. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อนุกรมเวลา
2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method: HWS)

วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์เป็น วิธีที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม (Trend) และอิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal) โดยมีค่าปรับน้ำหนัก 3 ค่า คือ α , γ และ δ ที่เหมาะสมที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 สำหรับแนวโน้ม ความชัน และอิทธิพลของฤดูกาลตามลำดับ (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2549)

2.1.1 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบบวก

มีตัวแบบแสดงดังสมการที่ (1) และมีตัวแบบพยากรณ์ p ช่วงเวลาล่วงหน้าที่เวลา t แสดงดังสมการที่ (2)

$$Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) + S_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\hat{Y}_{t+p}(t) = \hat{T}_{t+p}(t) + \hat{S}_{t+p}(t) \quad ; p=1,2,\dots \quad (2)$$

ซึ่ง $\hat{T}_{t+p}(t)$ เป็นแนวโน้มที่เวลา $t+p$ เมื่อใช้ค่าสังเกต t ค่า มีค่าเท่ากับ $\hat{T}_t(t) + p\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_{t+p}(t)$ มีค่าเท่ากับ $\hat{S}_i(t)$ เมื่อ $t+p$ เป็นช่วงเวลาในฤดูกาลที่ i และใช้ค่าสังเกต t ค่า จะเขียนได้ดังสมการที่ (3)

$$\hat{Y}_{t+p}(t) = (\hat{T}_t(t) + p\hat{\beta}_1(t)) + \hat{S}_i(t) \quad (3)$$

ค่า $\hat{T}_t(t)$ $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_i(t)$ หาได้จากสมการที่ (4) (5) และ (6) ตามลำดับ

$$\hat{T}_t(t) = \hat{T}_t(t-1) + \alpha e_t \quad (4)$$

$$\hat{\beta}_1(t) = \hat{\beta}_1(t-1) + \alpha \gamma e_t \quad (5)$$

$$\hat{S}_i(t) = \begin{cases} \hat{S}_i(t-1) + \delta(1-\alpha)e_t & \text{ถ้า } t \text{ อยู่ในฤดูที่ } i \\ \hat{S}_i(t-1) & \text{ถ้า } t \text{ ไม่อยู่ในฤดูที่ } i \end{cases} \quad (6)$$

เมื่อ $\hat{T}_t(t)$ คือ แนวโน้ม ณ เวลา t เมื่อคำนวณจากค่าสังเกต t ค่า

- $\hat{\beta}_1(t)$ คือ ความชัน ณ เวลา t เมื่อคำนวณจากค่าสังเกต t ค่า
 $\hat{S}_i(t)$ คือ อิทธิพลของฤดูกาลที่ i เมื่อคำนวณจากค่าสังเกต t ค่า
 α คือ ค่าปรับน้ำหนักสำหรับแนวโน้ม อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1
 γ คือ ค่าปรับน้ำหนักสำหรับความชัน อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1
 δ คือ ค่าปรับน้ำหนักสำหรับอิทธิพลของฤดูกาล อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

2.1.2 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบคูณ

มีตัวแบบแสดงดังสมการที่ (7) และมีตัวแบบพยากรณ์ p ช่วงเวลาล่วงหน้าที่เวลา t แสดงดังสมการที่ (8)

$$Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) S_t \varepsilon_t \quad (7)$$

$$\hat{Y}_{t+p}(t) = \hat{T}_{t+p}(t) \hat{S}_{t+p}(t) \quad ; p=1,2,\dots \quad (8)$$

ซึ่ง $\hat{T}_{t+p}(t)$ เป็นแนวโน้มที่เวลา $t+p$ เมื่อใช้ค่าสังเกต t ค่า มีค่าเท่ากับ $\hat{T}_t(t) + p\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_{t+p}(t)$ มีค่าเท่ากับ $\hat{S}_i(t)$ เมื่อ $t+p$ เป็นเวลาในฤดูกาลที่ i และใช้ค่าสังเกต t ค่า จะเขียนได้ดังสมการที่ (9)

$$\hat{Y}_{t+p}(t) = (\hat{T}_t(t) + p\hat{\beta}_1(t)) \hat{S}_i(t) \quad (9)$$

ค่า $\hat{T}_t(t)$ $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_i(t)$ หาได้จากสมการที่ (10) (11) และ (12) ตามลำดับ

$$\hat{T}_t(t) = \hat{T}_t(t-1) + \frac{\alpha e_t}{\hat{S}_t(t-1)} \quad (10)$$

$$\hat{\beta}_1(t) = \hat{\beta}_1(t-1) + \frac{\alpha \gamma e_t}{\hat{S}_t(t-1)} \quad (11)$$

$$\hat{S}_i(t) = \begin{cases} \hat{S}_i(t-1) + \frac{\delta(1-\alpha)e_t}{\hat{T}_t(t)} & \text{ถ้า } t \text{ อยู่ในฤดูกาลที่ } i \\ \hat{S}_i(t-1) & \text{ถ้า } t \text{ ไม่อยู่ในฤดูกาลที่ } i \end{cases} \quad (12)$$

- เมื่อ
- $\hat{T}_t(t)$ คือ แนวโน้ม ณ เวลา t เมื่อคำนวณจากค่าสังเกต t ค่า
 $\hat{\beta}_1(t)$ คือ ความชัน ณ เวลา t เมื่อคำนวณจากค่าสังเกต t ค่า
 $\hat{S}_i(t)$ คือ อิทธิพลของฤดูกาลที่ i เมื่อคำนวณจากค่าสังเกต t ค่า
 α คือ ค่าปรับน้ำหนักสำหรับแนวโน้ม อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1
 γ คือ ค่าปรับน้ำหนักสำหรับความชัน อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1
 δ คือ ค่าปรับน้ำหนักสำหรับอิทธิพลของฤดูกาล อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

การสร้างสมการพยากรณ์ต้องทำการกำหนดค่าเริ่มต้นของ ค่า $\hat{T}_t(t)$, $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_t(t)$ และกำหนดค่าปรับให้เรียบ α , γ และ δ ที่เหมาะสมที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด

2.2 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method)

วิธี Box และ Jenkins เป็นวิธีการพยากรณ์ค่าอนาคตที่พัฒนาโดยนักสถิติผู้มีชื่อเสียงสองท่าน คือ Geroge E.P. Box และ Gwilym M. Jenkins โดยได้เสนอไว้ในหนังสือชื่อ Time Series Analysis : Forecasting and Control ที่เริ่มพิมพ์จำหน่ายในปี ค.ศ. 1970 ซึ่งได้รับความนิยมมาจนถึงปัจจุบัน โดยกำหนดตัวแบบ ARIMA ที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา จะได้จากการพิจารณาว่าอนุกรมเวลาที่มีค่าวัดลักษณะบางค่าได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation Function : ACF) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function : PACF) (Box,G.E.P.,Jenkins G.M., Reinsel G.C.,1994)

อนุกรมเวลาที่นำมาวิเคราะห์ด้วยวิธี Box และ Jenkins แบ่งออกได้เป็น 2 ประเภทดังนี้

1. อนุกรมเวลาที่เป็นสเตชันนารี (Stationary series) เป็นอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ ที่มีค่าเฉลี่ย $E(Y_t)$ และค่าความแปรปรวน $V(Y_t)$ มีค่าคงที่สำหรับแต่ละเวลา t นอกจากนั้นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองที่ lag k ขึ้นอยู่กับค่า k อย่างเดียว

2. อนุกรมเวลาที่ไม่เป็นสเตชันนารี (Nonstationary series) เป็นอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ ที่มีค่าเฉลี่ย $E(Y_t)$ และค่าความแปรปรวน $V(Y_t)$ หรืออย่างใดอย่างหนึ่งมีค่าไม่คงที่ หรือค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองที่ lag k ไม่ขึ้นอยู่กับค่า k อย่างเดียว แต่ขึ้นอยู่กับเวลา t ด้วย อนุกรมเวลาที่ไม่มีความสมบัติเป็นสเตชันนารีจะหาตัวแบบ ARIMA ไม่ได้ การแปลงอนุกรมเวลาเดิมให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่เป็นสเตชันนารีจะทำได้ด้วยวิธีการต่างๆ ดังนี้

1) หาผลต่าง (Regular Differencing) ของอนุกรมเวลา นั่นคือ ถ้าอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ มีแนวโน้ม จะต้องแปลงให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีแนวโน้ม $\{Z_t\}$ โดย $Z_t = \nabla^d Y_t$ และ d เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่าง

2) หาผลต่างฤดูกาล (Seasonal Differencing) ของอนุกรมเวลา ถ้าอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง จะแปลงอนุกรมเวลาเดิม $\{Y_t\}$ ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีฤดูกาล $\{Z_t\}$ โดย $Z_t = \nabla_L^D Y_t$ และ D เป็นจำนวนครั้งของการหาผลต่างฤดูกาล L เป็นจำนวนฤดูกาลต่อปี

3) หาผลต่างและหาผลต่างฤดูกาล กรณีอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ มีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล จะแปลงอนุกรมเวลาเดิม $\{Y_t\}$ ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีแนวโน้มและฤดูกาล $\{Z_t\}$ โดย $Z_t = \nabla^d \nabla_L^D Y_t$

4) การหาลอการิทึมของค่าสังเกตในอนุกรมเวลา นั่นคือแปลงอนุกรมเวลาเดิม $\{Y_t\}$ ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ $\{Z_t\}$ ซึ่ง $Z_t = \log(Y_t)$ การแปลงนี้จะทำเมื่อความผันแปรของอนุกรมเวลาไม่คงที่ นั่นคือ $V(Y_t)$ ไม่คงที่สำหรับค่า t ต่างๆ

2.2.1 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation Function : ACF) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function : PACF)

กำหนดตัวแบบ ARIMA ให้กับอนุกรมเวลาจะทำได้โดยการเปรียบเทียบคอเรลโรแกรมของ r_k และ r_{kk} จากอนุกรมเวลากับคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบ ดังนั้นจะต้องมีการคำนวณหา ค่า r_k และ r_{kk} สำหรับ k หลายๆค่า สำหรับอนุกรมเวลาฤดูกาลควรรหาค่า r_k และ r_{kk} สำหรับ k ที่เป็นจำนวนฤดูกาลต่อปีหลายๆค่า r_k เป็นค่าประมาณของ ρ_k ซึ่งจะคำนวณได้จากสมการที่ (13) และความแปรปรวนของ r_k คำนวณจากสมการที่ (14)

$$r_k = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum (Y_t - \bar{Y})^2} \quad \text{สำหรับ } k = 1, 2, \dots \quad (13)$$

และ
$$V(r_k) = \frac{1}{n} \left(1 + 2 \sum_{j=1}^{k-1} r_j^2 \right) \quad \text{สำหรับ } k = 1, 2, \dots \quad (14)$$

โดยที่	r_k	คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองของตัวอย่าง ที่ lag k
	ρ_k	คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองของประชากร ที่ lag k
	r_{kk}	คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วนของตัวอย่าง ที่ lag k
	ρ_{kk}	คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วนของประชากร ที่ lag k
	Y_t	คือ ข้อมูลหรือค่าสังเกต ณ เวลา t
	n	คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด
	\bar{Y}	คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล

ความหมายของ r_k จะเป็นทำนองเดียวกับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ นั่นคือ เป็นค่าวัดสหสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตในอนุกรมเวลาที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา หรือค่าวัดสหสัมพันธ์ระหว่าง Y_t และ Y_{t-k}

1) r_k มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 เมื่อขนาดของ r_k ที่วัดด้วย $|r_k|$ มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลามีสหสัมพันธ์กันสูง เมื่อ $|r_k|$ มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่ามีสหสัมพันธ์กันต่ำ ถ้า r_k มีค่าน้อยกว่า 0 แสดงว่ามีสหสัมพันธ์กันในทางตรงกันข้าม และถ้า r_k มีค่ามากกว่า 0 แสดงว่ามีสหสัมพันธ์กันในทางตามกัน

2) $r_k = r_{-k}$ นั่นคือการวัดสหสัมพันธ์ระหว่าง Y_t และ Y_{t-k} หรือระหว่าง Y_t และ Y_{t+k} ซึ่งต่างก็เป็นค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ค่า

r_{kk} เป็นค่าประมาณของ ρ_{kk} ซึ่งจะคำนวณได้จากสมการที่ (15) และความแปรปรวนของ r_{kk} คำนวณจากสมการที่ (16)

$$r_{kk} = \begin{cases} r_1 & , k = 1 \\ \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_j} & , k = 2, 3, \dots \end{cases} \quad (15)$$

$$\text{โดยที่} \quad r_{kj} = r_{k-1,j} - r_{kk} r_{k-1,j} r_{k-j} \quad , j = 1, 2, \dots, k-1$$

$$\text{และ} \quad V(r_{kk}) = \frac{1}{n} \quad \text{สำหรับ } k = 1, 2, \dots \quad (16)$$

r_k เป็นค่าวัดลักษณะของตัวอย่างที่เป็นค่าประมาณของค่าวัดลักษณะของประชากร ρ_k ซึ่ง r_k มีการแจกแจงใกล้เคียงกับการแจกแจงปกติที่มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และค่าความแปรปรวน $\sigma_{r_k}^2$ โดยจะประมาณ $\sigma_{r_k}^2$ ด้วย $S_{r_k}^2$ ซึ่ง $S_{r_k}^2$ มีค่าใกล้เคียงกับ $\frac{1}{n}$ การทราบลักษณะการแจกแจงของ r_k จะทำให้สามารถทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับ ρ_k ได้นั้นคือการทดสอบ $H_0 : \rho_k = 0$ กับ $H_1 : \rho_k \neq 0$ ซึ่งใช้ตัวทดสอบสถิติ $Z = \frac{r_k}{S_{r_k}} = \frac{r_k}{\sqrt{\frac{1}{n}}} = \sqrt{nr_k}$ ที่มีช่วงวิกฤติ $|Z| \geq Z_{\alpha/2}$ ที่ระดับนัยสำคัญ α ในทำนอง

เดียวกันอาจจะใช้ตัวทดสอบสถิติ r_k จะปฏิเสธ H_0 เมื่อ $|r_k| \geq Z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{1}{n}}$

r_{kk} เป็นค่าวัดลักษณะของตัวอย่างที่เป็นค่าประมาณของค่าวัดลักษณะของประชากร ρ_{kk} ซึ่ง r_{kk} มีการแจกแจงใกล้เคียงกับการแจกแจงปกติที่มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และค่าความแปรปรวน $\sigma_{r_{kk}}^2$ ซึ่งประมาณ $\sigma_{r_{kk}}^2$ ด้วย $S_{r_{kk}}^2$ ที่ $S_{r_{kk}}^2 = \frac{1}{n}$ การทราบลักษณะการแจกแจงของ r_{kk} จะทำให้สามารถทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับ ρ_{kk} ดังนั้นการทดสอบสมมติฐานว่า r_{kk} มาจาก ρ_{kk} ที่เป็น 0 หรือไม่ จะเป็นทำนองเดียวกันกับการทดสอบว่า ρ_k เป็น 0 หรือไม่ จะทดสอบด้วยสมมติฐาน $H_0 : \rho_{kk} = 0$ กับ $H_1 : \rho_{kk} \neq 0$ จะใช้ตัวทดสอบสมมติฐาน คือ r_{kk} และจะปฏิเสธ H_0 เมื่อ $|r_{kk}| \geq Z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{1}{n}}$

การกำหนดตัวแบบ ARIMA ให้กับอนุกรมเวลาจะได้มาจากการเปรียบเทียบค่า r_k และ r_{kk} ของอนุกรมเวลากับ ρ_k และ ρ_{kk} ของตัวแบบต่างๆ หรือเปรียบเทียบคอเรลโรแกรม ค่า r_k และ r_{kk} จะหาได้แต่อาจจะมีค่าเล็กน้อยจนกระทั่งสรุปได้ว่ามาจาก ρ_k และ ρ_{kk} ที่มีค่าเป็น 0

2.2.2 ขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ มี 4 ขั้นตอน คือ

1) การกำหนดตัวแบบ (Identification)

เป็นการกำหนดตัวแบบ $ARMA(p, q)$ ที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาโดยพิจารณาเปรียบเทียบค่า r_k และ r_{kk} ของอนุกรมเวลากับค่า ρ_k และ ρ_{kk} ของแต่ละตัวแบบ เนื่องจากต้องพิจารณา r_k, r_{kk}, ρ_k และ ρ_{kk} พร้อมกันหลายๆค่า จึงมักจะพิจารณาจากรูปที่เรียกว่าคอเรลโรแกรม

(Correlogram) ที่ได้จากการพล็อต r_k, r_{kk}, ρ_k และ ρ_{kk} กับ k ดังนั้นการพิจารณาเปรียบเทียบจะเป็นการเปรียบเทียบคอเรโลแกรมของ r_k กับ ρ_k และคอเรโลแกรมของ r_{kk} และ ρ_{kk} สำหรับแต่ละรูปแบบมีคอเรโลแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ต่างกัน อนุกรมเวลาที่จะนำมากำหนดตัวแบบจะต้องเป็นที่ เป็นสเตชันนารีเท่านั้น หากไม่เป็นสเตชันนารีจะต้องแปลงให้เป็นสเตชันนารีเสียก่อน

ตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์สำหรับอนุกรมเวลาที่เป็นสเตชันนารีเป็นดังต่อไปนี้

ก. ตัวแบบ $AR(p)$ ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (17)

$$Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (17)$$

โดยที่	Y_t	คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t
	θ_0	คือ ค่าคงที่
	ϕ_i	คือ ค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเอง ตัวที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, p$
	ε_t	คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่ง ε_t มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน
	p	คือ อันดับที่ของการถดถอยในตัวเอง

ข. ตัวแบบ $MA(q)$ ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (18)

$$Y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (18)$$

โดยที่	Y_t	คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t
	θ_0	คือ ค่าคงที่
	θ_i	คือ ค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ตัวที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, q$
	ε_t	คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่ง ε_t มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน
	q	คือ อันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

ค. ตัวแบบ $ARMA(p, q)$ ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (19)

$$Y_t = \theta_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (19)$$

โดยที่	Y_t	คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t
	θ_0	คือ ค่าคงที่

- ϕ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเอง ตัวที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, p$
 θ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ตัวที่ 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 อันดับที่ของการถดถอยในตัวเอง
 q คือ อันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

ง. ตัวแบบ $ARIMA(p, d, q)$ ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (20)

$$Z_t = \theta_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (20)$$

- โดยที่
- Y_t คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t ซึ่ง $Z_t = \nabla^d Y_t$
 θ_0 คือ ค่าคงที่
 ϕ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเอง ตัวที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, p$
 θ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ตัวที่ 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 อันดับที่ของการถดถอยในตัวเอง
 d คือ จำนวนครั้งของการหาผลต่างเพื่อให้อนุกรมเวลาเป็นสแตชันนารี
 q คือ อันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

จ. ตัวแบบ $SARIMA(P, D, Q)_L$ ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (21)

$$Z_t = \theta_0 + \Phi_{1L} Z_{t-L} + \dots + \Phi_{PL} Z_{t-PL} - \Theta_{1L} \varepsilon_{t-1L} - \dots - \Theta_{QL} \varepsilon_{t-QL} + \varepsilon_t \quad (21)$$

- โดยที่
- Y_t คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t ซึ่ง $Z_t = \nabla_L^D Y_t$
 θ_0 คือ ค่าคงที่
 Φ_{iL} คือ ค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเองในส่วนฤดูกาล ตัวที่ i
 โดยที่ $i = 1, 2, \dots, P$
 Θ_{iL} คือ ค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในส่วนฤดูกาล ตัวที่ 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 อันดับที่ของการถดถอยในตัวเองในส่วนฤดูกาล
 D คือ จำนวนครั้งของการหาผลต่างฤดูกาลเพื่อให้อนุกรมเวลาเป็นสเตชันนารี
 Q คือ อันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในส่วนฤดูกาล
 L คือ ช่วงของการเกิดฤดูกาล

ฉ. ตัวแบบ $ARIMA(p, d, q) \times SARIMA(P, D, Q)_L$ ซึ่งมีตัวแบบดังสมการที่ (22)

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^L)Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\Theta_Q(B^L)\varepsilon_t \quad (22)$$

เมื่อ

$$\begin{aligned} \phi_p(B) &= (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \\ \Phi_P(B^L) &= (1 - \Theta_{1L} B^L - \Theta_{2L} B^{2L} - \dots - \Theta_{PL} B^{PL}) \\ \theta_q(B) &= (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \\ \Theta_Q(B^L) &= (1 - \Theta_{1L} B^L - \Theta_{2L} B^{2L} - \dots - \Theta_{QL} B^{QL}) \end{aligned}$$

- โดยที่ Y_t คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t ซึ่ง $Z_t = (1 - B^L)^D (1 - B)^d Y_t$
 B คือ ค่า Backward shift operator
 θ_0 คือ ค่าคงที่
 ϕ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเอง ตัวที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, p$
 Φ_{iL} คือ ค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเองในส่วนฤดูกาล ตัวที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, P$
 θ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ตัวที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, q$
 Θ_{iL} คือ ค่าพารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในส่วนฤดูกาล ตัวที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, Q$
 ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ซึ่ง ε_t มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ σ_ε^2 และเป็นอิสระต่อกัน
 p คือ อันดับที่ของการถดถอยในตัวเอง
 P คือ อันดับที่ของการถดถอยในตัวเองในส่วนฤดูกาล
 d คือ จำนวนครั้งของการหาผลต่างเพื่อให้อนุกรมเวลาเป็นสเตชันนารี
 D คือ จำนวนครั้งของการหาผลต่างฤดูกาลเพื่อให้อนุกรมเวลาเป็นสเตชันนารี
 q คือ อันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่
 Q คือ อันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในส่วนฤดูกาล
 L คือ ช่วงของการเกิดฤดูกาล

กรณีที่อนุกรมเวลา $\{Y_t\}$ มีค่าเฉลี่ย \bar{Y} สูงเมื่อเทียบกับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน S_y ซึ่งจะทำให้ค่าของตัวทดสอบสถิติสำหรับการทดสอบสมมติฐาน $H_0 : \mu = 0$ กับ $H_1 : \mu \neq 0$ มีค่าสูงและทำให้ปฏิเสธ H_0 นั่นคือ μ จะมีค่าต่างจาก 0 เนื่องจากพารามิเตอร์ θ_0 ที่ปรากฏในทุกรูปแบบเขียนได้เป็นฟังก์ชันของ μ ดังนั้นถ้า μ มีค่าไม่เป็น 0 ค่า θ_0 ก็จะไม่เป็น 0 ด้วย แต่ถ้า μ มีค่าเป็น 0 ค่า θ_0 ก็จะเป็น 0 ด้วย ดังนั้นตัวแบบ $ARMA(p, q)$ ที่กำหนดจะมีพารามิเตอร์ θ_0 อยู่หรือไม่ จึงขึ้นอยู่กับค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของอนุกรมเวลา $\{Y_t\}$

2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Estimation)

เป็นขั้นตอนการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีอยู่ในตัวแบบอนุกรมเวลา ซึ่งมีวิธีการค่อนข้างซับซ้อน โดยวิธีการส่วนมากที่ใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ ได้แก่ วิธีการประมาณแบบง่าย (Simple) วิธีการกำลังสองน้อยที่สุด (Least square) และวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood) อย่างไรก็ตามวิธีหลังเป็นวิธีที่นิยมมากที่สุด สำหรับวิธีการประมาณแบบง่าย ค่าประมาณของพารามิเตอร์เป็นคำตอบที่ได้จากสมการแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง ρ_k กับพารามิเตอร์ในตัวแบบ สำหรับวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด ค่าประมาณของพารามิเตอร์จะเป็นค่าคงที่ ซึ่งทำให้ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (SSE) มีค่าต่ำที่สุด ส่วนวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด ค่าประมาณของพารามิเตอร์จะเป็นค่าที่ทำให้ฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็นมีค่าสูงสุด ซึ่งหาไม่ได้จากการแก้สมการ ดังนั้นในทางปฏิบัติจะใช้หลักการวิเคราะห์เชิงตัวเลข (Numerical analysis) และคอมพิวเตอร์ช่วยในการคำนวณ ซึ่งการประมาณจะเริ่มจากการกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับพารามิเตอร์ แล้วทำการคำนวณหลายๆรอบจนกว่าจะได้ค่าประมาณที่คงที่และให้ค่า SSE ที่ต่ำที่สุด ซึ่งจะนำค่าประมาณของพารามิเตอร์นี้ไปสร้างสมการพยากรณ์

3) การตรวจสอบรูปแบบ (Diagnostic Checking)

เมื่อกำหนดตัวแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบแล้ว ตัวแบบที่กำหนดอาจจะไม่ใช่รูปแบบที่เหมาะสม ทั้งนี้เนื่องจากคอเรลโรแกรมของ r_k และ r_{kk} ไม่เป็นไปตามลักษณะของคอเรลโรแกรมของ ρ_k และ ρ_{kk} ของรูปแบบใดแน่นอน ดังนั้นจะต้องทำการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบที่กำหนดในขั้นตอนแรกทุกครั้ง หากตรวจสอบแล้วพบว่าตัวแบบที่กำหนดนั้นมีความเหมาะสมก็จะนำตัวแบบดังกล่าวไปใช้ในการพยากรณ์ แต่หากตรวจสอบแล้วพบว่าตัวแบบที่กำหนดนั้นไม่เหมาะสม จะต้องกำหนดตัวแบบให้กับอนุกรมเวลานั้นๆ ใหม่ โดยวิธีการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบมีหลายวิธี วิธีการตรวจสอบส่วนใหญ่จะใช้ค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (e_t) ที่เป็นผลต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ มาเป็นหลักในการพิจารณา ในงานวิจัยนี้มีการพิจารณา 2 วิธี คือ

ก. พิจารณาว่าค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบมีค่าเป็น 0 หรือไม่ นั่นคือเมื่อ $\theta, \hat{\theta}$ และ $S_{\hat{\theta}}$ เป็นพารามิเตอร์ ค่าประมาณ และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของค่าประมาณ $\hat{\theta}$ ตามลำดับ การทดสอบสมมติฐาน

$$H_0 : \theta = 0$$

$$H_1 : \theta \neq 0$$

จะใช้ตัวทดสอบสถิติ $Z = \hat{\theta} / S_{\hat{\theta}}$ การปฏิเสธ H_0 เมื่อ $|Z| \geq Z_{\alpha/2}$ ที่ระดับนัยสำคัญ α

ข. พิจารณาว่า $\rho_k(e_t) = 0$ สำหรับ $k = 1, 2, \dots, m$ หรือไม่ นั่นคือพิจารณาว่า ค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่อยู่ห่างกัน $1, 2, \dots, m$ ช่วงเวลาเป็นอิสระกันหรือไม่ จะกำหนดสมมติฐานเป็น

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

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

ตัวสถิติที่ใช้ในการทดสอบสมมติฐาน คือ Box และ Ljung มีสูตรการคำนวณดังสมการที่ (23)

$$Q_m = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2(e_t)}{(n-k)} \quad (23)$$

โดยที่ n คือ ขนาดของอนุกรมเวลา $\{e_t\}$

m คือ ช่วงเวลาห่างสูงสุดของ e_t ในอนุกรมเวลา $\{e_t\}$ ที่นำมาพิจารณา

a คือ จำนวนพารามิเตอร์ทั้งหมดในตัวแบบ ซึ่งรวมทั้ง θ_0 ด้วย

มีช่วงวิกฤติ $Q_m \geq \chi_{a, m-a}^2$ การปฏิเสธ H_0 สรุปได้ว่ามี $\rho_k(e_t)$ อย่างน้อยหนึ่งค่าไม่เท่ากับ 0 สำหรับ $k = 1, 2, \dots, m$ นั่นคือ มีสหสัมพันธ์ในตัวเองระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่อยู่ห่างกัน k ค่าไม่เป็นอิสระต่อกัน หรือสรุปได้ว่ารูปแบบที่กำหนดให้กับอนุกรมเวลายังไม่เหมาะสม

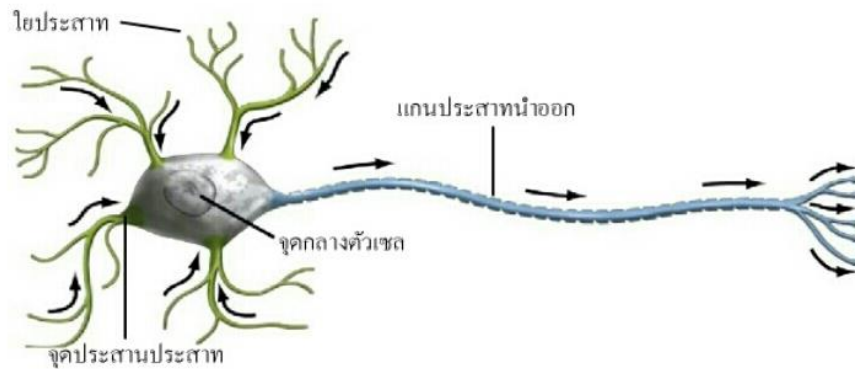
4) การพยากรณ์ (Forecasting)

เมื่อได้ตัวแบบที่ทำการทดสอบแล้วว่าเหมาะสม ก็จะใช้ตัวแบบนั้นเพื่อการพยากรณ์ค่าในอนาคต ซึ่งในงานวิจัยนี้จะทำการพยากรณ์แบบจุด (Point Forecast)

2.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

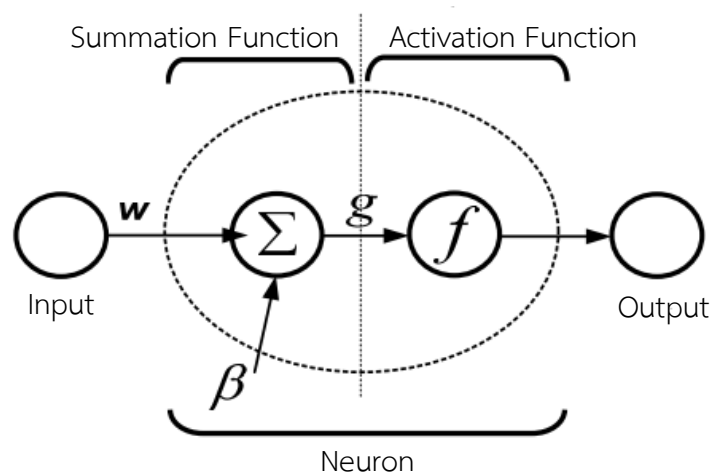
โครงข่ายประสาทเทียมได้รับแรงบันดาลใจจากการที่จะพยายามจำลองระบบประสาททางชีวภาพของมนุษย์ ดังรูปที่ 2.1 โครงข่ายประสาทมนุษย์โดยส่วนใหญ่จะประกอบด้วยเซลล์ประสาทหลักที่เรียกว่านิวรอน (Neurons) การเชื่อมโยงของเซลล์ประสาทผ่านทางเส้นใยที่เรียกว่าแอกซอน (axons) ถูกใช้สำหรับส่งกระแสประสาทจากเซลล์หนึ่งไปยังอีกเซลล์ประสาทหนึ่ง เมื่อใดก็ตามที่เซลล์

ประสาทถูกกระตุ้น เซลล์ประสาทจะเชื่อมต่อกับแอกซอนของเซลล์ประสาทอื่นๆผ่านทางเดนไดรต์ (dendrites) จุดเชื่อมต่อระหว่างเดนไดรต์และแอกซอนเรียกว่าไซแนปส์ (Synapse) นักประสาทวิทยาได้ค้นพบว่า สมองมนุษย์เรียนรู้โดยการเปลี่ยนแปลงความแข็งแรงของไซแนปส์ที่ใช้สำหรับการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท เมื่อกระตุ้นซ้ำโดยใช้แรงกระตุ้นเดียวกัน (Fausett, L,1994)



รูปที่ 2.1 โครงข่ายประสาทมนุษย์ (พยุ่ง, 2555)

โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณลักษณะคล้ายกับการส่งผ่านสัญญาณในสมองมนุษย์ คือ มีความสามารถในการรวบรวมความรู้ (knowledge) โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ (learning process) และความรู้เหล่านี้จะเก็บอยู่ในโครงข่ายในรูปแบบค่าน้ำหนัก (weight) ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนค่าได้ เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ๆ เข้าไปค่าน้ำหนักทำหน้าที่เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะอย่างของมนุษย์ การประมวลผลต่างๆ เกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อย เรียกว่า โหนด (node) ซึ่งโหนดเป็นการจำลองลักษณะการทำงานมาจากเซลล์ การส่งสัญญาณ (signal) ระหว่างโหนดที่เชื่อมต่อกัน (connection) จำลองมาจากการเชื่อมต่อของเดนไดรต์และแอกซอนในระบบประสาทของมนุษย์ ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออกที่เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ซึ่งทำหน้าที่เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานในเซลล์ ดังรูปที่ 2.2 (ธนาวุฒิ ประกอบผล,2552)



รูปที่ 2.2 องค์ประกอบของนิวรอน (Neuron) (Hagan et al., 1996)

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ดังนี้

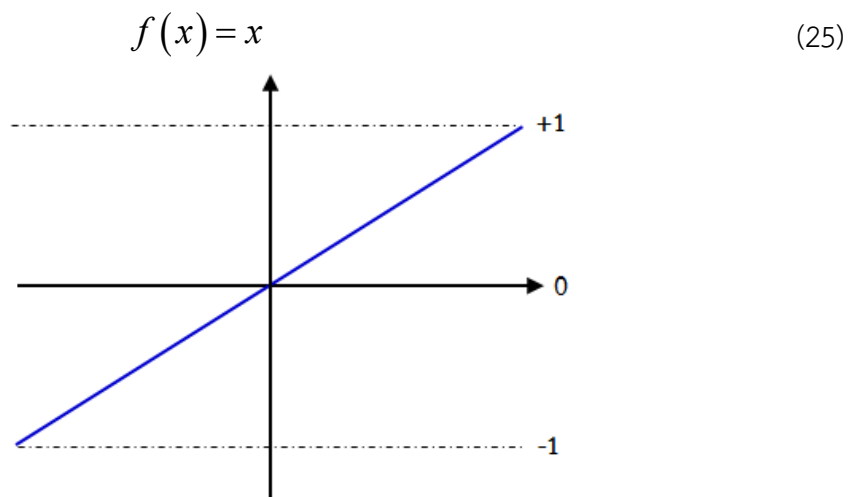
- 1) ข้อมูลอินพุต (input) คือ ข้อมูลที่เป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ ต้องแปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้
- 2) ข้อมูลเอาต์พุต (output) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง (actual output) จากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
- 3) ค่าน้ำหนัก (weight) คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า ค่าความรู้ (knowledge) ค่านี้จะถูกเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่นๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน
- 4) ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function) ทำหน้าที่ในการคำนวณผลรวมของข้อมูลที่ได้จากชั้นอินพุต (input layer) ซึ่งคำนวณได้ดังสมการที่ (25)

$$g = \sum_{i=1}^Z x_i w_i + \beta \quad (24)$$

- กำหนดให้
- x_i คือ ค่าข้อมูลนำเข้าตัวที่ i
 - w_i คือ ค่าน้ำหนักของข้อมูลนำเข้าตัวที่ i
 - g คือ ผลลัพธ์จากฟังก์ชันผลรวม
 - Z คือ จำนวนนิวรอนของข้อมูลเข้า
 - β คือ ค่าความเอนเอียง (Bias)

5) ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ทำหน้าที่ปรับค่าของข้อมูลที่ได้จากฟังก์ชันผลรวมให้อยู่ในช่วงที่ต้องการ ฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยม ได้แก่ ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent Function) เป็นต้น (ธนาวุฒิ ประกอบผล, 2552)

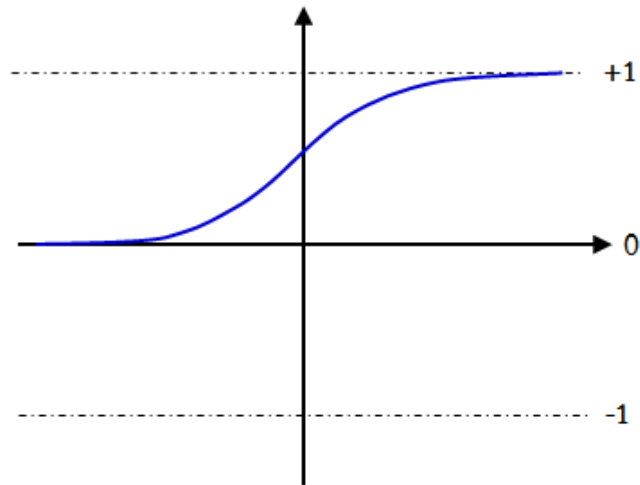
ก. ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเชิงเส้น สามารถเรียนรู้เพียงความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต ดังนั้นจึงไม่สามารถหาคำตอบได้สำหรับบางกรณี อย่างไรก็ตาม ถ้าคำตอบที่ได้ไม่ใช่คำตอบที่ดีที่สุด ฟังก์ชันเชิงเส้นจะหาค่าต่ำสุดของผลรวมค่าผิดพลาดกำลังสอง แต่ถ้าอัตราการเรียนรู้ (η) มีค่าน้อย โครงข่ายประสาทเทียมจะหาคำตอบที่ใกล้เคียงเท่าที่จะเป็นไปได้ ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเชิงเส้น ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ดังสมการที่ (26) และแสดงได้ดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเชิงเส้น

ข. ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์ จะบีบช่วงชั้นอินพุตที่ไม่จำกัดให้เป็นช่วงของชั้นเอาต์พุตที่จำกัดโดยที่ช่วงของชั้นเอาต์พุตจะอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์จะแสดงลักษณะของข้อเท็จจริงที่มีความชันเข้าใกล้ศูนย์เมื่อชั้นอินพุตมีจำนวนมาก มีขั้นตอนวิธีการฝึกฝนแบบแพร่ย้อนกลับ วัตถุประสงค์เพื่อลดผลกระทบที่ส่งผลต่อขนาดของอนุพันธ์ไม่ให้มีผลกระทบต่อค่าน้ำหนักปัจจุบัน โดยขนาดของการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักถูกกำหนดโดยค่าปัจจุบันที่แยกออกมา ค่าปัจจุบันสำหรับค่าน้ำหนักและความโน้มเอียงแต่ละค่าจะเพิ่มขึ้นเมื่ออนุพันธ์ของฟังก์ชันสัมพันธ์กับค่าน้ำหนักที่มีเครื่องหมายเดียวกันสำหรับการกระทำซ้ำรอบสอง และค่าปัจจุบันจะลดลงเมื่ออนุพันธ์ที่สัมพันธ์กับน้ำหนักเปลี่ยนแปลงเครื่องหมายจากการกระทำซ้ำรอบก่อน ถ้าอนุพันธ์เท่ากับศูนย์แสดงว่าค่าปัจจุบันยังคงเดิม ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ดังสมการที่ (27) และแสดงได้ดังรูปที่ 2.4

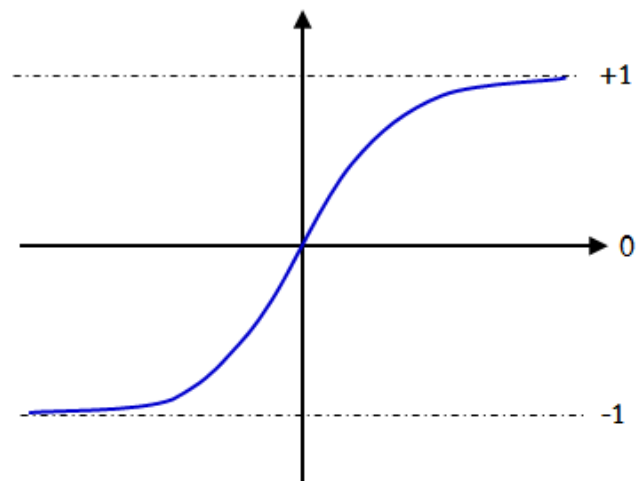
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (26)$$



รูปที่ 2.4 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์

ค. ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (hyperbolic tangent function)
 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ มีลักษณะเช่นเดียวกับฟังก์ชันการกระตุ้นแบบซิกมอยด์ แต่ต่างกันเพียงช่วงของชั้นเอาต์พุตจะอยู่ในช่วง -1 ถึง $+1$ ฟังก์ชันการกระตุ้นแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์สมการที่ (28) และแสดงได้ดังรูปที่ 2.5

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^x} \quad (27)$$

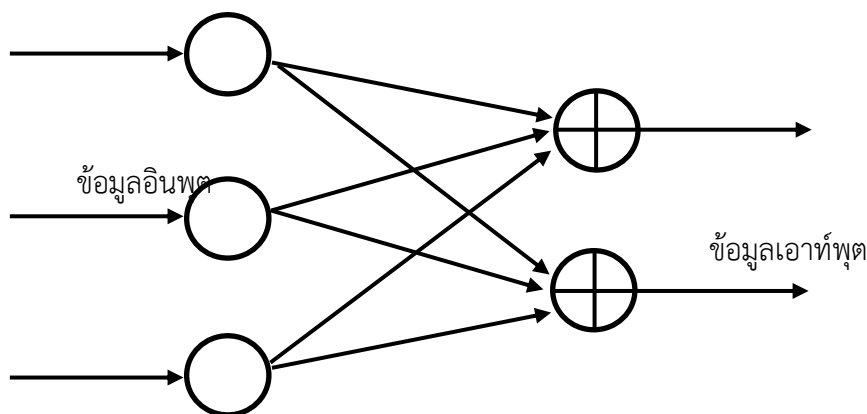


รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์

2.3.1 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Architecture)

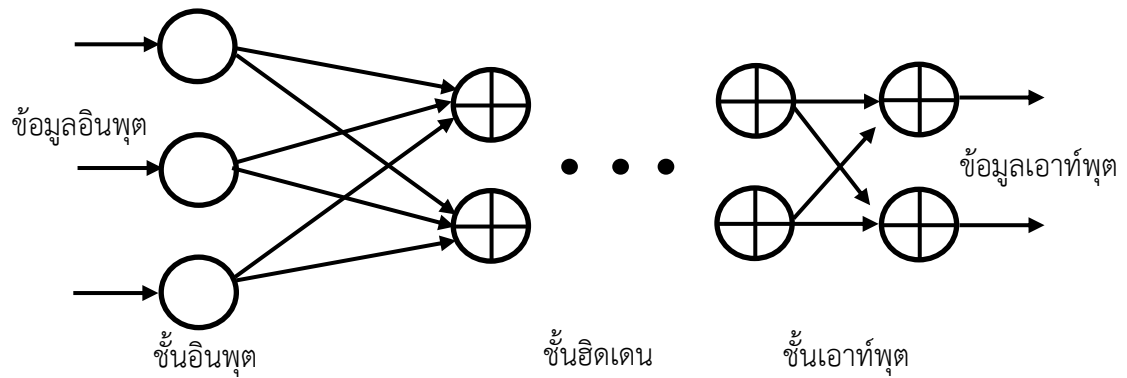
โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียมหรือโหนดจำนวนมากที่เชื่อมต่อกัน ซึ่งการเชื่อมต่อจะแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อยเรียกว่า ชั้น (Layer) ในชั้นแรกจะเป็นชั้นนำข้อมูลเข้าเรียกว่าชั้นอินพุต (Input Layer) ส่วนชั้นสุดท้ายเรียกว่าชั้นเอาต์พุต (Output Layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นฮิดเดน (Hidden Layer) ซึ่งชั้นฮิดเดนจะมีมากกว่า 1 ชั้นก็ได้ จึงสามารถแบ่งประเภทโครงข่ายประสาทเทียมตามจำนวนชั้นของโครงข่ายแบบกว้างๆได้ 2 แบบคือ โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single Layer) และโครงข่ายแบบหลายชั้น (Multi - Layer) การนับชั้นของโครงข่ายจะนับเฉพาะชั้นที่มีการประมวลผลเท่านั้น หรืออาจกล่าวได้ว่าจำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม คือ จำนวนชั้นฮิดเดนรวมกับจำนวนชั้นเอาต์พุต

1) โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single Layer) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเพียงชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตเท่านั้น โหนดในชั้นรับข้อมูลอินพุตทำหน้าที่รับข้อมูลเข้า (Input data) แล้ว ส่งข้อมูลผ่านเส้นเชื่อมโยงต่าง ๆ ไปให้โหนดในชั้นเอาต์พุต ความเข้มของสัญญาณ หรือปริมาณข้อมูลที่นำเข้าสู่โหนดในชั้นเอาต์พุตจะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมโยง โหนดในชั้นอินพุตจะนำข้อมูลที่ได้รับมาคำนวณโดยใช้ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ที่เหมาะสมกับปัญหา แล้วส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นชั้นเอาต์พุต (Output data) ลักษณะโครงข่ายแบบชั้นเดียวแสดงดังรูปที่ 2.6 (ธนาวุฒิ ประกอบผล,2552)



รูปที่ 2.6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

2) โครงข่ายแบบหลายชั้น (Multi-Layer) เป็นโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป โครงข่ายแบบหลายชั้นจะใช้ในกรณีที่มีปัญหาที่มีความซับซ้อน ซึ่งโครงข่ายแบบชั้นเดียวไม่สามารถแก้ปัญหาได้ จึงเพิ่มจำนวนโหนดที่มีการคำนวณ หรือชั้นซ่อนให้กับโครงข่าย ลักษณะโครงข่ายแบบหลายชั้นแสดงดังรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

2.3.2 ประเภทของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม(ธนาวุฒิ ประกอบผล,2552)

1) การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ข้อมูลจะประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่ต้องการสอนและผลลัพธ์ที่ต้องการให้โครงข่ายสร้าง เมื่อมีการนำข้อมูลในลักษณะเดียวกันมาเป็นชั้นอินพุต โครงข่ายจะกำหนดค่าผลลัพธ์ที่เป็นเป้าหมายให้กับชั้นอินพุตแต่ละตัว โครงข่ายจะนำค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ที่ได้ มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อให้ค่าผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุด ถ้าหากเปรียบเทียบกับมนุษย์จะเหมือนกับการสอนนักเรียน โดยมีครูผู้สอนคอยให้คำแนะนำ ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ การแพร่ย้อนกลับ (back propagation) และเพอร์เซพตรอน (perceptron) เป็นต้น

2) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) การเรียนรู้แบบนี้จะสอนโครงข่ายโดยการนำข้อมูลชั้นอินพุตเข้าอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว ไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับชั้นอินพุตแต่ละตัว การปรับน้ำหนักจะใช้ข้อมูลที่นำมาสอนเป็นตัวปรับค่า โดยค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ชั้นอินพุตที่มีรูปแบบคล้ายคลึงกัน ถ้าหากเปรียบเทียบกับมนุษย์จะเหมือนกับการที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ ตามลักษณะรูปร่างของมันได้ด้วยตนเอง ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ Counter propagation และโครงข่ายประสาทโดยใช้เทคนิควิธีทฤษฎีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวได้ (Adaptive Resonance Theory neural networks: ART) เป็นต้น

2.3.3 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมตามกระบวนการทำงานที่ได้รับความนิยมมี 2 ลักษณะ คือ

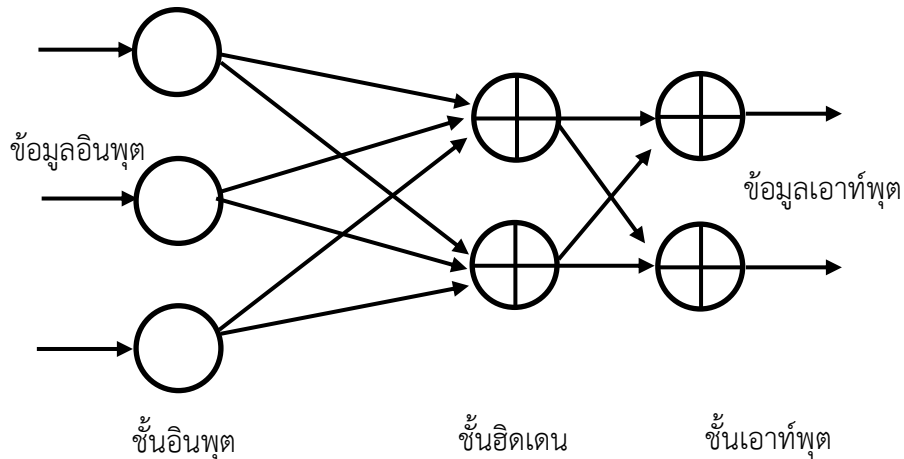
1) โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า (Feed Forward Neural Networks) แสดงดังรูปที่ 2.8 ซึ่งมีลักษณะสำคัญ ดังนี้

ก. เป็นโครงข่ายหลายชั้น (Multi-Layer)

ข. ทิศทางการไหลของข้อมูลไปทางเดียวกันโดยส่งสัญญาณไปข้างหน้า

ค. ในชั้นอินพุตจะไม่มีการประมวลผลและไม่มีการแปลงค่าเกิดขึ้น เนื่องจากแต่ละโหนดจะใช้ค่าของข้อมูลรับเข้าเป็นค่าของตนเอง

ง. ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นฮิดเดนแต่ละชั้นสามารถเลือกใช้ฟังก์ชันที่แตกต่างกันได้ แต่ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นเดียวกันจำเป็นต้องเป็นชนิดเดียวกัน



รูปที่ 2.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า (Feed Forward Neural Networks)

2) โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation Neural Networks) แสดงดังรูปที่ 2.9 ซึ่งมีลักษณะสำคัญ ดังนี้

ก. เป็นโครงข่ายหลายชั้น (Multi-Layer)

ข. ทิศทางการไหลของข้อมูลมีการส่งสัญญาณไปข้างหน้าและย้อนกลับ

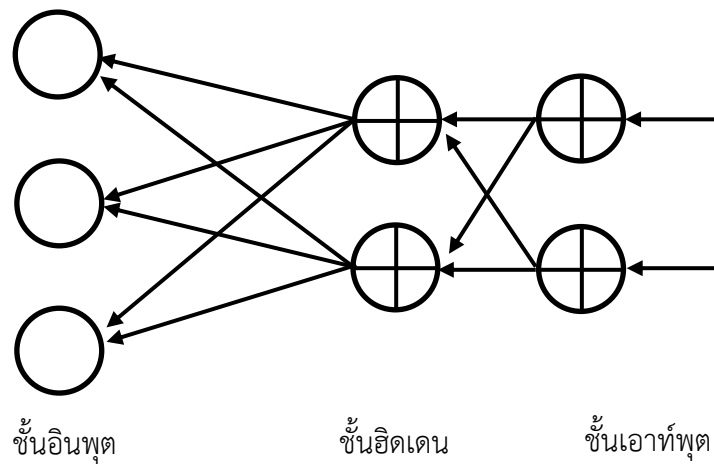
ค. ผลลัพธ์ที่ได้จากชั้นฮิดเดนสามารถเป็นข้อมูลนำเข้าของชั้นฮิดเดนเดียวกันได้

ง. ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นฮิดเดนแต่ละชั้นสามารถเลือกใช้ฟังก์ชันที่แตกต่างกันได้ แต่ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นเดียวกันจำเป็นต้องเป็นชนิดเดียวกัน

จ. ชั้นเอาต์พุตจะมีการคำนวณค่าคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์กับค่าเป้าหมาย โดยใช้สมการที่ (28) (อัดพล คุณเลิศ และพุทธชาติ ศิริแสงตระกูล, 2557) จากนั้นจะส่งค่าคลาดเคลื่อนนั้นย้อนกลับจากโหนดในชั้นเอาต์พุตมายังชั้นฮิดเดนสุดท้ายเพื่อปรับปรุ้ค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างโหนด ในทำนองเดียวกันค่าคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในชั้นฮิดเดนสุดท้ายจะนำมาใช้ปรับปรุ้ค่าน้ำหนักระหว่างชั้นฮิดเดนสุดท้ายกับชั้นฮิดเดนก่อนหน้า และจะเกิดในแต่ละชั้นฮิดเดนถัดๆไป ซึ่งจะเกิดขึ้นในลักษณะอย่างนี้ซ้ำๆกันดำเนินไปจนกระทั่งถึงชั้นเอาต์พุต เพื่อปรับปรุ้ค่าคลาดเคลื่อนทั้งหมดในชั้นเอาต์พุตให้เข้าสู่ค่าต่ำที่สุดที่กำหนดไว้หรือจำนวนรอบของการกระทำซ้ำๆ ถูกจำกัดโดยเวลาที่ใช้ในการคำนวณ

$$E(t) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N(L)} (d_i(k) - z_i(k))^2 \quad (28)$$

- เมื่อ K คือ จำนวนข้อมูลฝึกสอนต่อรอบการเรียนรู้
 $N(L)$ คือ จำนวนโหนดในชั้นที่ L
 $d_i(k)$ คือ ค่าข้อมูลจริงของโหนดที่ i
 $z_i(k)$ คือ ค่าเอาต์พุตของโหนดที่ i
 $E(t)$ คือ ค่าผลรวมค่าความแตกต่างระหว่างค่าเป้าหมายและค่าข้อมูลจริง โดยเป็นผลรวมของทุกโหนดในชั้นเอาต์พุตและทุกข้อมูลฝึกสอน ณ การเรียนรู้รอบที่ i



รูปที่ 2.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation Neural Networks)

2.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์โดยการวัดค่าคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริง (Y_t) กับค่าพยากรณ์ (\hat{Y}_t) โดยใช้หลักเกณฑ์ทางสถิติ ดังนี้

2.4.1 ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE)

เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่ได้จากค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย มีหน่วยวัดเช่นเดียวกับค่าสังเกต ซึ่งสามารถหาได้จากสมการที่ (29)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (29)$$

เมื่อ n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา

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

2.4.2 ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE)

เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากค่าคลาดเคลื่อน โดยค่า MAPE นี้ ไม่มีหน่วย และมีค่าเป็นบวกเสมอ แสดงความแตกต่างของค่าจริงและค่าพยากรณ์ในรูปแบบของเปอร์เซ็นต์ ซึ่งสามารถหาได้จากสมการที่ (30)

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{Y_t} \right| \quad (30)$$

เมื่อ Y_t เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา

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

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ธัญชนก ศรีบุญเรือง (2550) ศึกษาการพยากรณ์ยอดขายสินค้าประกันอุบัติเหตุหมู่ โดยทำการกำหนดแบบจำลองให้กับอนุกรมเวลาในรูปแบบ ARIMA โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลอง AR(1) MA(2) MA(4) มีความเหมาะสมสำหรับใช้ในการพยากรณ์ยอดขายประกันอุบัติเหตุหมู่ เนื่องจากมีค่า Root Mean Squared Error ต่ำที่สุด

ประภัสสร คำสวัสดิ์ (2560) ศึกษาการเปรียบเทียบการพยากรณ์ปริมาณรถยนต์จดทะเบียนใหม่ในจังหวัดชลบุรีระหว่าง วิธีอาร์มา กับวิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โปเนนเชียล โดยใช้เกณฑ์รากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง พบว่าวิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โปเนนเชียลรูปแบบบวก มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากกว่าวิธีอาร์มา

บุญฤทธิ์ ชูประดิษฐ์ (2561) ศึกษาเพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกมะม่วงของประเทศไทย โดยใช้เทคนิคการพยากรณ์เปรียบเทียบกัน 3 วิธีได้แก่ วิธีแยกองค์ประกอบ วิธีปรับให้เรียบเอกซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ และวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ โดยใช้เกณฑ์ค่าร้อยละค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและเกณฑ์รากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง พบว่าวิธี บ็อกซ์-เจนกินส์เป็นวิธีที่มีความถูกต้องมากที่สุด

G A N Pongdatu และ Y H Putra (2018) ศึกษาการพยากรณ์ยอดขายเสื้อผ้าในร้านค้าปลีกโดยการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยวิธี SARIMA และวิธีปรับให้เรียบเอกซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ โดยใช้เกณฑ์ค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ จากการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ระยะสั้น พบว่าวิธีการที่ดีที่สุดคือ SARIMA เนื่องจากมีค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์น้อยที่สุด

พงษ์ศิริ ศิริพานิช (2550) ทำการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาหุ้นของ PTT และ BBL ในตลาดหลักทรัพย์ ด้วยตัวแบบ ARIMA Artificial Neural Network : ANN และตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และ ANN พบว่าการพยากรณ์ราคาหุ้น ของ PTT ตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และ ANN สามารถให้ค่าพยากรณ์ระยะสั้นได้ถูกต้องที่สุด แต่สำหรับการพยากรณ์ระยะยาว ตัวแบบ ANN ได้ค่าพยากรณ์ถูกต้องที่สุด แต่การพยากรณ์หุ้นของ BBL พบว่าตัวแบบ ANN ให้ค่าพยากรณ์ได้ถูกต้องมากที่สุดทั้งระยะยาวและระยะสั้น

ดาว สงวนรังศิริกุล และคณะ (2558) ทำการศึกษาเพื่อหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ประชากรที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร ในการศึกษาได้นำเทคนิคการพยากรณ์มาช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งประกอบด้วย วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย (Simple Exponential Smoothing method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) วิธีสัดส่วนกับแนวโน้ม (Ratio-To-Trend method) และวิธีปรับให้เรียบเอกซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method) พบว่าสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มีความโน้มและฤดูกาล วิธีที่เหมาะสมที่สุด คือ วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย ส่วนข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความโน้มและฤดูกาล วิธีที่เหมาะสมที่สุด คือ วิธีปรับให้เรียบเอกซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการดำเนินการศึกษาระดับปริญญาตรี มีขั้นตอนต่างๆดังนี้

1. เก็บรวบรวมข้อมูล
2. ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น
3. สร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม
4. เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์
5. สรุปผลการวิจัย

รายละเอียดของแต่ละขั้นตอน มีดังนี้

3.1 เก็บรวบรวมข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยเป็นข้อมูลทุติยภูมิรายเดือน 192 เดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 ซึ่งเก็บรวบรวมจากสำนักงานคณะกรรมการกำกับและส่งเสริมการประกอบธุรกิจประกันภัย (คปภ.)

3.2 ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น

แบ่งข้อมูลเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 คือ เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 180 ค่า เพื่อใช้สำหรับหาตัวแบบพยากรณ์ และข้อมูลชุดที่ 2 คือเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า เพื่อใช้สำหรับวัดความถูกต้องของค่าพยากรณ์ จากนั้นนำข้อมูลชุดที่ 1 มาพล็อตกราฟเพื่อดูแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล พบว่าอนุกรมเวลามีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล จึงเลือกใช้วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ในการเปรียบเทียบเพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์

3.3 สร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม

3.3.1 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method: HWS)

งานวิจัยนี้ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์จะใช้โปรแกรม Microsoft Excel 365 ในการวิเคราะห์ข้อมูล มีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังต่อไปนี้

1. แบ่งข้อมูลเบี่ยงแปรกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 คือ เบี่ยงแปรกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 180 ค่า เพื่อใช้สำหรับหาตัวแบบพยากรณ์ และข้อมูลชุดที่ 2 คือเบี่ยงแปรกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า เพื่อใช้สำหรับวัดความถูกต้องของค่าพยากรณ์

2. การกำหนดค่าเริ่มต้นในการวิเคราะห์ข้อมูล โดยนำข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนแรกมาทำการประมาณค่า Trend, Seasonal, Slope ในงานวิจัยนี้กำหนดค่าเริ่มต้นของค่า $\hat{T}_i(t)$, $\hat{\beta}_1(t)$ และ $\hat{S}_i(t)$ สำหรับการพยากรณ์รูปแบบบวกและรูปแบบคูณ โดยนำข้อมูลเบี่ยงแปรกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญย้อนหลังไปหาสมการแนวโน้ม ซึ่งแบ่งเป็น 14 ช่วง คือ 12, 24, 36, 48, 60, 72, 84, 96, 108, 120, 132, 144, 156 และ 168 เดือน โดยใช้โปรแกรม Minitab 17

3. ใช้โมดูล Solver ในโปรแกรม Microsoft Excel ในการปรับค่าพารามิเตอร์ α , γ และ δ ที่เหมาะสม ทำให้สมการพยากรณ์มีค่า RMSE ต่ำที่สุด

4. นำสมการพยากรณ์ที่ได้จากข้อ 3. ไปทำการพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ด้วยข้อมูลชุดที่ 2

3.3.2 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method)

งานวิจัยนี้ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์จะใช้โปรแกรม Minitab 17 ในการวิเคราะห์ข้อมูล มีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังต่อไปนี้

1. แบ่งข้อมูลเบี่ยงแปรกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 คือ เบี่ยงแปรกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 180 ค่า เพื่อใช้สำหรับหาตัวแบบพยากรณ์ และข้อมูลชุดที่ 2 คือเบี่ยงแปรกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า เพื่อใช้สำหรับวัดความถูกต้องของค่าพยากรณ์

2. พิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาชุดที่ 1 มีคุณสมบัติเป็นข้อมูลที่มีความคงที่หรือไม่ หากพบว่าไม่มีความคงที่ที่ต้องแปลงอนุกรมเวลาใหม่ให้มีความคงที่ก่อน โดยหากอนุกรมเวลามีแนวโน้มจะทำการแปลงโดยการหาผลต่าง หากอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องจะทำการแปลงโดยหาผลต่างฤดูกาล หากอนุกรมเวลามีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลจะทำการแปลงโดยหาผลต่างและผลต่างฤดูกาล และหากอนุกรมเวลาไม่คงที่ที่จะทำการแปลงโดยการหาลอการิทึมของค่าสังเกต

3. จากอนุกรมเวลาชุดที่ 1 ที่มีความคงที่แล้ว กำหนดตัวแบบให้กับอนุกรมเวลา โดยงานวิจัยนี้ อนุกรมเวลามีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลจึงเลือกกำหนดตัวแบบ $ARIMA(p, d, q) \times SARIMA(P, D, Q)_L$ โดยพิจารณาจากคอเรลโรแกรมของ $ACF(r_k)$ และ $PACF(r_{kk})$

4. การประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ โดยทั่วไปจะประมาณพารามิเตอร์โดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้การวิเคราะห์เชิงตัวเลข

5. การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ เป็นการตรวจสอบว่าตัวแบบ $ARIMA(p, d, q) \times SARIMA(P, D, Q)_L$ ที่กำหนดเหมาะสมหรือไม่ หากพบว่าตัวแบบไม่เหมาะสมให้พิจารณาปรับปรุงหรือกำหนดตัวแบบใหม่ให้กับอนุกรมเวลา ประมาณค่าพารามิเตอร์ และตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ โดยจะกระทำวนซ้ำเช่นนี้จนกว่าจะได้ตัวแบบที่เหมาะสม

6. การพยากรณ์ เมื่อได้ตัวแบบ $ARIMA(p, d, q) \times SARIMA(P, D, Q)_L$ ที่เหมาะสมแล้ว นำตัวแบบดังกล่าวมาสร้างค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ด้วยข้อมูลชุดที่ 2

3.3.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

งานวิจัยนี้ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้โปรแกรม Weka 3.8 ในการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ มีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังต่อไปนี้

1. การกำหนดชุดข้อมูลเบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ โดยแบ่งข้อมูลชุดที่ 1 คือ เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 ออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ส่วนที่ 1 คือ ชุดการฝึกสอน (Training set) โดยใช้ข้อมูล 70% เพื่อใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนที่ 2 คือ ชุดทดสอบ (Validation set) โดยใช้ข้อมูล 30% เพื่อใช้สำหรับยืนยันความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับการฝึกสอน และข้อมูลชุดที่ 2 คือเบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า เพื่อใช้สำหรับชุดการทดสอบ (Testing set)

2. การกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

1) เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

2) การพิจารณาโหนดชั้นอินพุต และโหนดชั้นเอาต์พุต โดยเลือกตัวแปรเข้าในชั้นอินพุตเท่ากับจำนวนที่แสดงให้เห็นแนวโน้มและฤดูกาลในข้อมูลเป็นจำนวน 13 โหนด และกำหนดจำนวนตัวแปรออกในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด เนื่องจากเป็นค่าพยากรณ์ 1 หน่วยเวลาล่วงหน้า

3) การพิจารณาจำนวนโหนดชั้นฮิดเดน เนื่องจากยังไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอนในการกำหนดจำนวนโหนดชั้นฮิดเดน การวิจัยที่ผ่านมาักวิจัยกำหนดจำนวนชั้นฮิดเดนและโหนดชั้นฮิดเดนตามความเหมาะสม ซึ่งโดยทั่วไปมีหลักการ คือ จะเปลี่ยนจำนวนโหนดชั้นฮิดเดนไปเรื่อยตั้งแต่ 1 จนถึงค่า $n/2$ เมื่อ n คือ จำนวนโหนดทั้งหมดในชั้นอินพุต (เอกสิทธิ์ พ็ชรวงศ์ศักดิ์, 2557)

4) การพิจารณาค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากโครงสร้างของโครงข่ายต้องการปรับค่าพารามิเตอร์ ซึ่งประกอบด้วย อัตราการเรียนรู้ (Learning rate : η) ซึ่งมีผลต่อความเร็วในการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดย

ควรเริ่มจากค่าน้อยไปมาก หากกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้สูงจะทำให้เวลาในการเรียนรู้เร็วขึ้นแต่ก็อาจข้ามค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมไป และค่าโมเมนตัม (Momentum : α) ซึ่งมีผลช่วยลดการแกว่งในการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยควรเริ่มจากค่ามากไปน้อย สำหรับจำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs) ถ้ากำหนดให้สูงเกินไป ไม่ได้ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้มากขึ้น ควรประมาณจำนวนรอบการเรียนรู้ที่น้อยที่สุดที่จำเป็นสำหรับการแก้ปัญหาหนึ่งๆ ที่ทำให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้ ซึ่งขึ้นอยู่กับลักษณะของโครงข่าย (นิธิตา เกื้อกุลรัฐ, 2551) ส่วนฟังก์ชันการกระตุ้นที่ใช้ในการศึกษามี 2 ฟังก์ชันซึ่งเป็นฟังก์ชันที่อยู่ในโปรแกรม Weka 3.8 คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ซึ่งใช้กับการคำนวณในชั้นฮิดเดน และฟังก์ชันเชิงเส้นซึ่งใช้กับการคำนวณในชั้นเอาต์พุต

3. สร้างโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมโดยปรับค่าพารามิเตอร์ตามที่กำหนด

4. นำโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุด ที่มีค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำที่สุดจากการฝึกสอนด้วยข้อมูลส่วนที่ 1 มาทดสอบโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการเรียนรู้มาแล้ว เพื่อวัดประสิทธิภาพของโมเดลด้วยข้อมูลส่วนที่ 2 ด้วยการพิจารณาค่า RMSE และเลือกโมเดลที่ RMSE ส่วนที่ 1 และ 2 ใกล้เคียงกัน และมีค่า RMSE น้อยที่สุดเพื่อไม่ให้เกิดการ Overfitting

5. นำโมเดลที่เหมาะสมแล้วทำการสร้างค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ด้วยข้อมูลชุดที่ 2

3.4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) โดยการวัดค่าคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริง (Y_t) กับค่าพยากรณ์ (\hat{Y}_t) โดยจะพิจารณาเลือกตัวแบบที่เหมาะสมจากการหาตัวแบบด้วยข้อมูลชุดที่ 1 ซึ่งจะเลือกตัวแบบที่ให้ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำที่สุด จากนั้นตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ที่เลือกด้วยข้อมูลชุดที่ 2 เพื่อพิจารณาว่าค่าพยากรณ์ที่ได้มีความใกล้เคียงกับค่าจริงมากน้อยเพียงใด โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE)

3.5 สรุปผลการวิจัย

ทำการคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ โดยเลือกตัวแบบที่ให้ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำที่สุด และสรุปผลการวิจัยว่าวิธีการใดเหมาะสมสำหรับนำไปใช้ในการพยากรณ์เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

ผลการวิจัยในบทนี้จะแบ่งเป็น 2 ส่วน คือ ในส่วนแรกเป็นตัวอย่างที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ โดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method) วิธี บ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) และในส่วนที่ 2 เป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบพยากรณ์สำหรับการพยากรณ์เบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

4.1 ตัวอย่างที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์

4.1.1 ผลการวิเคราะห์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters Exponential Smoothing Method: HWS)

การสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ ในงานวิจัยนี้กำหนดค่าเริ่มต้นของค่า $\hat{T}_i(t)$, $\hat{\beta}_i(t)$ และ $\hat{S}_i(t)$ โดยนำข้อมูลเบี่ยงประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญย้อนหลังไปหาสมการแนวโน้ม ซึ่งแบ่งเป็น 14 ช่วง คือ 12, 24, 36, 48, 60, 72, 84, 96, 108, 120, 132, 144, 156 และ 168 เดือน โดยใช้โปรแกรม Minitab 17 จากนั้นใช้คำสั่ง Solver ในโปรแกรม Microsoft Excel ในการปรับค่าปรับน้ำหนัก α , γ และ δ ที่เหมาะสม ที่ทำให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด

ตารางที่ 4.1 ค่าปรับน้ำหนักและค่า RMSE ของตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์

ช่วงที่	ค่าที่ใช้หาค่าเริ่มต้น	รูปแบบการพยากรณ์	α	γ	δ	RMSE (หน่วย: บาท)
1	12	รูปแบบบวก	0.2564	0.0000	0.3374	764,779.8767
		รูปแบบคูณ	0.2306	0.0000	0.3338	773,004.3874
2	24	รูปแบบบวก	0.2405	0.0291	0.3162	787,597.0794
		รูปแบบคูณ	0.2333	0.0110	0.3823	801,731.4709
3	36	รูปแบบบวก	0.2709	0.0102	0.3345	791,544.0467
		รูปแบบคูณ	0.2496	0.0031	0.3650	798,367.5212

ตารางที่ 4.1 (ต่อ)

ช่วงที่	ค่าที่ใช้หาค่าเริ่มต้น	รูปแบบการพยากรณ์	α	γ	δ	RMSE (หน่วย: บาท)
4	48	รูปแบบบวก	0.2756	0.0115	0.3201	817,962.4651
		รูปแบบคูณ	0.2709	0.0022	0.3661	820,245.0125
5	60	รูปแบบบวก	0.2862	0.0021	0.3312	817,383.7635
		รูปแบบคูณ	0.2730	0.0000	0.3921	816,972.3415
6	72	รูปแบบบวก	0.2811	0.0004	0.3325	859,289.3385
		รูปแบบคูณ	0.2525	0.0000	0.3820	864,092.0972
7	84	รูปแบบบวก	0.2444	0.0000	0.3131	909,189.4162
		รูปแบบคูณ	0.2355	0.0000	0.3095	910,522.6659
8	96	รูปแบบบวก	0.2793	0.0000	0.3532	875,211.8373
		รูปแบบคูณ	0.2854	0.0000	0.2823	864,283.3503
9	108	รูปแบบบวก	0.2806	0.0000	0.3455	907,789.3934
		รูปแบบคูณ	0.3231	0.0000	0.2878	905,905.8269
10	120	รูปแบบบวก	0.2845	0.0000	0.3314	981,969.6955
		รูปแบบคูณ	0.3706	0.0000	0.2931	965,565.5831
11	132	รูปแบบบวก	0.3144	0.0000	0.3024	974,673.0019
		รูปแบบคูณ	0.4018	0.0000	0.2338	945,015.8656
12	144	รูปแบบบวก	0.3707	0.0000	0.4298	938,970.2526
		รูปแบบคูณ	0.4180	0.0000	0.3449	864,428.7680
13	156	รูปแบบบวก	0.1459	0.2026	0.4676	685,256.7950
		รูปแบบคูณ	0.2332	0.1360	0.0000	651,879.1830
14	168	รูปแบบบวก	0.2262	0.1424	0.3205	964,145.2890
		รูปแบบคูณ	1.0000	0.0002	0.3701	822,552.7487

วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบบวก จากตารางที่ 4.1 พบว่าช่วงที่ 13 ทำให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด เท่ากับ 685,256.795 บาท มีค่าปรับน้ำหนักที่เหมาะสม คือ α

=0.1459, $\gamma = 0.2026$ และ $\delta = 0.4676$ สามารถเขียนตัวแบบพยากรณ์ได้ดังสมการที่ (31) ส่วนผลลัพธ์ของการพยากรณ์แต่ละขั้นตอนสามารถดูได้ในภาคผนวก ข

$$\hat{Y}_{180+p} = 7,300,407.4501 - 18,089.3925p + \hat{S}_i^* \quad \text{สำหรับ } p = 1, 2, \dots \quad (31)$$

(origin ที่เดือนธันวาคม ปี 2545, t มีหน่วยเป็นเดือน)

ซึ่ง

$$\begin{aligned} \hat{S}_1^* &= -1,283,205.5656 & \hat{S}_2^* &= 108,131.5817 & \hat{S}_3^* &= 1,090,677.3236 & \hat{S}_4^* &= -744,703.3764 \\ \hat{S}_5^* &= -524,952.9493 & \hat{S}_6^* &= 835,198.8310 & \hat{S}_7^* &= -717,885.3055 & \hat{S}_8^* &= -429,876.6418 \\ \hat{S}_9^* &= 822,169.5110 & \hat{S}_{10}^* &= -471,756.6906 & \hat{S}_{11}^* &= 492,847.0247 & \hat{S}_{12}^* &= 823,356.2572 \end{aligned}$$

วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ จากตารางที่ 4.1 พบว่าช่วงที่ 13 ทำให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด เท่ากับ 651,879.183 บาท มีค่าปรับน้ำหนักที่เหมาะสม คือ $\alpha = 0.2332$, $\gamma = 0.1360$ และ $\delta = 0$ สามารถเขียนตัวแบบพยากรณ์ได้ดังสมการที่ (32) ส่วนผลลัพธ์ของการพยากรณ์แต่ละขั้นตอนสามารถดูได้ในภาคผนวก ข

$$\hat{Y}_{180+p} = (7,128,658.0748 - 52,618.6913p)\hat{S}_i \quad \text{สำหรับ } p = 1, 2, \dots \quad (32)$$

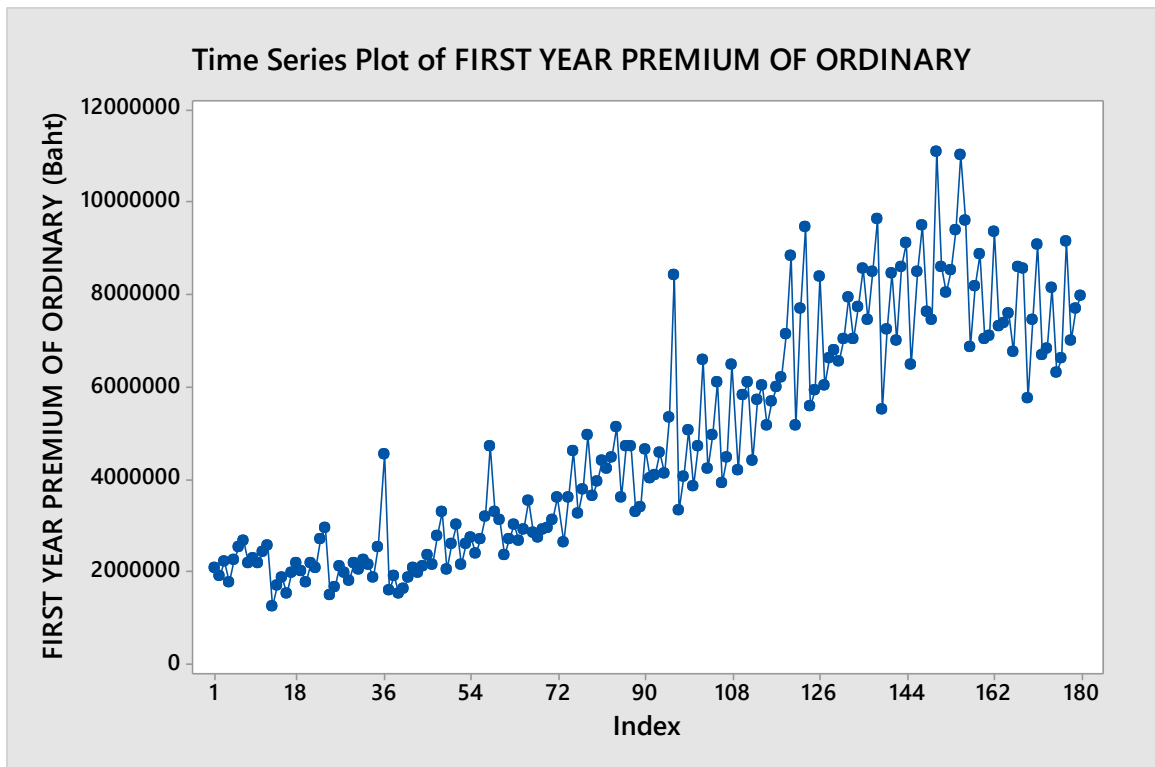
(origin ที่เดือนธันวาคม ปี 2545, t มีหน่วยเป็นเดือน)

ซึ่ง

$$\begin{aligned} \hat{S}_1 &= 0.7748 & \hat{S}_2 &= 1.0283 & \hat{S}_3 &= 1.1308 & \hat{S}_4 &= 0.8122 \\ \hat{S}_5 &= 0.9316 & \hat{S}_6 &= 1.1569 & \hat{S}_7 &= 0.8925 & \hat{S}_8 &= 0.9412 \\ \hat{S}_9 &= 1.0494 & \hat{S}_{10} &= 0.9295 & \hat{S}_{11} &= 1.1084 & \hat{S}_{12} &= 1.2443 \end{aligned}$$

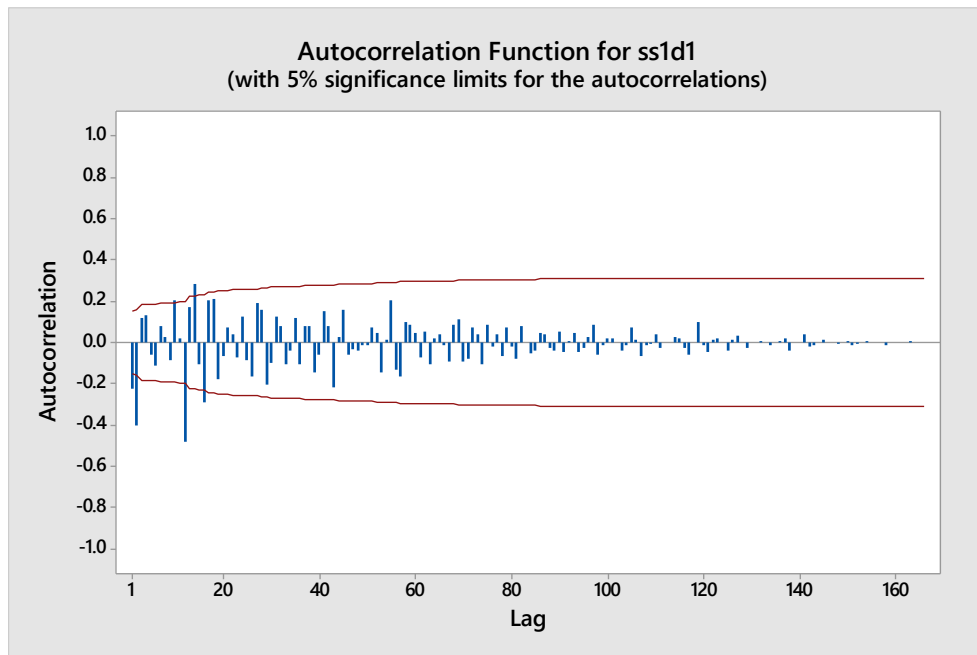
4.1.2 ผลการวิเคราะห์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method)

การสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ พิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาชุดที่ 1 คือเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวนทั้งสิ้น 180 ค่า ดังรูปที่ 4.1

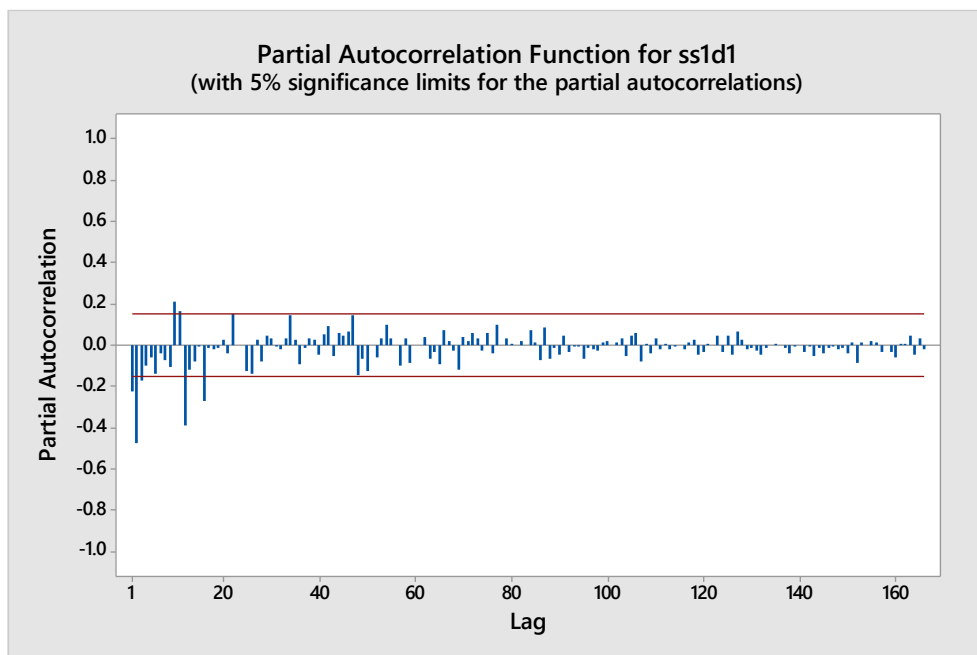


รูปที่ 4.1 กราฟแสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

พบว่าอนุกรมเวลาที่มีความไม่คงที่ เนื่องจากมีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการแปลงอนุกรมเวลาด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง ($d=1$) และผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง เมื่อจำนวนฤดูกาลเท่ากับ 12 ($D=1$ และ $L=12$) แล้วพบว่าอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ จึงนำอนุกรมเวลาที่มีความคงที่แล้วมาพล็อตคอเรโลแกรม ACF และ PACF ดังรูปที่ 4.2 และ รูปที่ 4.3 ตามลำดับ



รูปที่ 4.2 คอเรลโรแกรม ACF ของอนุกรมเวลาเบี่ยงแปรผันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ เมื่อแปลงข้อมูล ด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง ($L=12$)



รูปที่ 4.3 คอเรลโรแกรม PACF ของอนุกรมเวลาเบี่ยงแปรผันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ เมื่อแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่าง 1 ครั้ง และการหาผลต่างฤดูกาลอีก 1 ครั้ง ($L=12$)

ตารางที่ 4.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์และการทดสอบสมมติฐาน

ของตัวแบบ ARIMA(0,1,3) x SARIMA(0,1,1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว

Final Estimates of Parameters				
Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.5423	0.0782	6.94	0.000
MA 2	0.3679	0.0841	4.37	0.000
MA 3	-0.2269	0.0770	-2.94	0.004
SMA 12	0.7677	0.0569	13.50	0.000

Differencing: 1 regular, 1 seasonal of order 12
 Number of observations: Original series 180, after differencing 167
 Residuals: SS = 83716018584313 (backforecasts excluded)
 MS = 513595206039 DF = 163

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

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	6.1	26.5	40.4	50.5
DF	8	20	32	44
P-Value	0.632	0.149	0.146	0.233

โดยได้ตัวแบบพยากรณ์ คือ ARIMA(0,1,3) x SARIMA(0,1,1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงที่ จากนั้นทำการประมาณค่าพารามิเตอร์และตรวจรูปความเหมาะสมของรูปแบบ จากตารางที่ 4.2 ดังนี้

ก. พิจารณาค่าพารามิเตอร์ $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ และ Θ_{12} ในตัวแบบมีค่าเป็น 0 หรือไม่ การทดสอบสมมติฐานค่าพารามิเตอร์ θ_1 คือ

$$H_0: \theta_1 = 0$$

$$H_1: \theta_1 \neq 0$$

พบว่ามีค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า $\alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ดังนั้นแสดงว่าค่าพารามิเตอร์มีค่าแตกต่างจาก 0 ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05

การทดสอบสมมติฐานค่าพารามิเตอร์ θ_2 คือ

$$H_0: \theta_2 = 0$$

$$H_1: \theta_2 \neq 0$$

พบว่ามีค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า $\alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ดังนั้นแสดงว่าค่าพารามิเตอร์มีค่าแตกต่างจาก 0 ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05

การทดสอบสมมติฐานค่าพารามิเตอร์ θ_3 คือ

$$H_0: \theta_3 = 0$$

$$H_1: \theta_3 \neq 0$$

พบว่ามีค่า p-value เท่ากับ 0.004 ซึ่งน้อยกว่า $\alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ดังนั้นแสดงว่าค่าพารามิเตอร์มีค่าแตกต่างจาก 0 ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05

การทดสอบสมมติฐานค่าพารามิเตอร์ Θ_{12} คือ

$$H_0 : \Theta_{12} = 0$$

$$H_1 : \Theta_{12} \neq 0$$

พบว่าค่า p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า $\alpha = 0.05$ จึงปฏิเสธ H_0 ดังนั้นแสดงว่าค่าพารามิเตอร์มีค่าแตกต่างจาก 0 ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05

เมื่อทำการทดสอบสมมติฐานระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่า

ค่าพารามิเตอร์ θ_1 มีค่าแตกต่างจาก 0

ค่าพารามิเตอร์ θ_2 มีค่าแตกต่างจาก 0

ค่าพารามิเตอร์ θ_3 มีค่าแตกต่างจาก 0

ค่าพารามิเตอร์ Θ_{12} มีค่าแตกต่างจาก 0

เนื่องจากพารามิเตอร์ทั้ง 4 ค่ามีค่า p-value น้อยกว่า 0.05

ข. พิจารณาว่า $\rho_k(e_t) = 0$ สำหรับ $k = 1, 2, \dots, m$ หรือไม่ นั่นคือพิจารณาว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่อยู่ห่างกัน $1, 2, \dots, m$ ช่วงเวลาเป็นอิสระกันหรือไม่

การทดสอบสมมติฐานที่ Lag 12 คือ

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

$$H_1 : \rho_k(e_t) \text{ อย่างน้อยหนึ่งค่าไม่เท่ากับ } 0 ; k = 1, 2, \dots, 12$$

พบว่าที่ Lag 12 มีค่า P-value เท่ากับ 0.632 ซึ่งมากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับ H_0 ดังนั้นค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05

การทดสอบสมมติฐานที่ Lag 24 คือ

$$H_0 : \rho_1(e_t) = \dots = \rho_{24}(e_t) = 0$$

$$H_1 : \rho_k(e_t) \text{ อย่างน้อยหนึ่งค่าไม่เท่ากับ } 0 ; k = 1, 2, \dots, 24$$

พบว่าที่ Lag 24 มีค่า P-value เท่ากับ 0.149 ซึ่งมากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับ H_0 ดังนั้นค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05

การทดสอบสมมติฐานที่ Lag 36 คือ

$$H_0 : \rho_1(e_t) = \dots = \rho_{36}(e_t) = 0$$

$$H_1 : \rho_k(e_t) \text{ อย่างน้อยหนึ่งค่าไม่เท่ากับ } 0 ; k = 1, 2, \dots, 36$$

พบว่าที่ Lag 36 มีค่า P-value เท่ากับ 0.233 ซึ่งมากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับ H_0 ดังนั้นค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05

การทดสอบสมมติฐานที่ Lag 48 คือ

$$H_0 : \rho_1(e_t) = \dots = \rho_{48}(e_t) = 0$$

$$H_1 : \rho_k(e_t) \text{ อย่างน้อยหนึ่งค่าไม่เท่ากับ } 0 ; k = 1, 2, \dots, 48$$

พบว่าที่ Lag 48 มีค่า P-value เท่ากับ 0.146 ซึ่งมากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับ H_0 ดังนั้นค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05

จากสถิติ Box-Ljung พบว่า ค่าคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 เนื่องจากค่า p-value มีค่ามากกว่า 0.05 ใน lag ที่ 12, 24, 36 และ 48 และเมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่ามีการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกัน

ดังนั้นตัวแบบ ARIMA(0,1,3) x SARIMA(0,1,1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว เป็นตัวแบบที่เหมาะสมกับข้อมูล สามารถเขียนตัวแบบพยากรณ์ได้ดังสมการที่ (33)

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} - 0.5423e_{t-1} - 0.3679e_{t-2} + 0.2269e_{t-3} - 0.7677e_{t-12} + 0.4163e_{t-13} + 0.2824e_{t-14} - 0.1742e_{t-15} \quad (33)$$

(origin ที่เดือนธันวาคม ปี 2545 , t มีหน่วยเป็นเดือน)

เมื่อ \hat{Y}_t เป็นค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

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

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

4.1.3 ผลการวิเคราะห์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

การพยากรณ์ด้วยการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ผู้วิจัยมีการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมดังนี้

- พิจารณาโหนดชั้นอินพุต และโหนดชั้นเอาต์พุต โดยเลือกตัวแปรเข้าในชั้นอินพุตเท่ากับจำนวนที่แสดงให้เห็นแนวโน้มและฤดูกาลในข้อมูลเป็นจำนวน 13 โหนด และกำหนดจำนวนตัวแปรออกในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด

- พิจารณาจำนวนชั้นฮิดเดนไปเรื่อยตั้งแต่ 1 จนถึง 7 โหนด

- พิจารณาอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01, 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3, 0.35, 0.4, 0.45, 0.5

- พิจารณาค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9

- พิจารณาจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 500, 1,000, 1,500, 2,000 รอบ

ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น นำโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุด ที่มีค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำที่สุดจากการฝึกสอนด้วยข้อมูลส่วนที่ 1 มาทดสอบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการเรียนรู้มาแล้ว เพื่อวัดประสิทธิภาพของโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลส่วนที่ 2 ด้วยการพิจารณาค่า RMSE และเลือกโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ RMSE ส่วนที่ 1 และ 2 ใกล้เคียงกัน และมีค่า RMSE น้อยที่สุด เพื่อไม่ให้เกิดการ Overfitting พบว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม 13-6-1 เป็นโครงข่ายที่เหมาะสม ซึ่งมีโหนดชั้นอินพุตเท่ากับ 13 โหนด จำนวนชั้นฮิดเดนเท่ากับ 6 โหนด

โหนดชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 1 โหนด มีค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 มีค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.5 และมีจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 1,000 รอบ ดังตารางที่ 4.3 ส่วนผลลัพธ์ของการปรับค่าพารามิเตอร์สามารถดูได้ในภาคผนวก ค

ตารางที่ 4.3 โครงข่ายประสาทเทียมและค่าความถูกต้องของโครงข่ายที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	ค่าอัตราการเรียนรู้	ค่าโมเมนตัม	จำนวนรอบการเรียนรู้	ค่า RMSE (หน่วย: บาท)		
				ชุดการฝึกสอน	ชุดทดสอบ	ชุดการทดสอบ
13-6-1	0.01	0.5	1,000	661,936.617	891,443.465	1,098,137.170

4.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์ระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ของตัวแบบการพยากรณ์วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบบวก วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และโครงข่ายประสาทเทียม ดังตารางที่ 4.4 พบว่าค่า RMSE เท่ากับ 685,256.795 651,879.183 716,655.570 และ 661,936.617 บาท ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ มีค่า RMSE ต่ำที่สุด

ตารางที่ 4.4 ค่า RMSE ของตัวแบบการพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

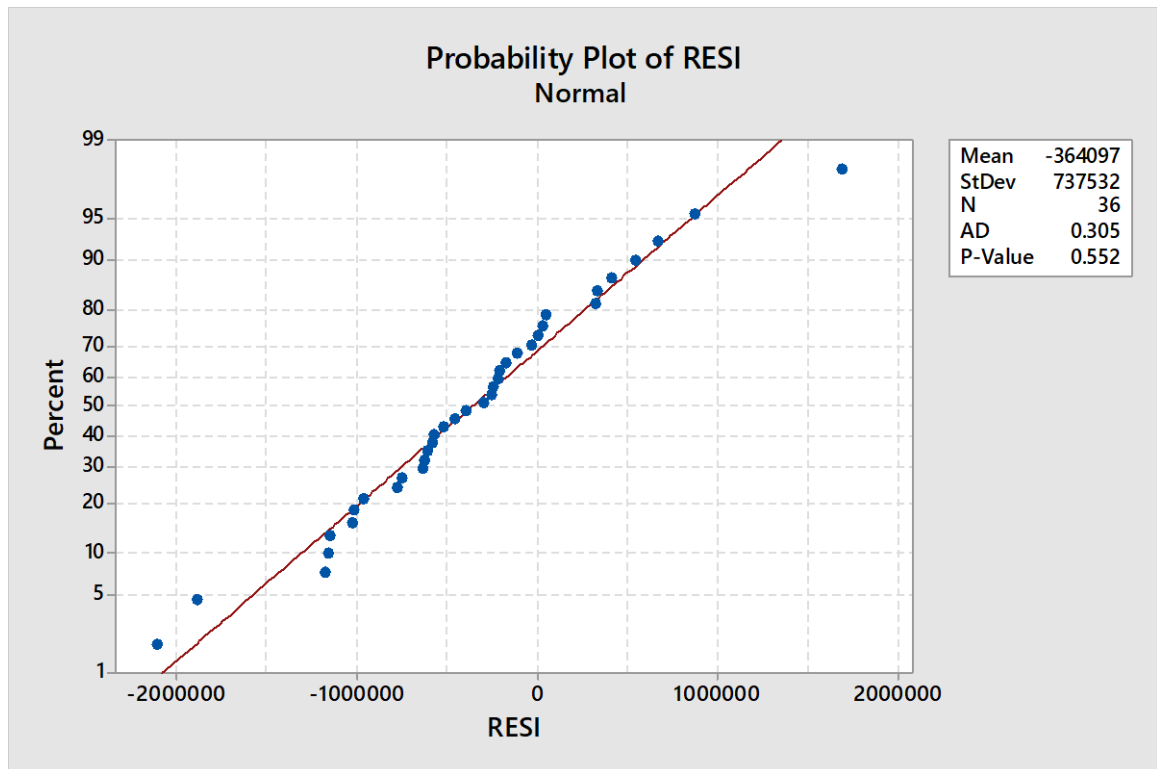
วิธีการพยากรณ์	RMSE (หน่วย: บาท)
วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบบวก	685,256.795
วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ	651,879.183
วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์	716,655.570
วิธีโครงข่ายประสาทเทียม	661,936.617

เมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่ได้จากวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณจากคอเรลโรแกรม ACF พบว่าทุก lag ไม่มีค่าแตกต่างจาก 0 และจากรูปที่ 4.4 พิจารณาว่าค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบว่ามีการแจกแจงแบบปกติ โดยทดสอบสมมติฐาน คือ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบมีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบไม่มีการแจกแจงแบบปกติ

พบว่าค่าคลาดเคลื่อนตัวแบบที่ได้จากวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโพลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ มีการแจกแจงแบบปกติ เนื่องจากค่า p-value เท่ากับ 0.552 ซึ่งมีความมากกว่า $\alpha = 0.05$ จึงยอมรับ H_0 ดังนั้นวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโพลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ เป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

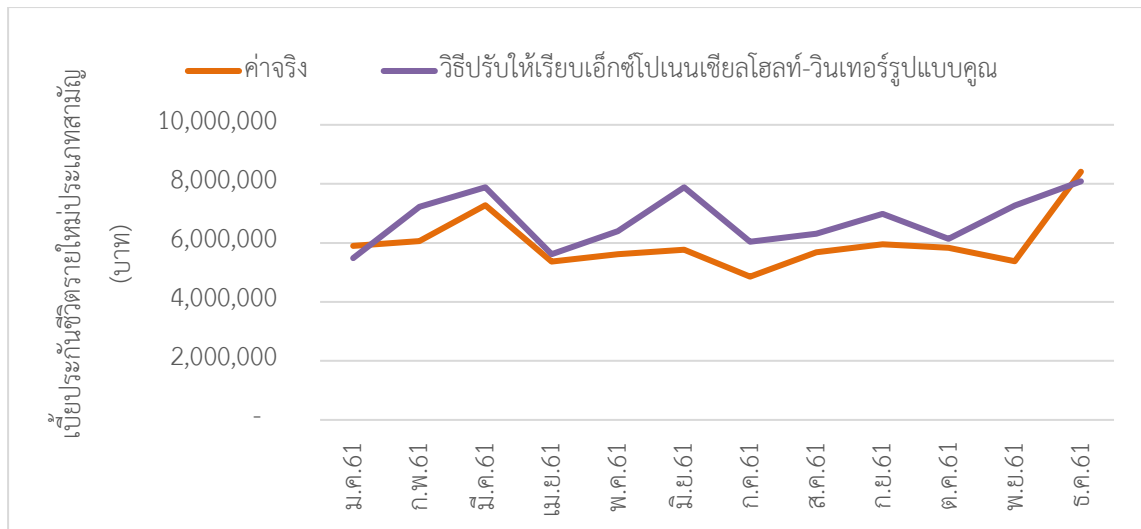


รูปที่ 4.4 การทดสอบการแจกแจงแบบปกติของค่าคลาดเคลื่อนตัวแบบที่ได้จากวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโพลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ

จากนั้นนำตัวแบบพยากรณ์ที่ได้ไปพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน เทียบกับข้อมูลชุดที่ 2 คือ เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า แสดงดังตารางที่ 4.5 และรูปที่ 4.5 พบว่าวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโพลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ พยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญได้ใกล้เคียงกับค่าจริง โดยค่า MAPE เท่ากับ 15.55%

ตารางที่ 4.5 เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญและค่าพยากรณ์ด้วยวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ

เดือน	ค่าพยากรณ์ด้วยวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ			
	Y_t	\hat{Y}_t	e_t	$\left \frac{e_t}{Y_t} \right $
ม.ค. 2561	5,893,028	5,482,444.554	410,583.446	0.070
ก.พ. 2561	6,065,418	7,222,113.264	-1,156,695.264	0.191
มี.ค. 2561	7,274,885	7,882,582.903	-607,697.903	0.084
เม.ย. 2561	5,361,040	5,618,810.120	-257,770.120	0.048
พ.ค. 2561	5,615,507	6,396,234.621	-780,727.621	0.139
มิ.ย. 2561	5,770,586	7,882,169.661	-2,111,583.661	0.366
ก.ค. 2561	4,854,857	6,033,659.661	-1,178,802.661	0.243
ส.ค. 2561	5,682,813	6,313,429.436	-630,616.436	0.111
ก.ย. 2561	5,952,714	6,983,518.538	-1,030,804.538	0.173
ต.ค. 2561	5,833,717	6,137,261.044	-303,544.044	0.052
พ.ย. 2561	5,374,893	7,259,856.479	-1,884,963.479	0.351
ธ.ค. 2561	8,411,009	8,084,767.881	326,241.119	0.039
ค่า MAPE			$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left \frac{e_t}{Y_t} \right = 15.55\%$	



รูปที่ 4.5 กราฟเปรียบเทียบอนุกรมเบี่ยงแปรผันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญค่าจริงกับค่าพยากรณ์ด้วยวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์รูปแบบคูณ

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์เป็นข้อมูลสถิติเบี้ยประกันภัยของธุรกิจประกันชีวิตรายเดือนจากการรวบรวมโดยสำนักงานคณะกรรมการกำกับและส่งเสริมการประกอบธุรกิจประกันภัย (คปภ.) โดยเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวนทั้งสิ้น 192 ค่า โดยผู้วิจัยแบ่งข้อมูลดังกล่าวออกเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 คือ เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 180 ค่า ใช้สำหรับการเปรียบเทียบหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด 3 วิธี คือ การพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ การพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์พบว่าวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุด เพราะมีค่า RMSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 651,879.183 บาท จากนั้นนำตัวแบบพยากรณ์ที่ได้ไปพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน เทียบกับข้อมูลชุดที่ 2 คือ เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า พบว่าวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ พยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญได้ใกล้เคียงกับค่าจริงโดยค่า MAPE เท่ากับ 15.55% ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์มีความเหมาะสมในการพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

5.2 ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ ผู้ที่สนใจอาจนำไปศึกษาต่อในเรื่องต่อไปนี้

1. ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้สร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งยังมีวิธีการพยากรณ์ที่ได้รับความนิยมและให้ค่าความถูกต้องสูง เช่น วิธีผสมระหว่างวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งผู้ที่สนใจอาจนำวิธีการพยากรณ์ดังกล่าวข้างต้นมาใช้ อาจทำให้ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่มีความแม่นยำยิ่งขึ้น

2. เมื่ออนุกรมเวลาที่ทำการศึกษา เป็นอนุกรมเวลาที่มีทั้งแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ เป็นวิธีการพยากรณ์หนึ่งที่ไม่ควรมองข้าม

เนื่องจากเป็นวิธีการที่ไม่ซับซ้อน และมักให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าวิธีอื่น ๆ ที่ซับซ้อนกว่า โดยผู้วิจัยสามารถเพิ่มความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์โดยการกำหนดค่าเริ่มต้นที่เหมาะสม และการนำวิธี Bootstrap มาใช้ร่วมกับวิธี Holt-Winters เป็นวิธี Bagging Holt-Winters

เอกสารอ้างอิง

- ดาว สงวนรังศิริกุล และคณะ. 2558. “การศึกษาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ประชากรที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร.” *วารสารวิจัยและพัฒนา มจร.* 38(1) : 35-55.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ. 2549. *การพยากรณ์เชิงปริมาณ*. พิมพ์ครั้งที่ 2 กรุงเทพฯ : สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ธัญชนก ศรีบุญเรือง. 2550. “การพยากรณ์ยอดขายประกันอุบัติเหตุหมู่โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์.” *วิทยานิพนธ์เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต, มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.*
- ธนาวุฒิ ประกอบผล. 2552. “โครงข่ายประสาทเทียม.” *วารสาร มจร.วิชาการ.* 12(24) : 73-87.
- นิภา แก้วหาวงษ์. 2558. “การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบการถดถอย ที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA.” *Thai Journal of Science and Technology.* 4(1) : 24-36.
- นิติดา เกื้อกูลรัฐ. 2551. “การเปรียบเทียบการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสับปะรดกระป๋องของประเทศไทยโดยการถดถอยเชิงเส้นตรงแบบพหุและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.” *วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.*
- บุญฤทธิ์ ชูประดิษฐ์. 2561. “ตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการส่งออกมะม่วงของประเทศไทย.” *วารสารมหาวิทยาลัยนเรศวร.* 26(2) : 74-85.
- ประภัสสร คำสวัสดิ์. 2560. “การเปรียบเทียบการพยากรณ์ปริมาณรถยนต์จดทะเบียนใหม่ในจังหวัดชลบุรีระหว่างวิธีอาร์มา วิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โปเนนเชียล.” *สหศาสตร์ศรีปทุมชลบุรี.* 2(3) : 39-50.
- พงษ์ศิริ ศิริพานิช. 2550. “การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และเครือข่ายประสาทเทียม.” *วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาคณิตศาสตร์ บัณฑิตวิทยาลัย, มหาวิทยาลัยศิลปากร.*
- พยุง มีสีจ. 2555. *ระบบพีซีและโครงข่ายประสาทเทียม* [E-book]. กรุงเทพมหานคร : คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- วรารณณ์ ม้วนทอง และคณะ. 2558. “แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับ Clarifier กรณีศึกษา : โรงงานผลิตน้ำประปาบางเขน.” *วารสารวิศวกรรมศาสตร์มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ* 2558. 10(1) : 32-44.
- สำนักงานคณะกรรมการกำกับและส่งเสริมการประกอบธุรกิจประกันภัย. 2561. *การประกันชีวิต*. [Online]. Available : <https://www.oic.or.th/th/consumer/การประกันชีวิต>.

- สมาคมประกันชีวิตไทย. 2560. สมาคมประกันชีวิตไทยกับยุทธศาสตร์การเติบโตของธุรกิจประกันชีวิต ปี 2560. **หนังสือ 10 ปี คปภ.** : 144.
- อัจฉรา โยมสินธุ์. 2555. **365+1...คำศัพท์การเงินและการลงทุน.** กรุงเทพฯ: ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย.
- อัทพล คุณเลิศ และพฤษดี ศิริแสงตระกูล. 2557. “แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตข้าวด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม.” หน้า 7-12. ใน **การประชุมทางวิชาการระดับชาติ ด้านคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ ครั้งที่ 10.** ภูเก็ต : มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
- เอกสิทธิ์ พัทธวงค์ศักดิ์. 2557. **การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคดาต้าไมน์นิ่ง เบื้องต้น** [E-book]. กรุงเทพมหานคร : บริษัท เอเชีย ดิจิตอลการพิมพ์.
- AIA Group Limited. 2561. **GLOSSARY.** [Online]. Available : <https://www.aia.com/en/investor-relations/results-presentations/glossary.html>.
- Box,G.E.P.,Jenkins G.M., Reinsel G.C. 1994. **Time series analysts forecasting and control.** New Jersey : Prentice Hall. Inc.
- Fausett, L. 1994. **Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Application.** New Jersey : Prentice Hall. Inc.
- G A N Pongdatu and Y H Putra. 2018. “Seasonal Time Series Forecasting using SARIMA and Holt Winter's Exponential Smoothing.” *IOP Conference Series : Material Science and Engineering.* 407(1)
- Hagan, M., Demuth, H., and Beale, M. 1996. **Neural Network Design.** United States of America : University of Colorado Bookstore.
- Ian H. Witten. 2014. **More Data Mining with Weka.** [Online]. Available : <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/mooc/moredataminingwithweka/slides/Class5-MoreDataMiningWithWeka-2014.pdf>.
- Michael Evans. 2009. **MINITAB Manual.** United States of America : W.H. Freeman and Company

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

ภาคผนวก ก ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

ตารางที่ ก.1 ข้อมูลอนุกรมเวลาของเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ

ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2553

เดือน	พ.ศ.							
	2546	2547	2548	2549	2550	2551	2552	2553
ม.ค.	2,083,678	1,261,910	1,483,820	1,593,032	2,041,298	2,362,283	2,659,110	3,617,603
ก.พ.	1,905,705	1,723,116	1,657,079	1,911,838	2,608,370	2,711,443	3,611,204	4,722,763
มี.ค.	2,210,743	1,896,426	2,113,432	1,519,185	3,020,463	3,027,034	4,612,004	4,702,316
เม.ย.	1,764,425	1,535,967	1,996,781	1,621,856	2,164,162	2,690,411	3,279,122	3,307,412
พ.ค.	2,278,526	1,970,467	1,803,341	1,875,594	2,608,766	2,934,824	3,783,998	3,405,016
มิ.ย.	2,553,929	2,187,910	2,191,245	2,098,711	2,761,161	3,554,788	4,964,856	4,643,551
ก.ค.	2,677,570	2,012,747	2,039,747	1,980,635	2,411,141	2,859,792	3,647,814	4,019,436
ส.ค.	2,187,024	1,772,251	2,272,252	2,132,338	2,698,012	2,762,761	3,963,826	4,107,286
ก.ย.	2,303,319	2,208,081	2,168,466	2,354,672	3,210,512	2,904,041	4,407,900	4,580,100
ต.ค.	2,207,628	2,085,743	1,875,892	2,143,257	4,712,807	2,949,254	4,220,748	4,133,076
พ.ย.	2,430,002	2,698,955	2,546,535	2,776,366	3,300,455	3,140,471	4,482,945	5,349,442
ธ.ค.	2,565,398	2,957,637	4,530,643	3,285,292	3,127,465	3,613,539	5,118,632	8,413,209

ตารางที่ ก.2 ข้อมูลอนุกรมเวลาของเบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ
ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2554 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561

เดือน	พ.ศ.							
	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560	2561
ม.ค.	3,331,166	4,200,923	5,158,606	7,027,057	6,496,204	6,876,962	5,759,507	5,893,028
ก.พ.	4,063,021	5,843,091	7,684,635	7,723,371	8,488,881	8,189,524	7,466,855	6,065,418
มี.ค.	5,081,845	6,109,017	9,464,354	8,553,185	9,506,244	8,882,940	9,094,956	7,274,885
เม.ย.	3,859,130	4,422,994	5,571,473	7,445,432	7,625,723	7,047,797	6,681,392	5,361,040
พ.ค.	4,711,728	5,727,576	5,944,880	8,480,391	7,438,144	7,096,312	6,845,098	5,615,507
มิ.ย.	6,580,437	6,047,112	8,391,391	9,637,908	11,072,697	9,342,838	8,150,892	5,770,586
ก.ค.	4,228,425	5,186,051	6,030,607	5,499,620	8,589,532	7,317,634	6,306,136	4,854,857
ส.ค.	4,946,577	5,680,412	6,628,725	7,254,905	8,054,263	7,372,221	6,627,514	5,682,813
ก.ย.	6,110,191	6,007,979	6,808,606	8,441,671	8,524,638	7,597,687	9,161,502	5,952,714
ต.ค.	3,911,631	6,199,999	6,560,329	7,010,920	9,390,543	6,778,428	7,012,527	5,833,717
พ.ย.	4,462,039	7,154,504	7,049,300	8,586,065	11,021,875	8,600,742	7,679,039	5,374,893
ธ.ค.	6,487,913	8,821,333	7,922,242	9,110,583	9,589,143	8,561,365	7,987,456	8,411,009

ภาคผนวก ข

ภาคผนวก ข ผลลัพธ์การพยากรณ์เบี่ยงปรับกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์

ตารางที่ ข.1 ผลลัพธ์การพยากรณ์เบี่ยงปรับกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบบวก

สมการแนวโน้มที่สร้างจากค่าสังเกต 156 ค่าแรก หรือ 13 ช่วง $\hat{T}_t = 661,727 + 47,943t$ ค่าปรับน้ำหนัก คือ $\alpha = 0.1459$, $\gamma = 0.2026$ และ $\delta = 0.4676$

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
2546	ม.ค.	1	2,083,678							
	ก.พ.	2	1,905,705							
	มี.ค.	3	2,210,743							
	เม.ย.	4	1,764,425							
	พ.ค.	5	2,278,526							
	มิ.ย.	6	2,553,929							
	ก.ค.	7	2,677,570							
	ส.ค.	8	2,187,024							
	ก.ย.	9	2,303,319							
	ต.ค.	10	2,207,628							
	พ.ย.	11	2,430,002							
	ธ.ค.	12	2,565,398							
2547	ม.ค.	13	1,261,910							
	ก.พ.	14	1,723,116							
	มี.ค.	15	1,896,426							

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	เม.ย.	16	1,535,967							
	พ.ค.	17	1,970,467							
	มิ.ย.	18	2,187,910							
	ก.ค.	19	2,012,747							
	ส.ค.	20	1,772,251							
	ก.ย.	21	2,208,081							
	ต.ค.	22	2,085,743							
	พ.ย.	23	2,698,955							
	ธ.ค.	24	2,957,637							
2548	ม.ค.	25	1,483,820							
	ก.พ.	26	1,657,079							
	มี.ค.	27	2,113,432							
	เม.ย.	28	1,996,781							
	พ.ค.	29	1,803,341							
	มิ.ย.	30	2,191,245							
	ก.ค.	31	2,039,747							
	ส.ค.	32	2,272,252							
	ก.ย.	33	2,168,466							
	ต.ค.	34	1,875,892							

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	พ.ย.	35	2,546,535							
	ธ.ค.	36	4,530,643							
2549	ม.ค.	37	1,593,032							
	ก.พ.	38	1,911,838							
	มี.ค.	39	1,519,185							
	เม.ย.	40	1,621,856							
	พ.ค.	41	1,875,594							
	มิ.ย.	42	2,098,711							
	ก.ค.	43	1,980,635							
	ส.ค.	44	2,132,338							
	ก.ย.	45	2,354,672							
	ต.ค.	46	2,143,257							
	พ.ย.	47	2,776,366							
	ธ.ค.	48	3,285,292							
2550	ม.ค.	49	2,041,298							
	ก.พ.	50	2,608,370							
	มี.ค.	51	3,020,463							
	เม.ย.	52	2,164,162							
	พ.ค.	53	2,608,766							

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	มี.ย.	54	2,761,161							
	ก.ค.	55	2,411,141							
	ส.ค.	56	2,698,012							
	ก.ย.	57	3,210,512							
	ต.ค.	58	4,712,807							
	พ.ย.	59	3,300,455							
	ธ.ค.	60	3,127,465							
2551	ม.ค.	61	2,362,283							
	ก.พ.	62	2,711,443							
	มี.ค.	63	3,027,034							
	เม.ย.	64	2,690,411							
	พ.ค.	65	2,934,824							
	มิ.ย.	66	3,554,788							
	ก.ค.	67	2,859,792							
	ส.ค.	68	2,762,761							
	ก.ย.	69	2,904,041							
	ต.ค.	70	2,949,254							
	พ.ย.	71	3,140,471							
	ธ.ค.	72	3,613,539							

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
2552	ม.ค.	73	2,659,110							
	ก.พ.	74	3,611,204							
	มี.ค.	75	4,612,004							
	เม.ย.	76	3,279,122							
	พ.ค.	77	3,783,998							
	มิ.ย.	78	4,964,856							
	ก.ค.	79	3,647,814							
	ส.ค.	80	3,963,826							
	ก.ย.	81	4,407,900							
	ต.ค.	82	4,220,748							
	พ.ย.	83	4,482,945							
	ธ.ค.	84	5,118,632							
2553	ม.ค.	85	3,617,603							
	ก.พ.	86	4,722,763							
	มี.ค.	87	4,702,316							
	เม.ย.	88	3,307,412							
	พ.ค.	89	3,405,016							
	มิ.ย.	90	4,643,551							
	ก.ค.	91	4,019,436							

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	ส.ค.	92	4,107,286							
	ก.ย.	93	4,580,100							
	ต.ค.	94	4,133,076							
	พ.ย.	95	5,349,442							
	ธ.ค.	96	8,413,209							
2554	ม.ค.	97	3,331,166							
	ก.พ.	98	4,063,021							
	มี.ค.	99	5,081,845							
	เม.ย.	100	3,859,130							
	พ.ค.	101	4,711,728							
	มิ.ย.	102	6,580,437							
	ก.ค.	103	4,228,425							
	ส.ค.	104	4,946,577							
	ก.ย.	105	6,110,191							
	ต.ค.	106	3,911,631							
	พ.ย.	107	4,462,039							
	ธ.ค.	108	6,487,913							
2555	ม.ค.	109	4,200,923							
	ก.พ.	110	5,843,091							

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	มี.ค.	111	6,109,017							
	เม.ย.	112	4,422,994							
	พ.ค.	113	5,727,576							
	มิ.ย.	114	6,047,112							
	ก.ค.	115	5,186,051							
	ส.ค.	116	5,680,412							
	ก.ย.	117	6,007,979							
	ต.ค.	118	6,199,999							
	พ.ย.	119	7,154,504							
	ธ.ค.	120	8,821,333							
2556	ม.ค.	121	5,158,606							
	ก.พ.	122	7,684,635							
	มี.ค.	123	9,464,354							
	เม.ย.	124	5,571,473							
	พ.ค.	125	5,944,880							
	มิ.ย.	126	8,391,391							
	ก.ค.	127	6,030,607							
	ส.ค.	128	6,628,725							
	ก.ย.	129	6,808,606							

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	ต.ค.	130	6,560,329							
	พ.ย.	131	7,049,300							
	ธ.ค.	132	7,922,242							
2557	ม.ค.	133	7,027,057							
	ก.พ.	134	7,723,371							
	มี.ค.	135	8,553,185							
	เม.ย.	136	7,445,432							
	พ.ค.	137	8,480,391							
	มิ.ย.	138	9,637,908							
	ก.ค.	139	5,499,620							
	ส.ค.	140	7,254,905							
	ก.ย.	141	8,441,671							
	ต.ค.	142	7,010,920							
	พ.ย.	143	8,586,065							
	ธ.ค.	144	9,110,583							
2558	ม.ค.	145	6,496,204				-724,521.917			
	ก.พ.	146	8,488,881				92,376.083			
	มี.ค.	147	9,506,244				467,989.083			
	เม.ย.	148	7,625,723				-543,957.917			

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	พ.ค.	149	7,438,144				-254,023.917			
	มิ.ย.	150	11,072,697				435,813.083			
	ก.ค.	151	8,589,532				-443,669.917			
	ส.ค.	152	8,054,263				-212,656.917			
	ก.ย.	153	8,524,638				141,759.083			
	ต.ค.	154	9,390,543				-259,346.917			
	พ.ย.	155	11,021,875				373,757.083			
	ธ.ค.	156	9,589,143	8,140,835.000	47,943.000	8,188,778.000	926,483.083	7,464,256.083		
2559	ม.ค.	157	6,876,962	8,103,099.466	30,581.501	8,133,680.966	-959,067.855	8,226,057.050	-587,294.083	344,914,340,318.340
	ก.พ.	158	8,189,524	8,128,351.272	29,501.516	8,157,852.788	77,785.985	8,625,841.871	-36,533.050	1,334,663,709.011
	มี.ค.	159	8,882,940	8,195,360.046	37,101.812	8,232,461.858	570,665.619	7,688,503.942	257,098.129	66,099,447,942.996
	เม.ย.	160	7,047,797	8,138,991.086	18,161.330	8,157,152.416	-799,835.193	7,903,128.499	-640,706.942	410,505,385,066.015
	พ.ค.	161	7,096,312	8,039,448.429	-5,689.658	8,033,758.771	-576,239.886	8,469,571.854	-806,816.499	650,952,863,144.448
	มิ.ย.	162	9,342,838	8,161,156.893	20,125.705	8,181,282.598	784,566.856	7,737,612.681	873,266.146	762,593,761,651.223
	ก.ค.	163	7,317,634	8,120,013.195	7,710.358	8,127,723.553	-611,395.587	7,915,066.636	-419,978.681	176,382,092,523.520
	ส.ค.	164	7,372,221	8,048,529.466	-8,337.163	8,040,192.303	-429,451.607	8,181,951.386	-542,845.636	294,681,384,474.030
	ก.ย.	165	7,597,687	7,954,955.762	-25,609.099	7,929,346.663	-91,576.893	7,669,999.746	-584,264.386	341,364,872,994.358
	ต.ค.	166	6,778,428	7,799,277.992	-51,965.609	7,747,312.383	-615,411.344	8,121,069.467	-891,571.746	794,900,178,209.639
	พ.ย.	167	8,600,742	7,817,290.340	-37,785.602	7,779,504.738	565,322.514	8,705,987.821	479,672.533	230,085,739,218.474

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	ธ.ค.	168	8,561,365	7,758,406.158	-42,060.920	7,716,345.238	868,725.486	6,757,277.383	-144,622.821	20,915,760,428.262
2560	ม.ค.	169	5,759,507	7,570,783.574	-71,556.858	7,499,226.716	-1,357,544.524	7,577,012.701	-997,770.383	995,545,737,599.299
	ก.พ.	170	7,466,855	7,483,156.146	-74,813.323	7,408,342.823	33,792.623	7,979,008.442	-110,157.701	12,134,719,105.405
	มี.ค.	171	9,094,956	7,571,144.993	-41,823.849	7,529,321.144	1,016,338.365	6,729,485.951	1,115,947.558	1,245,338,951,717.130
	เม.ย.	172	6,681,392	7,522,304.865	-43,245.595	7,479,059.270	-819,042.335	6,902,819.383	-48,093.951	2,313,028,104.273
	พ.ค.	173	6,845,098	7,470,638.474	-44,951.946	7,425,686.528	-599,291.908	8,210,253.384	-57,721.383	3,331,758,073.590
	มิ.ย.	174	8,150,892	7,417,026.477	-46,706.779	7,370,319.699	760,859.872	6,758,924.112	-59,361.384	3,523,773,883.538
	ก.ค.	175	6,306,136	7,304,263.828	-60,092.033	7,244,171.796	-792,224.264	6,814,720.189	-452,788.112	205,017,074,187.854
	ส.ค.	176	6,627,514	7,216,860.858	-65,626.194	7,151,234.665	-504,215.601	7,059,657.771	-187,206.189	35,046,157,088.860
	ก.ย.	177	9,161,502	7,457,866.279	-3,491.791	7,454,374.488	747,830.552	6,838,963.144	2,101,844.229	4,417,749,162,217.280
	ต.ค.	178	7,012,527	7,479,695.188	1,639.078	7,481,334.265	-546,095.649	8,046,656.780	173,563.856	30,124,411,976.121
	พ.ย.	179	7,679,039	7,427,703.634	-9,228.384	7,418,475.250	418,508.066	8,287,200.736	-367,617.780	135,142,832,014.138
	ธ.ค.	180	7,987,456	7,374,746.409	-18,089.393	7,356,657.016	749,017.298	5,999,112.492	-299,744.736	89,846,906,691.737
							$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} = 685,256.795$			

เนื่องจากผลรวมของค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาลไม่เท่ากับ 0 จึงแปลงค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาลใหม่ให้ผลรวมเป็น 0 นั่นคือ แปลงจาก $\hat{S}_i(t)$ เป็น $\hat{S}_i^*(t)$ ซึ่ง $\hat{S}_i^*(t) = \hat{S}_i(t) - \bar{S}$ เมื่อแปลง $\hat{S}_i(t)$ จะต้องแปลง $\hat{T}_i(t)$ ให้เป็น $\hat{T}_i^*(t)$ ด้วย โดย $\hat{T}_i^*(t) = \hat{T}_i(t) + \bar{S}$ จะได้สมการพยากรณ์ดังสมการ (32)

ตารางที่ ข.2 ผลลัพธ์การพยากรณ์เบี้ยประกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบคูณ

สมการแนวโน้มที่สร้างจากค่าสังเกต 156 ค่าแรก หรือ 13 ช่วง $\hat{T}_t = 667,031 + 47,844t$ ค่าปรับน้ำหนัก คือ $\alpha = 0.2332$, $\gamma = 0.1360$ และ $\delta = 0$

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
2546	ม.ค.	1	2,083,678							
	ก.พ.	2	1,905,705							
	มี.ค.	3	2,210,743							
	เม.ย.	4	1,764,425							
	พ.ค.	5	2,278,526							
	มิ.ย.	6	2,553,929							
	ก.ค.	7	2,677,570							
	ส.ค.	8	2,187,024							
	ก.ย.	9	2,303,319							
	ต.ค.	10	2,207,628							
	พ.ย.	11	2,430,002							
	ธ.ค.	12	2,565,398							
2547	ม.ค.	13	1,261,910							
	ก.พ.	14	1,723,116							
	มี.ค.	15	1,896,426							
	เม.ย.	16	1,535,967							
	พ.ค.	17	1,970,467							
	มิ.ย.	18	2,187,910							

ตารางที่ ข.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	ก.ค.	19	2,012,747							
	ส.ค.	20	1,772,251							
	ก.ย.	21	2,208,081							
	ต.ค.	22	2,085,743							
	พ.ย.	23	2,698,955							
	ธ.ค.	24	2,957,637							
2548	ม.ค.	25	1,483,820							
	ก.พ.	26	1,657,079							
	มี.ค.	27	2,113,432							
	เม.ย.	28	1,996,781							
	พ.ค.	29	1,803,341							
	มิ.ย.	30	2,191,245							
	ก.ค.	31	2,039,747							
	ส.ค.	32	2,272,252							
	ก.ย.	33	2,168,466							
	ต.ค.	34	1,875,892							
	พ.ย.	35	2,546,535							
	ธ.ค.	36	4,530,643							
2549	ม.ค.	37	1,593,032							

ตารางที่ ข.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	ก.พ.	38	1,911,838							
	มี.ค.	39	1,519,185							
	เม.ย.	40	1,621,856							
	พ.ค.	41	1,875,594							
	มิ.ย.	42	2,098,711							
	ก.ค.	43	1,980,635							
	ส.ค.	44	2,132,338							
	ก.ย.	45	2,354,672							
	ต.ค.	46	2,143,257							
	พ.ย.	47	2,776,366							
	ธ.ค.	48	3,285,292							
2550	ม.ค.	49	2,041,298							
	ก.พ.	50	2,608,370							
	มี.ค.	51	3,020,463							
	เม.ย.	52	2,164,162							
	พ.ค.	53	2,608,766							
	มิ.ย.	54	2,761,161							
	ก.ค.	55	2,411,141							
	ส.ค.	56	2,698,012							

ตารางที่ ข.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	ก.ย.	57	3,210,512							
	ต.ค.	58	4,712,807							
	พ.ย.	59	3,300,455							
	ธ.ค.	60	3,127,465							
2551	ม.ค.	61	2,362,283							
	ก.พ.	62	2,711,443							
	มี.ค.	63	3,027,034							
	เม.ย.	64	2,690,411							
	พ.ค.	65	2,934,824							
	มิ.ย.	66	3,554,788							
	ก.ค.	67	2,859,792							
	ส.ค.	68	2,762,761							
	ก.ย.	69	2,904,041							
	ต.ค.	70	2,949,254							
	พ.ย.	71	3,140,471							
	ธ.ค.	72	3,613,539							
2552	ม.ค.	73	2,659,110							
	ก.พ.	74	3,611,204							
	มี.ค.	75	4,612,004							

ตารางที่ ข.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	เม.ย.	76	3,279,122							
	พ.ค.	77	3,783,998							
	มิ.ย.	78	4,964,856							
	ก.ค.	79	3,647,814							
	ส.ค.	80	3,963,826							
	ก.ย.	81	4,407,900							
	ต.ค.	82	4,220,748							
	พ.ย.	83	4,482,945							
	ธ.ค.	84	5,118,632							
2553	ม.ค.	85	3,617,603							
	ก.พ.	86	4,722,763							
	มี.ค.	87	4,702,316							
	เม.ย.	88	3,307,412							
	พ.ค.	89	3,405,016							
	มิ.ย.	90	4,643,551							
	ก.ค.	91	4,019,436							
	ส.ค.	92	4,107,286							
	ก.ย.	93	4,580,100							
	ต.ค.	94	4,133,076							

ตารางที่ ข.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	พ.ย.	95	5,349,442							
	ธ.ค.	96	8,413,209							
2554	ม.ค.	97	3,331,166							
	ก.พ.	98	4,063,021							
	มี.ค.	99	5,081,845							
	เม.ย.	100	3,859,130							
	พ.ค.	101	4,711,728							
	มิ.ย.	102	6,580,437							
	ก.ค.	103	4,228,425							
	ส.ค.	104	4,946,577							
	ก.ย.	105	6,110,191							
	ต.ค.	106	3,911,631							
	พ.ย.	107	4,462,039							
	ธ.ค.	108	6,487,913							
2555	ม.ค.	109	4,200,923							
	ก.พ.	110	5,843,091							
	มี.ค.	111	6,109,017							
	เม.ย.	112	4,422,994							
	พ.ค.	113	5,727,576							

ตารางที่ ข.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	มี.ย.	114	6,047,112							
	ก.ค.	115	5,186,051							
	ส.ค.	116	5,680,412							
	ก.ย.	117	6,007,979							
	ต.ค.	118	6,199,999							
	พ.ย.	119	7,154,504							
	ธ.ค.	120	8,821,333							
2556	ม.ค.	121	5,158,606							
	ก.พ.	122	7,684,635							
	มี.ค.	123	9,464,354							
	เม.ย.	124	5,571,473							
	พ.ค.	125	5,944,880							
	มิ.ย.	126	8,391,391							
	ก.ค.	127	6,030,607							
	ส.ค.	128	6,628,725							
	ก.ย.	129	6,808,606							
	ต.ค.	130	6,560,329							
	พ.ย.	131	7,049,300							
	ธ.ค.	132	7,922,242							

ตารางที่ ข.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
2557	ม.ค.	133	7,027,057							
	ก.พ.	134	7,723,371							
	มี.ค.	135	8,553,185							
	เม.ย.	136	7,445,432							
	พ.ค.	137	8,480,391							
	มิ.ย.	138	9,637,908							
	ก.ค.	139	5,499,620							
	ส.ค.	140	7,254,905							
	ก.ย.	141	8,441,671							
	ต.ค.	142	7,010,920							
	พ.ย.	143	8,586,065							
	ธ.ค.	144	9,110,583							
2558	ม.ค.	145	6,496,204				0.775			
	ก.พ.	146	8,488,881				1.028			
	มี.ค.	147	9,506,244				1.131			
	เม.ย.	148	7,625,723				0.812			
	พ.ค.	149	7,438,144				0.932			
	มิ.ย.	150	11,072,697				1.157			
	ก.ค.	151	8,589,532				0.893			

ตารางที่ ข.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	ส.ค.	152	8,054,263				0.941			
	ก.ย.	153	8,524,638				1.049			
	ต.ค.	154	9,390,543				0.930			
	พ.ย.	155	11,021,875				1.108			
	ธ.ค.	156	9,589,143	8,130,695.000	47,844.000	8,178,539.000	1.244	6,336,650.232		
2559	ม.ค.	157	6,876,962	8,341,151.525	69,967.075	8,411,118.600	0.775	8,649,069.145	540,311.768	291,936,806,844.604
	ก.พ.	158	8,189,524	8,306,909.381	55,789.641	8,362,699.022	1.028	9,456,540.054	-459,545.145	211,181,740,701.382
	มี.ค.	159	8,882,940	8,244,417.485	39,697.699	8,284,115.184	1.131	6,728,192.670	-573,600.054	329,017,021,399.916
	เม.ย.	160	7,047,797	8,375,875.296	52,181.460	8,428,056.756	0.812	7,851,914.796	319,604.330	102,146,927,670.301
	พ.ค.	161	7,096,312	8,238,936.084	26,452.009	8,265,388.093	0.932	9,562,558.100	-755,602.796	570,935,585,604.991
	มี.ย.	162	9,342,838	8,221,103.514	20,427.190	8,241,530.704	1.157	7,355,648.568	-219,720.100	48,276,922,542.578
	ก.ค.	163	7,317,634	8,231,598.845	19,075.982	8,250,674.827	0.893	7,765,700.161	-38,014.568	1,445,107,398.540
	ส.ค.	164	7,372,221	8,153,192.887	5,813.780	8,159,006.667	0.941	8,561,653.646	-393,479.161	154,825,849,923.375
	ก.ย.	165	7,597,687	7,944,798.900	-23,328.715	7,921,470.185	1.049	7,363,323.396	-963,966.646	929,231,694,289.895
	ต.ค.	166	6,778,428	7,774,745.329	-43,290.308	7,731,455.021	0.930	8,569,544.746	-584,895.396	342,102,624,447.200
	พ.ย.	167	8,600,742	7,738,018.188	-42,397.403	7,695,620.785	1.108	9,575,968.767	31,197.254	973,268,676.816
	ธ.ค.	168	8,561,365	7,505,490.639	-68,264.190	7,437,226.448	1.244	5,762,288.680	-1,014,603.767	1,029,420,804,397.720
2560	ม.ค.	169	5,759,507	7,436,389.272	-68,378.086	7,368,011.186	0.775	7,576,452.223	-2,781.680	7,737,743.048
	ก.พ.	170	7,466,855	7,343,158.261	-71,759.272	7,271,398.989	1.028	8,222,497.977	-109,597.223	12,011,551,212.241

ตารางที่ ข.2 (ต่อ)

พ.ศ.	เดือน	t	Y_t	$\hat{T}_t(t)$	$\hat{\beta}_1(t)$	$\hat{T}_{t+1}(t)$	$\hat{S}_i(t)$	$\hat{Y}_{t+1}(t)$	e_t	e_t^2
	มี.ค.	171	9,094,956	7,451,307.751	-47,283.082	7,404,024.669	1.131	6,013,400.756	872,458.023	761,183,001,696.256
	เม.ย.	172	6,681,392	7,595,808.528	-21,191.311	7,574,617.217	0.812	7,056,816.384	667,991.244	446,212,302,254.945
	พ.ค.	173	6,845,098	7,521,625.985	-28,400.651	7,493,225.334	0.932	8,669,212.118	-211,718.384	44,824,674,218.787
	มิ.ย.	174	8,150,892	7,388,757.930	-42,613.211	7,346,144.719	1.157	6,556,507.623	-518,320.118	268,655,744,758.190
	ก.ค.	175	6,306,136	7,280,731.490	-51,512.536	7,229,218.954	0.893	6,804,285.464	-250,371.623	62,685,949,808.727
	ส.ค.	176	6,627,514	7,185,424.957	-57,470.613	7,127,954.344	0.941	7,479,718.891	-176,771.464	31,248,150,413.498
	ก.ย.	177	9,161,502	7,501,671.635	-6,627.200	7,495,044.436	1.049	6,966,943.605	1,681,783.109	2,828,394,426,803.180
	ต.ค.	178	7,012,527	7,506,479.330	-5,071.508	7,501,407.822	0.930	8,314,560.430	45,583.395	2,077,845,932.378
	พ.ย.	179	7,679,039	7,367,709.100	-23,260.924	7,344,448.176	1.108	9,138,990.644	-635,521.430	403,887,488,345.616
	ธ.ค.	180	7,987,456	7,128,658.075	-52,618.691	7,076,039.384	1.244	5,482,444.554	-1,151,534.644	1,326,032,035,835.890
							$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} = 651,879.183$			

ภาคผนวก ค

ภาคผนวก ค ผลลัพธ์การพยากรณ์เบี่ยงปรับกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ตารางที่ ค ค่า RMSE การพยากรณ์เบี่ยงปรับกันชีวิตรายใหม่ประเภทสามัญ ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม 13-6-1)

อัตรา การ เรียนรู้	ค่า โมเมนตัม	จำนวนรอบการเรียนรู้							
		500		1000		1500		2000	
		ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ
0.01	0.5	666,621.471	919,958.821	661,936.617	891,443.465	654,922.608	900,971.371	646,051.378	943,973.038
	0.6	665,987.643	913,794.735	659,002.382	891,345.262	648,984.352	926,782.619	629,872.744	1,005,513.869
	0.7	664,556.950	903,241.535	653,294.031	908,632.456	626,176.828	994,653.125	550,684.202	1,307,984.105
	0.8	660,074.739	894,753.436	618,595.958	978,565.167	538,989.329	1,416,371.647	518,074.140	1,561,871.823
	0.9	615,113.712	902,586.283	524,590.195	1,250,909.205	463,763.845	1,478,207.898	408,423.698	1,856,655.203
0.05	0.5	626,977.250	918,839.352	535,226.347	1,314,084.155	483,624.041	1,496,467.025	438,821.657	1,800,291.720
	0.6	599,295.462	929,173.787	525,921.836	1,233,541.021	452,394.105	1,627,017.266	422,165.174	1,776,439.256
	0.7	609,608.039	1,049,817.299	515,766.400	1,328,946.720	441,094.470	1,742,263.903	409,727.046	2,143,412.837
	0.8	554,901.877	1,403,193.643	425,534.554	2,108,223.625	388,773.418	2,146,676.958	370,760.468	2,034,137.435
	0.9	584,652.169	2,553,787.278	508,085.781	3,254,937.870	411,280.788	4,167,428.904	383,018.683	4,761,666.924
0.1	0.5	570,799.946	1,014,225.088	503,181.595	1,588,786.240	406,292.463	2,569,213.812	367,959.426	2,992,846.230
	0.6	553,732.953	1,447,880.386	433,858.260	2,438,241.704	408,956.558	2,709,568.603	399,612.234	2,781,055.951
	0.7	566,043.223	2,770,331.595	469,254.053	5,341,585.717	428,843.639	5,374,223.820	406,827.153	4,448,724.531
	0.8	600,905.672	4,541,305.114	517,529.549	3,818,386.480	441,311.507	4,877,156.543	412,237.861	5,466,069.145

ตารางที่ ค (ต่อ)

อัตรา การ เรียนรู้	ค่า โมเมนต์ัม	จำนวนรอบการเรียนรู้							
		500		1000		1500		2000	
		ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ
0.1	0.9	864,656.336	5,302,893.830	1,033,382.260	6,056,844.642	663,609.439	6,343,385.779	707,681.308	6,373,282.966
0.15	0.5	545,880.338	1,752,676.022	458,799.522	2,778,795.667	424,498.075	3,784,205.497	413,917.822	4,620,347.749
	0.6	530,666.027	1,892,083.924	439,712.664	3,547,353.630	403,313.660	4,550,223.311	394,356.476	4,956,701.016
	0.7	548,873.771	3,331,814.889	468,065.641	4,740,292.183	416,553.983	6,210,360.260	403,907.936	6,950,078.973
	0.8	604,138.628	4,867,408.404	509,461.575	5,427,398.865	511,298.521	4,645,977.114	458,012.887	3,470,534.541
	0.9	802,385.986	12,008,365.134	1,916,353.417	6,821,586.743	2,004,231.186	7,903,198.591	1,508,039.162	10,145,320.691
0.2	0.5	534,629.735	1,892,624.853	452,703.738	4,100,931.317	416,305.366	5,015,860.349	406,052.704	5,544,098.543
	0.6	549,047.033	2,004,418.045	442,039.904	4,831,167.845	432,677.682	5,668,751.465	411,078.293	6,601,892.293
	0.7	590,042.983	3,661,083.336	460,610.948	6,200,706.340	437,786.783	7,611,466.169	425,796.341	8,470,945.697
	0.8	587,315.220	4,755,363.926	581,809.202	7,908,452.683	472,032.778	11,124,308.333	458,491.729	12,975,321.009
	0.9	1,123,279.384	12,341,855.040	1,431,655.220	8,931,943.364	1,027,180.951	6,121,904.641	2,059,799.560	6,604,445.920
0.25	0.5	560,695.971	3,780,536.799	455,387.356	3,664,096.439	447,847.266	3,392,492.493	418,712.885	2,891,998.236
	0.6	603,319.080	3,054,579.817	471,067.447	5,296,422.156	445,495.583	6,617,970.972	428,483.683	6,996,762.584
	0.7	760,261.753	5,248,036.865	583,985.321	5,724,655.282	477,277.116	5,191,637.938	484,399.492	4,655,830.413

ตารางที่ ค (ต่อ)

อัตรา การ เรียนรู้	ค่า โมเมนต์	จำนวนรอบการเรียนรู้							
		500		1000		1500		2000	
		ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ
0.25	0.8	783,425.528	9,496,738.110	797,430.442	11,921,558.739	820,641.334	12,940,745.043	889,004.310	12,543,992.985
	0.9	988,287.909	5,509,075.928	3,256,498.167	6,804,948.662	1,942,262.720	5,737,829.814	2,332,945.613	8,082,155.408
0.3	0.5	616,618.452	5,257,824.431	482,656.144	3,593,336.736	428,739.437	2,659,266.194	435,890.391	2,629,380.187
	0.6	675,858.998	3,001,721.258	660,374.791	2,949,508.617	661,675.622	3,578,900.688	658,176.946	3,784,565.179
	0.7	754,055.597	2,892,669.434	707,945.503	2,848,666.807	784,936.790	2,429,940.998	613,467.485	2,769,883.048
	0.8	917,630.147	11,693,945.826	1,003,079.589	15,797,858.646	922,512.954	19,346,519.256	977,249.643	16,179,369.716
	0.9	1,227,104.429	2,659,644.523	2,534,360.366	2,939,882.813	2,599,172.605	3,804,709.268	2,723,214.530	1,950,446.610
0.35	0.5	710,434.920	5,471,510.037	456,897.906	6,176,889.331	477,266.061	6,319,614.110	556,857.256	6,655,852.964
	0.6	830,827.792	2,428,930.335	722,672.114	3,483,926.293	745,785.128	3,686,425.156	1,085,645.201	4,816,262.165
	0.7	989,288.806	5,216,332.609	1,323,003.958	9,137,630.066	1,215,151.024	14,516,047.567	1,174,401.942	15,627,950.161
	0.8	848,597.300	9,300,391.614	1,989,807.617	9,010,896.032	1,144,143.896	8,374,244.889	1,146,845.188	7,793,533.712
	0.9	1,402,023.663	1,582,723.393	1,394,752.025	1,601,857.694	1,394,748.357	1,601,545.724	1,394,745.618	1,601,318.417
0.4	0.5	726,920.977	3,747,941.601	723,131.413	5,128,322.902	644,782.638	4,334,334.682	851,936.258	4,224,088.027
	0.6	763,878.916	4,909,160.599	534,590.692	4,178,711.435	523,444.150	4,079,209.888	780,263.100	6,666,210.247

ตารางที่ ค (ต่อ)

อัตรา การ เรียนรู้	ค่า โมเมนต์	จำนวนรอบการเรียนรู้							
		500		1000		1500		2000	
		ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ	ชุดการฝึกสอน	ชุดการทดสอบ
0.4	0.7	839,293.055	10,215,186.956	1,117,769.619	11,053,014.982	1,908,097.022	13,946,587.820	1,566,338.543	13,865,575.536
	0.8	2,215,668.954	3,051,513.370	2,018,598.358	6,065,520.310	1,716,858.843	2,623,549.487	1,253,072.852	2,626,778.598
	0.9	4,180,012.900	1,232,739.501	4,179,915.820	1,232,502.625	8,466,667.481	5,125,593.907	8,535,760.931	5,140,817.371
0.45	0.5	579,407.069	4,536,376.811	659,048.654	4,357,273.099	721,365.440	3,016,546.290	585,597.631	3,426,595.895
	0.6	689,979.666	2,269,002.969	766,698.003	2,617,778.111	827,706.535	2,685,728.260	896,506.501	2,441,093.754
	0.7	1,075,352.673	8,091,433.429	1,036,013.416	5,856,310.115	1,059,681.301	6,153,594.840	1,132,037.688	6,287,433.009
	0.8	1,900,609.039	1,506,423.643	7,441,965.965	11,567,356.622	5,229,291.845	8,171,214.456	5,320,752.385	8,237,575.982
	0.9	2,273,216.455	4,023,762.776	1,602,002.213	4,503,643.976	1,188,595.687	4,721,715.539	704,853.491	2,723,432.278
0.5	0.5	832,730.303	2,387,765.029	764,188.791	3,333,639.631	862,996.913	4,191,595.746	666,718.176	2,467,345.807
	0.6	1,229,670.025	3,398,112.456	1,099,983.914	2,731,084.038	1,027,726.018	2,766,799.926	992,709.502	4,137,376.268
	0.7	1,229,264.193	8,024,738.000	2,015,076.475	2,382,375.036	2,101,575.839	3,691,746.441	2,515,557.741	3,292,119.275
	0.8	1,129,955.669	2,959,803.905	3,127,133.866	1,960,853.338	2,286,139.318	2,993,876.322	1,659,906.753	2,097,648.205
	0.9	988,287.909	5,509,075.928	3,256,498.167	6,804,948.662	1,942,262.720	5,737,829.814	2,332,945.613	8,082,155.408

Plagiarism Checking Report

Created on Jun 26, 2020 at 12:31 PM

Submission Information

ID	SUBMISSION DATE	SUBMITTED BY	ORGANIZATION	FILENAME	STATUS	SIMILARITY INDEX
1686939	Jun 26, 2020 at 12:31 PM	60605084@kmitl.ac.th	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง	บทที่ 1-5 นศดล 26.06.20 Full paper.docx	Completed	7.46 %

Match Overview

NO.	TITLE	AUTHOR(S)	SOURCE	SIMILARITY INDEX
1	การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับงานทางการเกษตร,Applying of artificial neural network in the agriculture	ศุภโชค แสงสว่าง	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ	1.06 %
2	ระบบเรียนรู้และจดจำสถานที่แบบอัตโนมัติด้วยเซ็นเซอร์ฟิวชัน,Automatic scene learning and recognition system using sensor fusion	ณัฐฉา พิจนปริญา	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี	0.34 %
3	การศึกษาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร,A comparative study to determine optimal models for forecasting the number of patients having Epidemiological-Surveillance diseases in Ba	ดาว สงวนรังศิริกุล,หรรษา เขียวอนันตวานิช,มณีนีรัตน์ แสงเกษม	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี	0.34 %
4	การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารทางอากาศในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ,A comparative of forecasting methods for the numbers of air passengers in the northeast of Thailand	สวินัย กระจงกลาง	มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์	0.33 %
5	แรงจูงใจในการทำงานของตัวแทนธุรกิจประกันชีวิต บริษัทไทยประกันชีวิต จังหวัดชลบุรี	ธรากร โพลีธอนันต์	มหาวิทยาลัยบูรพา	0.33 %

Match Details

TEXT FROM SUBMITTED DOCUMENT

TEXT FROM SOURCE DOCUMENT(S)

กลุ่มหนึ่งร่วมกันเฉลี่ยภัยอันเนื่องจากการตายการสูญเสียอวัยวะทุพพลภาพและ การสูญเสียรายได้ในยามชราโดยที่เมื่อบุคคลใดต้องประสบภัยเหล่านั้นก็ได้รับเงินเฉลี่ยช่วยเหลือเพื่อบรรเทาความเดือดร้อนแก่ตนเองและครอบครัวโดย บริษัทประกันชีวิตจะทำหน้าที่เป็นแกนกลางในการนำเงินก่อนดังกล่าวไปจ่ายให้แก่ผู้ได้รับภัยคปก 2561 ประกันชีวิตประเภทสามัญ คือเป็นการประกันชีวิตที่มี จำนวนเงินเอาประกันภัยค่อนข้างสูงตั้งแต่ 50 000 บาทขึ้นไปเหมาะสำหรับผู้ที่มี

วงศ์, 2552 \,หน้า 1)ซึ่งในการศึกษาคั้งนี้จะกล่าวถึงเฉพาะการประกันชีวิต(Life Insurance)\ n การประกันชีวิตเป็นวิธีการที่บุคคลกลุ่มหนึ่งร่วมกันเฉลี่ย ภัยอันเนื่องจากการตาย\ n การสูญเสียอวัยวะทุพพลภาพและการสูญเสีย รายได้ในยามชราโดยที่เมื่อบุคคลใดต้องประสบ\ n ภัยเหล่านั้นก็ได้รับเงินเฉลี่ย ช่วยเหลือเพื่อบรรเทาความเดือดร้อนแก่ตนเองและครอบครัว\ n โดยบริษัท ประกันชีวิตจะทำหน้าที่เป็นแกนกลางในการนำเงินก่อนดังกล่าวไปจ่ายให้แก่ผู้ ได้รับภัย\ n ประกันชีวิตถือได้ว่าเป็นปัจจัยสำคัญอีกประการหนึ่งในการดำรงชีวิต ประโยชน์ของการทา\ n ประกันชีวิตพอจะสรุปได้ดังนี้\ n1 .ประกันชีวิตช่วย สร้างหลักประกันและความมั่นคงให้แก่ผู้เอาประกันภัยและ\ n ครอบครัวอาทิ หากผู้เอาครอบครัวทาประกันชีวิตไว้แล้วเกิดเสียชีวิตก่อนวัยอันสมควรเงิน ประกัน\ n ชีวิตที่ได้รับจะช่วยบรรเทาความเดือดร้อนทางการเงินของครอบครัว ได้ระยะหนึ่งหรือหากทา\ n ประกันชีวิตเพื่อการศึกษาของลูกไว้ลูกก็จะมีเงินใช้ จ่ายเพื่อการศึกษาได้ต่อไปเป็นต้น\ n 2 \ n2 .ประกันชีวิตช่วยให้เกิดการออม ทรัพย์อย่างมีวินัยและต่อเนื่องเพราะการประกันชีวิต\ n เป็นสัญญาระยะยาวและ ผู้เอาประกันภัยต้องจ่ายเงินเบี้ยประกันภัย

เมื่อขนาดของที่วัดด้วยมีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วง เวลาที่มีสหสัมพันธ์กันสูงเมื่อมีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่ามีสหสัมพันธ์กันต่ำมีค่าน้อยค่า 0 แสดงว่ามีสหสัมพันธ์กันในทางตรงกันข้ามและถ้ามีค่ามากกว่า 0 แสดงว่ามีสหสัมพันธ์กันในทางตามกัน 2 นั้นคือการวัดสหสัมพันธ์ระหว่างและหรือระหว่างและซึ่งต่างก็เป็นค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ค่าเป็นค่าประมาณของซึ่งจะคำนวณได้จากสมการ

=\ n --\ n =\ n -\ n \ n \ n \ n สำหรับ k = 1 \, 2 \, ... \ n และ() k 1 \ n2 \ nk j \ nj 1 \ n1 \ n \ n r \ n 2 r \ n n \ n -\ n =\ n \ n =+\ n \ n \ n สำหรับ k = 1 \, 2 \, ... \ n ความหมายของ\ nk \ n r \ n จะเป็นพหุคูณเดียวกับความหมายของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์\ n นั่นคือเป็นค่าวัดสหสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตในอนุกรมเวลาที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลาหรือค่าวัด\ n สหสัมพันธ์ระหว่าง\ nt \ n Y \ n และ\ nt k \ n Y \ n -\ n 12 \ n คุณสมบัติของ\ nk \ n r \ n มีดังนี้\ n1 .\ nk \ n r \ n มีค่าระหว่าง- 1 ถึง 1 เมื่อขนาดของ\ nk \ n r \ n ที่วัดด้วย\ nk \ n r \ n มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่ามี\ n สหสัมพันธ์กันต่ำถ้า\ nk \ n r \ n มีค่าน้อยกว่า 0 แสดงว่ามีสหสัมพันธ์กันทางตรงกันข้ามและถ้า\ nk \ n r \ n มีค่า\ n มากกว่า 0 แสดงว่ามีสหสัมพันธ์กันทางตามกัน\ n2 .\ nk k \ n r r \ n -\ n =\ n นั่นคือการวัดสหสัมพันธ์ระหว่าง\ nt \ n Y \ n และ\ nt k \ n Y -\ n หรือระหว่าง\ nt \ n Y \ n และ\ nt k \ n Y +\ n ซึ่งต่าง\ n ก็เป็นค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ค่าไม่ต่างกัน\ nkk \ n r \ n เป็นค่าประมาณของ\ nkk \ n \ n ซึ่ง\ n1 \ nk 1 \ nk k \ nk k 1 \, j k j \ nj 1 \ nk 1 \ nk 1 \, j j \ nj 1 \ n r \ n r r \ n 1 r r \ n -\ n --\ n =\ n -\ n -\ n

2555 โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณลักษณะคล้ายกับการส่งผ่านสัญญาณในสมองมนุษย์คือมีความสามารถในการรวบรวมความรู้ knowledge โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ learning process และความรู้เหล่านี้จะเก็บอยู่ในโครงข่ายในรูปแบบค่าน้ำหนัก weight ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ๆเข้าไปค่าน้ำหนักทำหน้าที่เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะอย่างของมนุษย์การประมวลผลต่างๆเกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อยเรียกว่าโหนด

ประสาทเทียมคือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์\ n ที่พัฒนาขึ้นเพื่อจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาท\ n ในสมองมนุษย์มีคุณลักษณะคล้ายกับการส่งผ่านสัญญาณ\ n ประสาทในสมองของมนุษย์กล่าวคือมีความสามารถ\ n ในการรวบรวมความรู้(Knowledge)โดยผ่านกระบวนการ\ n เรียนรู้(Learning Process)และความรู้เหล่านี้จะจัดเก็บอยู่\ n ในโครงข่ายในรูปแบบค่าน้ำหนัก(Weight)ซึ่งสามารถปรับ\ n เปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ๆเข้าไปค่าน้ำหนัก\ n เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้เพื่อใช้ในการแก้ปัญหา\ n เฉพาะอย่างของมนุษย์[1]\, [2]\ n การประมวลผลต่างๆเกิดขึ้นในหน่วยประมวลผล\ n ย่อยเรียกว่าโหนด(Node)ซึ่งโหนดเป็นการจำลองลักษณะ\ n การทำงานมาจากเซลล์การส่งสัญญาณ(Signal)ระหว่าง\ n โหนดที่เชื่อมต่อกัน(Connection)จำลองมาจากการเชื่อมต่อ\ n ของเดนไดรต์และแอกซอนในระบบประสาทของมนุษย์\ n ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออกที่เรียกว่า\ n ฟังก์ชันกระตุ้น(Activation Function)หรือฟังก์ชัน\ n การเปลี่ยนแปลงซึ่งทำหน้าที่เสมือนกระบวนการทำงาน\ n ในเซลล์[1]\, [2]\ ดังรูปที่ 2 \ n 324 \ n The Journal of KMUTNB ., Vol . 26 \, No . 2 \, May .-- Aug . 2016 \ n วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือปีที่ 26 \ n ฉบับที่ 2 \ n พ.ศ

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นายณฤตล พิทักษ์วิทยกุล
วัน เดือน ปีเกิด	24 กุมภาพันธ์ 2535
ที่อยู่ปัจจุบัน	358 ถนนลาดพร้าว ซอย 132 แขวงคลองจั่น เขตบางกะปิ กรุงเทพมหานคร 10240
ประวัติการศึกษา	(2556) วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาคณิตศาสตร์ประยุกต์ เกรดเฉลี่ย 2.40 (สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง) (2563) วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติและการวิเคราะห์ธุรกิจ เกรดเฉลี่ย 3.43 (สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง)