

# การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศ โดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์, วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

## Comparison of the Sales Forecasting Models for the Air Conditioners by Holt-Winters Exponential Smoothing Method, Box-Jenkins Method and Artificial Neural Networks

พรรณิภา คุ่มสิน\* และสมศรี บัณฑิตวิไล

ภาควิชาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
ถนนฉลองกรุง เขตลาดกระบัง กรุงเทพมหานคร 10520

Pannipa Khumsin\* and Somsri Banditvilai

Department of Statistics, Faculty of Science, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang,  
Chalongkrung Road, Ladkrabang, Bangkok 10520

### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาหาตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศ รุ่น A-3 โดยใช้ข้อมูลยอดขายเครื่องปรับอากาศ จำนวน 132 ค่า ตั้งแต่เดือนเมษายน พ.ศ. 2548 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2559 ซึ่งผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ดังนี้ ชุดที่ 1 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนเมษายน พ.ศ. 2548 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2558 สำหรับการสร้างและคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนชุดที่ 2 เป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนเมษายน พ.ศ. 2558 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2559 สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ โดยใช้เกณฑ์ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error, RMSE) เป็นเครื่องมือวัดประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ ส่วนค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error, MAPE) ใช้เพื่อแสดงเปอร์เซ็นต์ของค่าความคลาดเคลื่อนจากค่าจริง ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ให้ความถูกต้องของการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3 มากที่สุด ซึ่งมีค่า RMSE ของข้อมูลชุดที่ 1 เท่ากับ 4,252.7092 และมีค่า MAPE ของข้อมูลชุดที่ 2 เท่ากับ 14.26 %

**คำสำคัญ :** เครื่องปรับอากาศ; การพยากรณ์; วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์; วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์; วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

## Abstract

This research objective is to study the forecasting models for the air conditioner sales model A-3. The data collected from April, 2005 to March, 2016 of 132 values were used and divided into 2 sets. The first set had 120 values from April, 2005 to March, 2015 for constructing and selection the forecasting models by Holt-Winters exponential smoothing method, Box-Jenkins method and artificial neural networks. The second set had 12 values from April, 2015 to March, 2016 for comparing performance of the forecasting model which used root mean square error (RMSE) as a criteria and mean absolute percentage error (MAPE) to show percentage of error. The result suggest that the forecasting by Holt-Winters exponential smoothing method has the highest forecasting accuracy which the RMSE was 4,252.7092 for first set and the MAPE was 14.26 % for second set respectively.

**Keywords:** air conditioner; forecasting; Holt-Winters exponential smoothing method; Box-Jenkins method; artificial neural networks

## 1. บทนำ

ปัจจุบันโลกของเรากำลังประสบกับปัญหาอุณหภูมิเฉลี่ยบนพื้นผิวโลกที่เพิ่มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง หรือที่เรียกกันว่าภาวะโลกร้อน (global warming) ทำให้สภาพอากาศของโลกร้อนขึ้นอย่างมาก ซึ่งส่งผลกระทบต่อสิ่งมีชีวิตโดยเฉพาะกับมนุษย์ ดังนั้นมนุษย์ส่วนใหญ่จึงได้เลือกหาวิธีเพิ่มความสบายให้กับการใช้ชีวิตประจำวันด้วยการหันมาใช้เครื่องปรับอากาศกันมากขึ้น ทำให้ยอดจำหน่ายเครื่องปรับอากาศเพิ่มสูงขึ้น ตามมา จากแนวโน้มยอดจำหน่ายเครื่องปรับอากาศที่เพิ่มมากขึ้น ทำให้บริษัทที่ดำเนินธุรกิจในด้านนี้ต่างต้องมีการแข่งขันกันเพื่อทำให้ผลประกอบการของบริษัทเพิ่มสูงขึ้น ซึ่งการพยากรณ์ยอดขายก็เป็นอีกวิธีการหนึ่งที่มีบทบาทสำคัญที่บริษัทใช้ช่วยในการตัดสินใจสถานการณ์ต่าง ๆ ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ถ้าการพยากรณ์ยอดขายมีความถูกต้องแม่นยำสูง จะทำให้ธุรกิจได้ผลกำไรตามที่คาดการณ์ มีเงินทุนหมุนเวียนในธุรกิจเพิ่มมากขึ้น แต่ถ้าหากการพยากรณ์ยอดขายมีความคลาดเคลื่อนสูง จะส่งผลให้เกิดปัญหาเกี่ยวกับ

การวางแผนการผลิตที่ไม่มีประสิทธิภาพ มีการผลิตสินค้าเกินความต้องการของลูกค้า ทำให้มีสินค้าคงคลังจำนวนมาก เงินลงทุนกลายเป็นเงินจม และในทางตรงกันข้าม หากการพยากรณ์ยอดขายสินค้าน้อยเกินไป การผลิตสินค้าไม่เพียงพอต่อความต้องการของลูกค้า ทำให้สินค้าขาดตลาดจะส่งผลให้บริษัทเสียโอกาสทางธุรกิจ

ในปัจจุบันเทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์มีหลากหลายวิธี การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (time series analysis) จะเป็นการพยากรณ์ที่อาศัยข้อมูลในอดีตที่เก็บรวบรวมอย่างต่อเนื่องมาพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลด้วยการสร้างสมการหรือตัวแบบเชิงคณิตศาสตร์แทนลักษณะการเคลื่อนไหวดังกล่าว [1] ซึ่งมีงานวิจัยที่พยายามศึกษาและพัฒนาวิธีการสำหรับใช้วิเคราะห์อนุกรมเวลาอย่างมากมาย เช่น ปี ค.ศ.1960 Winters ได้มีการพัฒนาวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ขึ้นมา ซึ่งเป็นวิธีที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีฟังก์ชันเชิงเส้นแสดงแนวโน้ม (trend) และอิทธิพลของฤดูกาล (seasonal)

อย่างเด่นชัด จึงเหมาะสำหรับการพยากรณ์ระยะสั้น และระยะปานกลาง [2] ส่วนอนุกรมเวลาที่ไม่มีความเป็นเชิงเส้นของแนวโน้มหรือฤดูกาลที่เด่นชัดจะกำหนดรูปแบบของความสัมพันธ์ได้ยากขึ้น ดังนั้นในปี ค.ศ. 1970 George E.P. Box และ Gwilym M. Jenkins ได้มีการนำเสนอวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ขึ้นมา เพื่อใช้อธิบายลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาเมื่อข้อมูลมีสหสัมพันธ์ในตนเอง โดยวิธีนี้จะให้ค่าพยากรณ์ที่มีค่าความถูกต้องสูงกว่าวิธีอื่นในการพยากรณ์ระยะสั้น [3,4] แต่ก็มีอนุกรมเวลาส่วนใหญ่ที่ลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้น จึงมีงานวิจัยที่ศึกษาวิธีที่จะใช้กับข้อมูลในลักษณะดังกล่าว ซึ่งในปี ค.ศ. 1943 Mc Culloch และ Pitts เป็นผู้จัดทำเนติการ จัดรูปแบบคณิตศาสตร์ของประสาทเทียม ต่อมาได้มีนักวิจัยคิดค้นรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ ต่าง ๆ มากมาย [5] วิธีนี้เป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่เลียนแบบการทำงานของโครงข่ายสมองมนุษย์ ทำให้เชื่อว่าผลที่ได้จะคล้ายกับการคิดและการตัดสินใจของมนุษย์ และสามารถวิเคราะห์ข้อมูลโดยไม่ขึ้นกับรูปแบบการแจกแจงของข้อมูล สามารถใช้กับข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์หรือไม่ครบถ้วนในการหาค่าพยากรณ์ได้ จุดเด่นอีกประการหนึ่งของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม คือ ให้ความถูกต้องในการทำนายสูงกว่าวิธีการพยากรณ์แบบอื่น ๆ เมื่อข้อมูลมีรูปแบบไม่เป็นเชิงเส้น [6] เนื่องจากวิธีการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ดังกล่าวต่างก็เป็นวิธีการที่ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำ ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกใช้เป็นวิธีในการศึกษาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์

## 2. ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

Yan Xia [7] ได้ศึกษาหาตัวแบบเพื่อพยากรณ์การซื้อเครื่องปรับอากาศจากเว็บไซต์ขายสินค้าออนไลน์ของประเทศจีน (Tmall) ซึ่งใช้เทคนิคการ

พยากรณ์ 2 วิธี เปรียบเทียบกัน คือ วิธี ARIMA และวิธี VAR โดยวิธี ARIMA พิจารณาจากตัวแปรเดียว ส่วนวิธี VAR พิจารณาตัวแปร 5 ตัวแปร ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบที่ได้จากวิธี ARIMA ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำกว่าวิธี VAR

ดาว และคณะ [2] ได้ศึกษาหาตัวแบบพยากรณ์ของประชากรที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร โดยการใช้เทคนิคการพยากรณ์เปรียบเทียบกัน 5 วิธี ประกอบด้วยวิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบง่าย วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีสัดส่วนกับแนวโน้ม และวิธีปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ ซึ่งผลการศึกษาพบว่าผลการพยากรณ์ด้วยวิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่ายเป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดกับอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นแนวโน้มและฤดูกาล ส่วนการพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดกับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและฤดูกาล

Abhishek Singh และ G.C. Mishra [6] ได้ศึกษาการพยากรณ์อนุกรมเวลาของราคาน้ำมันถั่วลิสงในมুমไบ ประเทศอินเดีย โดยการใช้รูปแบบ ARIMA ซึ่งเป็นวิธีการของบ็อกซ์และเจนกินส์ เปรียบเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยเกณฑ์ที่ใช้สำหรับวัดความแม่นยำของการพยากรณ์มี 3 เกณฑ์ คือ MSE, RMSE และ MAPE จากผลการศึกษาพบว่าผลการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ราคาน้ำมันถั่วลิสงในมুমไบดีกว่ารูปแบบ ARIMA

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศที่ได้จากการพยากรณ์ 3 วิธี คือ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Holt-Winters exponential smoothing method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks) ซึ่งพยากรณ์

เครื่องปรับอากาศ รุ่น A-3 โดยใช้เกณฑ์ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error, RMSE) และค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error, MAPE) เป็นเครื่องมือในการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ ส่วนค่า MAPE ใช้สำหรับแสดงเปอร์เซ็นต์ของค่าความคลาดเคลื่อนจากค่าจริง

### 3. วิธีการวิจัย

#### 3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลจากบริษัทผลิตและจำหน่ายเครื่องปรับอากาศแห่งหนึ่งมาเป็นกรณีศึกษา โดยนำข้อมูลมูลค่ายอดขายเครื่องปรับอากาศ (บาท) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2558 รวม 12 เดือน ของเครื่องปรับอากาศทั้ง 12 รุ่น มาวิเคราะห์ด้วยวิธี ABC analysis เพื่อเลือกรุ่นการพยากรณ์ โดยรุ่นที่มีเปอร์เซ็นต์ของมูลค่ายอดขายมากที่สุด คือ รุ่น A-3 คิดเป็น 47.62 % ของยอดขายรวม ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกรุ่น A-3 มาใช้ในการพยากรณ์เพื่อหาตัวแบบ จากนั้นจึงเก็บรวบรวมปริมาณยอดขายเครื่องปรับอากาศ (เครื่อง) โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนเมษายน พ.ศ. 2548 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2559 รวม 132 เดือน มาใช้ในการวิจัย ซึ่งผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด โดยข้อมูลชุดที่ 1 จำนวน 120 ค่า ใช้สำหรับหาตัวแบบพยากรณ์ และข้อมูลชุดที่ 2 จำนวน

12 ค่า ใช้สำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์

#### 3.2 การพยากรณ์วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์

เป็นวิธีการที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีทั้งแนวโน้ม (trend) และอิทธิพลของฤดูกาล (seasonal) ซึ่งเหมาะสำหรับการพยากรณ์ระยะสั้นและระยะปานกลาง วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์ มีพารามิเตอร์ที่ใช้ในการปรับให้เรียบ 3 ค่า ได้แก่  $\alpha$ ,  $\gamma$  และ  $\delta$  ซึ่งพารามิเตอร์ทั้ง 3 ค่า จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยที่  $\alpha$  เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับแนวโน้ม  $\gamma$  เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับค่าความลาดชัน (slope) และ  $\delta$  เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับอิทธิพลของฤดูกาล สำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้มี 2 รูปแบบ คือ รูปแบบบวก (additive model) และ รูปแบบคูณ (multiplicative model)

3.2.1 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบบวกมีรูปแบบสมการพยากรณ์  $p$  ช่วงเวลาล่วงหน้าเป็นเวลา  $t$  เป็นดังสมการที่ (1) [2]

$$\hat{Y}_t(p) = \hat{T}_t(t) + p\hat{\beta}_1(t) + \hat{S}_i(t); p = 1, 2, \dots \quad (1)$$

โดยที่  $\hat{T}_t(t)$  เป็นค่าแนวโน้ม ณ เวลา  $t$ ;  $\hat{\beta}_1(t)$  เป็นค่าความลาดชัน ณ เวลา  $t$ ;  $\hat{S}_i(t)$  เป็นค่าดัชนีฤดูกาลที่  $i$  ณ เวลา  $t$

ค่า  $\hat{T}_t(t)$ ,  $\hat{\beta}_1(t)$  และ  $\hat{S}_i(t)$  หาได้จากสมการที่ (2), (3) และ (4) ตามลำดับ

$$\hat{T}_t(t) = \alpha(Y_t - \hat{S}_i(t-1)) + (1-\alpha)\hat{T}_t(t-1) ; 0 < \alpha < 1 \quad (2)$$

$$\hat{\beta}_1(t) = \gamma(\hat{T}_t(t) - \hat{T}_t(t-1)) + (1-\gamma)\hat{\beta}_1(t-1) ; 0 < \gamma < 1 \quad (3)$$

$$\hat{S}_i(t) = \delta(Y_t - \hat{T}_t(t)) + (1-\delta)\hat{S}_i(t-1) ; 0 < \delta < 1 \quad (4)$$

3.2.2 วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์ รูปแบบคูณมีรูปแบบสมการพยากรณ์  $p$  ช่วงเวลาล่วงหน้า ที่เวลา  $t$  เป็นดังสมการ

ที่ (5) [2]

$$\hat{Y}_t(p) = (\hat{T}_t(t) + p\hat{\beta}_1(t))\hat{S}_i(t); p = 1, 2, \dots \quad (5)$$

ค่า  $\hat{T}_t(t)$ ,  $\hat{\beta}_1(t)$  และ  $\hat{S}_i(t)$  หาได้จากสมการที่ (6), (7) และ (8) ตามลำดับ

$$\hat{T}_t(t) = \frac{\alpha Y_t}{\hat{S}_i(t-1)} + (1 - \alpha)\hat{T}_t(t-1) \quad (6)$$

$$\hat{\beta}_1(t) = \gamma(\hat{T}_t(t) - \hat{T}_t(t-1)) + (1 - \gamma)\hat{\beta}_1(t-1) \quad (7)$$

$$\hat{S}_i(t) = \frac{\delta Y_t}{\hat{T}_t(t)} + (1 - \delta)\hat{S}_i(t-1) \quad (8)$$

การสร้างสมการพยากรณ์ต้องกำหนดค่าเริ่มต้นของ ค่า  $\hat{T}_t(t)$ ,  $\hat{\beta}_1(t)$  และ  $\hat{S}_i(t)$  และกำหนดค่าปรับให้เรียบ  $\alpha$ ,  $\gamma$  และ  $\delta$  ที่เหมาะสม ที่ให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด

งานวิจัยนี้นำข้อมูลปริมาณยอดขายทั้ง 120 เดือน ไปหาสมการเพื่อกำหนดค่าเริ่มต้นของ ค่า  $\hat{T}_t(t)$ ,  $\hat{\beta}_1(t)$  และ  $\hat{S}_i(t)$  จากนั้นผู้วิจัยใช้โมดูล Solver ในโปรแกรม Microsoft Excel ในการปรับค่าพารามิเตอร์  $\alpha$ ,  $\gamma$  และ  $\delta$  ที่เหมาะสม โดยทำให้ตัวแบบพยากรณ์มีค่า RMSE ต่ำที่สุด แล้วนำตัวแบบพยากรณ์ที่ได้ไปพยากรณ์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบกับข้อมูลชุดที่ 2

### 3.3 การพยากรณ์วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับนำไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลจริง เนื่องจากรูปแบบของข้อมูลธุรกิจและเศรษฐกิจโดยมากมักจะเปลี่ยนแปลงไปเรื่อย ๆ ซึ่งในการวิเคราะห์ต้องมีการกำหนดตัวแบบโดยพิจารณาจากลักษณะของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเอง (autocorrelation function, ACF) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองบางส่วน (partial autocorrelation function, PACF) ซึ่งพิจารณาภายใต้อนุกรมเวลาที่ต้องมีความคงที่ (stationary) และต้องไม่มีแนวโน้มและความผันแปรของฤดูกาล กล่าวคือ อนุกรมเวลาต้องมีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ หากในกรณีอนุกรมเวลาไม่มีความคงที่ ต้องแปลงอนุกรมเวลาให้มีความคงที่ก่อนที่จะกำหนดตัวแบบ จากนั้นผู้วิจัยใช้โปรแกรม Minitab 16 ในการวิเคราะห์โดยมีขั้นตอนดังนี้

3.3.1 พิจารณากราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลชุดที่ 1 ว่าอนุกรมเวลามีการเคลื่อนไหวของข้อมูลคงที่หรือไม่ พบว่าข้อมูลยอดขายเครื่องปรับอากาศมีแนวโน้มและความผันแปรของฤดูกาล จึงแปลงอนุกรมเวลาใหม่ให้เป็นอนุกรมเวลาที่มีความคงที่โดยการหาผลต่าง 1 ครั้ง และหาผลต่างฤดูกาล 1 ครั้ง

3.3.2 กำหนดตัวแบบที่คาดว่าจะเหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาโดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF

3.3.3 ประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบอนุกรมเวลาที่เลือกไว้ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด

3.3.4 ตรวจสอบว่าพารามิเตอร์ทุกตัวมีค่าแตกต่างจากศูนย์

3.3.5 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยการตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน มีการแจกแจงปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์และความแปรปรวนคงที่

โดยตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ของงานวิจัยนี้ คือ  $ARIMA(p, d, q) \times SARIMA(P, D, Q)_L$  มีรูปแบบดังนี้ [4]

$$\phi_p(B)\phi_p(B^L)Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\theta_q(B^L)\varepsilon_t \quad (9)$$

$$\text{เมื่อ } \phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (10)$$

$$\phi_p(B^L) = (1 - \phi_{1L} B^L - \phi_{2L} B^{2L} - \dots - \phi_{pL} B^{pL}) \quad (11)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \quad (12)$$

$$\theta_q(B^L) = (1 - \theta_{1L} B^L - \theta_{2L} B^{2L} - \dots - \theta_{qL} B^{qL}) \quad (13)$$

โดยที่  $Z_t$  คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$  ซึ่ง  $Z_t = (1 - B^L)^D(1 - B)^d Y_t$  (14)

$B$  คือ Backward shift operator

$\theta_0$  คือ ค่าคงที่

$\phi_i$  คือ ค่าพารามิเตอร์ของการถดถอยในตัวเองตัวที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, p$

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

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

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

$\varepsilon_t$  คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา  $t$  ซึ่ง  $\varepsilon_t$  มีการแจกแจงแบบปกติ ที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ความแปรปรวนเท่ากับ  $\sigma_\varepsilon^2$  และเป็นอิสระต่อกัน

$p$  คือ อันดับที่ของการถดถอยในตัวเอง

$P$  คือ อันดับที่ของการถดถอยในตัวเองในส่วนฤดูกาล

$d$  คือ จำนวนครั้งของการหาผลต่างเพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่มีความคงที่เนื่องจากแนวโน้ม

$D$  คือ จำนวนครั้งของการหาผลต่างฤดูกาลเพื่อแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่มีความคงที่เนื่องจากฤดูกาล

$q$  คือ อันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

$Q$  คือ อันดับที่ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในส่วนฤดูกาล

$L$  คือ ช่วงของการเกิดฤดูกาล

3.3.6 หาตัวแบบที่เหมาะสมไปใช้พยากรณ์ โดยหากมีตัวแบบที่เหมาะสมหลายตัวแบบจะใช้เกณฑ์การคัดเลือกตัวแบบโดยเลือกตัวแบบที่ให้ค่า Akaike's information criterion (AIC) ต่ำสุดเป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งมีสูตรการคำนวณค่า AIC ดังสมการที่ (15) [8]

$$AIC = N \cdot \ln\left(\frac{SSE}{N}\right) + 2p \quad (15)$$

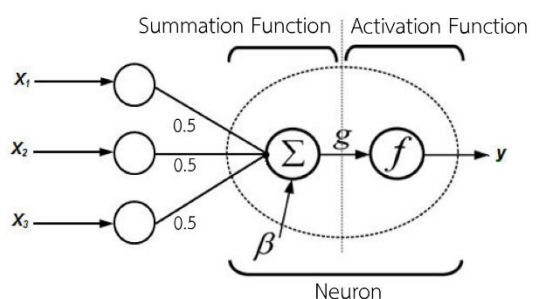
โดยที่  $N$  คือ ขนาดตัวอย่าง;  $SSE$  คือ ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองของตัวแบบ;  $p$  คือ จำนวนพารามิเตอร์ในตัวแบบ;  $\ln$  คือ ลอการิทึมฐาน  $e$

3.3.7 นำตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดไปพยากรณ์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบด้วยข้อมูลที่ชุดที่ 2

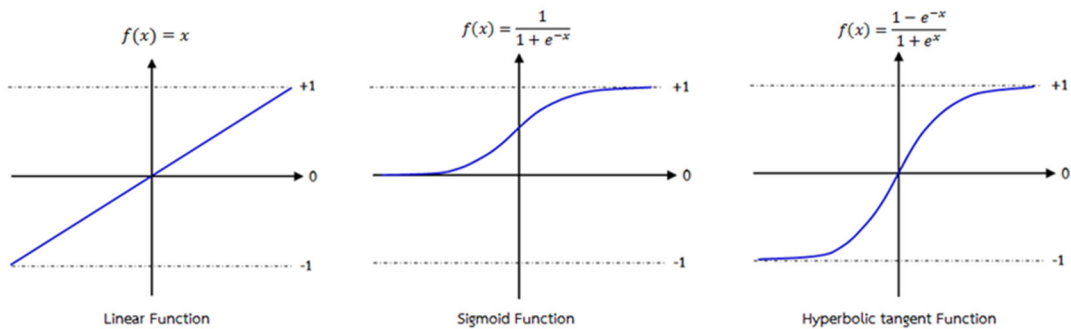
### 3.4 การพยากรณ์วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks, ANN) เป็นการจำลองการทำงานโครงข่าย

ประสาทของสมองมนุษย์ โดยเริ่มต้นการทำงานที่ใยประสาท (dendrite) ทำหน้าที่รับสัญญาณไฟฟ้าจากเซลล์อื่น ๆ เข้าตัวเซลล์หรือส่วนกลางเซลล์ (soma) ที่เชื่อมต่อกันที่จุดประสานประสาท (synapse) ส่วนกลางเซลล์จะทำหน้าที่รวมสัญญาณที่เข้ามาแล้วสร้างสัญญาณออกไปยังแกนประสาทนำออก (axon) จากนั้นแกนประสาทนำออกจะทำหน้าที่ส่งสัญญาณไปยังใยประสาทของเซลล์อื่น ๆ ต่อไป [5] โครงข่ายประสาทเทียมจะใช้หลักการนี้ในการรวบรวมความรู้โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้และความรู้เหล่านั้นจะถูกจัดเก็บอยู่ในโครงข่ายด้วยรูปแบบค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) ซึ่งจะมีการปรับเปลี่ยนค่าเมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ โดยหลักการทำงานของ ANN แสดงดังรูปที่ 1 จะมีการจำลองในหน่วยประมวลผลย่อยที่เรียกว่านิวรอน (neuron) ซึ่งมีองค์ประกอบ 2 ฟังก์ชันย่อย คือ ฟังก์ชันผลรวม (summation function) และฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) การทำงานในนิวรอน โดยเริ่มจากฟังก์ชันผลรวมทำหน้าที่ในการคำนวณผลรวมของข้อมูลที่ได้จากชั้นอินพุต แล้วส่งต่อไปยังฟังก์ชันกระตุ้นที่ทำหน้าที่ปรับค่าของข้อมูลที่ได้จากฟังก์ชันผลรวมให้อยู่ในช่วงที่ต้องการและส่งผลลัพธ์ต่อไป โดยฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมใช้ คือ ฟังก์ชันเชิงเส้น (liner function) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function) ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (hyperbolic tangent function) [9] แสดงดังรูปที่ 2



รูปที่ 1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม [10]



รูปที่ 2 ลักษณะกราฟของฟังก์ชันกระตุ้นในโครงข่ายประสาทเทียม

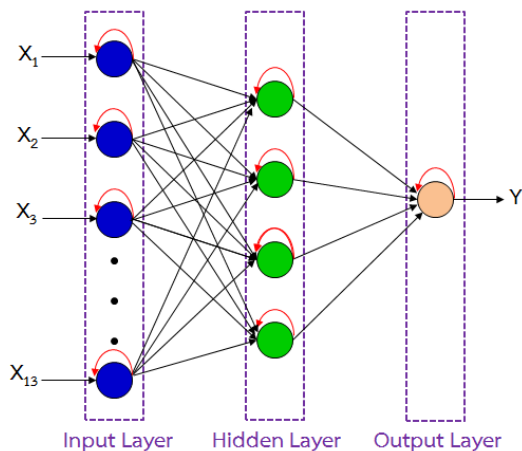
โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (back propagation neural networks, BPN) เป็นโครงข่ายที่มักนิยมใช้ในการพยากรณ์ เนื่องจากเป็นโครงข่ายหลายชั้น (multi-layer) ที่มีทิศทางการไหลของข้อมูลแบบไปข้างหน้าและย้อนกลับ โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยชั้นต่าง ๆ โดยชั้นแรกเรียกว่าชั้นข้อมูลนำเข้า (input layer) ส่วนชั้นสุดท้ายเรียกว่าชั้นผลลัพธ์ (output layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นผลลัพธ์เรียกว่าชั้นซ่อน (hidden layer) โดยมีค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวเชื่อมต่อระหว่างชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งชั้นผลลัพธ์จะมีการคำนวณค่าคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์กับค่าเป้าหมาย จากนั้นจะปรับปรุงค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างโหนด โดยส่งค่าคลาดเคลื่อนนั้นย้อนกลับจากโหนดในชั้นผลลัพธ์มายังชั้นซ่อนสุดท้าย ในทำนองเดียวกันค่าคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในชั้นซ่อนสุดท้ายจะนำมาใช้ปรับค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นซ่อนสุดท้ายกับชั้นซ่อนก่อนหน้าและจะเกิดในแต่ละชั้นซ่อนถัด ๆ ไป ซึ่งจะเกิดขึ้นในลักษณะอย่างนี้ซ้ำ ๆ กัน ดำเนินไปจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลนำเข้า เพื่อปรับค่าคลาดเคลื่อนทั้งหมดในชั้นผลลัพธ์ให้เข้าสู่ค่า threshold ต่ำที่สุดที่กำหนดไว้ หรือจำนวนรอบของการกระทำซ้ำ ๆ ถูกจำกัดโดยเวลาที่ใช้ในการคำนวณ

การสร้างตัวแบบ ผู้วิจัยได้ออกแบบให้อยู่ใน

ในรูปความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนำเข้า ตัวแปรผลลัพธ์ และจำนวนโหนดในชั้นซ่อน แสดงดังรูปที่ 3 ซึ่งจะได้ข้อมูลทั้งหมด 107 ลำดับ โดยแต่ละลำดับจะมีตัวแปรนำเข้า 13 ตัวแปร และตัวแปรผลลัพธ์ 1 ตัวแปร ส่วนการกำหนดโหนดชั้นซ่อนนั้นพิจารณาจากการทดลองปรับค่าโหนดซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยพารามิเตอร์อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 ค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.3 และจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 5,000 รอบ โดยเริ่มจาก 1 โหนด ถึง 12 โหนด ซึ่งงานวิจัยนี้จะไม่เลือกหน่วยซ่อนที่ให้ค่าผิดพลาดต่ำที่สุดเนื่องจากอาจทำให้เกิดปัญหา over fitting คือ เหตุการณ์ที่โครงข่ายประสาทเทียมมีกระบวนการเรียนรู้ข้อมูลได้ดีเกินไป แต่มีข้อผิดพลาดอย่างมากในระหว่างกระบวนการทดสอบ [11] ดังนั้นงานวิจัยนี้จะเลือกโหนดซ่อนที่ให้ค่าผิดพลาดที่ต่ำตั้งแต่ครั้งแรกของการทดลองปรับค่า ซึ่งคือโหนดซ่อนเท่ากับ 4 โหนด

ผู้วิจัยแบ่งข้อมูลชุดที่ 1 ออกเป็น 3 ส่วน คือ ส่วนข้อมูลในการเรียนรู้ จำนวน 75 ลำดับ (คิดเป็น 70 %) ส่วนข้อมูลในการทดสอบ จำนวน 20 ลำดับ (คิดเป็น 20 %) และส่วนข้อมูลในการทวนสอบ จำนวน 12 ลำดับสุดท้าย (คิดเป็น 10 %)

ซึ่งผู้วิจัยใช้โปรแกรม Weka 3.7.9 ในการสร้างตัวแบบ โดยใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ มีขั้นตอนดังนี้



รูปที่ 3 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับสำหรับอนุกรมเวลายอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3

3.4.1 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม กำหนดตัวแบบเป็น 13-4-1 ซึ่งโหนดที่อยู่ในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ ประกอบด้วย 2 ชั้นตอน คือ พิจารณาโหนดที่อยู่ในชั้นซ่อน

ขั้นตอนที่ 1 คำนวณค่าผลรวมของแต่ละโหนด โดยใช้ฟังก์ชันผลรวม ซึ่งเป็นการนำค่าของโหนดข้อมูลนำเข้าที่เชื่อมกันมาคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละเส้นเชื่อม ดังนั้นผลรวมของโหนดที่  $j$  ในชั้นซ่อน คือ

$$net_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + bias \text{ สำหรับ } j = 1, 2, \dots, k \quad (16)$$

โดยที่  $w$  คือ ค่าน้ำหนักของข้อมูลนำเข้าตัวที่  $i$ ;  $x$  คือ ค่าข้อมูลนำเข้าตัวที่  $i$ ;  $n$  คือ จำนวนโหนดในชั้นนำเข้า;  $k$  คือ จำนวนโหนดในชั้นซ่อน

ขั้นตอนที่ 2 ปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นซ่อนด้วยฟังก์ชันกระตุ้น โดยใช้ sigmoid function เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ ( $y_j$ ) ของชั้นซ่อน โดยที่

$$y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \quad (17)$$

พิจารณาโหนดที่อยู่ในชั้นผลลัพธ์

ขั้นตอนที่ 1 คำนวณค่าผลรวมของโหนด โดยใช้ฟังก์ชันผลรวม ซึ่งเป็นการนำค่าของโหนดในชั้นซ่อนมาคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละเส้นเชื่อม ดังนั้นผลรวมของโหนดที่  $m$  ในชั้นผลลัพธ์ คือ

$$net_m = \sum_{j=1}^k w_{jm} y_j + bias \text{ สำหรับ } j = 1, 2, \dots, k \quad (18)$$

โดยที่  $w$  คือ ค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ของข้อมูลตัวที่  $j$ ;  $y$  คือ ค่าข้อมูลผลลัพธ์จากโหนดชั้นซ่อนตัวที่  $j$ ;  $k$  คือ จำนวนโหนดในชั้นซ่อน;  $m$  คือ จำนวนโหนดชั้นผลลัพธ์ ( $m = 1$ )

ขั้นตอนที่ 2 ปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นซ่อนด้วยฟังก์ชันกระตุ้น โดยใช้ linear function เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ ( $y_m$ ) ของชั้นซ่อน โดยที่

$$y_m = f(net_m) = net_m \quad (19)$$

เนื่องจากโครงสร้างของโครงข่ายต้องปรับค่าพารามิเตอร์เพื่อให้ได้ตัวแบบที่เหมาะสม ซึ่งผู้วิจัยมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ดังนี้ อัตราการเรียนรู้ (0.05, 0.03, 0.01, 0.005 และ 0.001) ค่าโมเมนตัม (0.5, 0.4, 0.3, 0.2 และ 0.1) จำนวนรอบการเรียนรู้ (1000, 2000, 3000, 4000 และ 5000)

3.4.2 พิจารณาคัดเลือกตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

ใช้ข้อมูลชุดเรียนรู้ปรับค่าพารามิเตอร์ตามที่กำหนด เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม ซึ่งจะเลือกโครงข่ายที่ให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด จากนั้นนำโครงข่ายที่ได้รับคัดเลือกไปทดสอบโครงข่ายด้วยข้อมูลชุดทดสอบ

3.4.3 พยากรณ์ด้วยข้อมูลชุดทดสอบ

นำตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม พยากรณ์ยอดขายล่วงหน้า 12 เดือน ด้วยข้อมูลชุดทดสอบแล้วนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับข้อมูลชุดที่ 2

3.5 เปรียบเทียบเพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสม

การตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์เป็นการเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริง ( $Y_t$ ) กับค่าพยากรณ์ ( $\hat{Y}_t$ ) โดยจะพิจารณาเลือกตัวแบบที่เหมาะสมจากการหาตัวแบบด้วยข้อมูลชุดที่ 1 ซึ่งจะเลือกตัวแบบที่ให้ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำที่สุด จากนั้นตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ที่เลือกด้วยข้อมูลชุดที่ 2 ซึ่งเป็นข้อมูลยอดขาย 12 เดือน (ตั้งแต่เดือนเมษายน พ.ศ. 2558 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2559) เพื่อพิจารณาว่าค่าพยากรณ์ที่ได้มีความใกล้เคียงกับค่าจริงมากน้อยเพียงใด โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ซึ่งสูตรของค่า RMSE และ MAPE เป็นดังสมการที่ (20) และ (21) ตามลำดับ

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (20)$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{Y_t} \right| \quad (21)$$

เมื่อ  $Y_t$  คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา  $t$  ;  $n$  คือ ขนาด

ของอนุกรมเวลา;  $e_t$  คือ ค่าความคลาดเคลื่อนของอนุกรมเวลา  $t$  ซึ่ง  $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$

#### 4. ผลการวิจัย

##### 4.1 ผลการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศโดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์

การสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์ด้วยข้อมูลชุดที่ 1 พบว่าค่าประมาณพารามิเตอร์และค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์แสดงดังตารางที่ 1 โดยผู้วิจัยเลือกตัวแบบที่เหมาะสมเป็นตัวแบบที่ได้จากการพยากรณ์รูปแบบบวกเนื่องจากมีค่า RMSE ต่ำที่สุด และเมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของค่าคลาดเคลื่อนจากกราฟ ACF ดังรูปที่ 4 พบว่าค่าอยู่ในช่วงที่กำหนด แสดงว่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ มีค่าเฉลี่ยคงที่และความแปรปรวนคงที่ ดังนั้นแสดงว่าตัวแบบพยากรณ์ที่เลือกมีความเหมาะสม โดยมีตัวแบบพยากรณ์ดังสมการที่ (22)

ตารางที่ 1 ค่าประมาณพารามิเตอร์และค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์

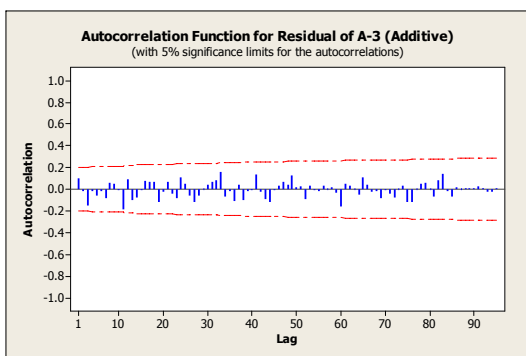
| รูปแบบการพยากรณ์ | $\alpha$ | $\gamma$ | $\delta$ | RMSE       |
|------------------|----------|----------|----------|------------|
| แบบบวก           | 0.3220   | 0.0000   | 0.0000   | 4,252.7092 |
| แบบคูณ           | 0.5685   | 0.0000   | 0.0029   | 4,833.6774 |

ตัวแบบพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3;  $\hat{Y}_t(p) = (19698.3804 + 59.2p) + \hat{S}_t(t)$  (22)  
เมื่อ  $\hat{Y}_t(p)$  คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลา  $t$  โดยที่  $p$  เป็น

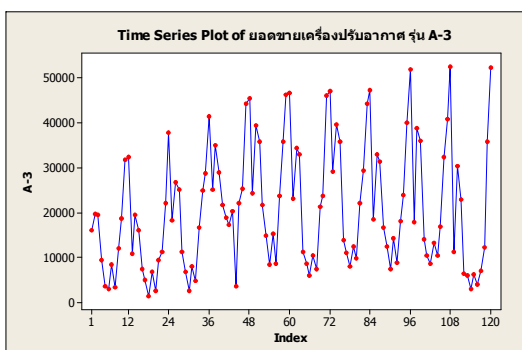
จำนวนช่วงเวลาล่วงหน้าพยากรณ์  $p = 1, 2, \dots, 12$  ;  
 $\hat{S}_t(t)$  คือ ค่าประมาณของดัชนีฤดูกาล ณ เวลา  $t$  แสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ค่าประมาณดัชนีฤดูกาลของตัวแบบพยากรณ์

|                              |                               |                                |                                |
|------------------------------|-------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|
| $\hat{S}_1(t) = -1403.4201$  | $\hat{S}_2(t) = 10929.8715,$  | $\hat{S}_3(t) = 8767.0799$     | $\hat{S}_4(t) = -6973.5868$    |
| $\hat{S}_5(t) = -10994.1285$ | $\hat{S}_6(t) = -15804.1285$  | $\hat{S}_7(t) = -10638.7535$   | $\hat{S}_8(t) = -14623.5868$   |
| $\hat{S}_9(t) = -3087.5451$  | $\hat{S}_{10}(t) = 4294.0799$ | $\hat{S}_{11}(t) = 17416.8299$ | $\hat{S}_{12}(t) = 22117.2882$ |



รูปที่ 4 กราฟ ACF ของค่าคลาดเคลื่อนสำหรับอนุกรมเวลายอดขายเครื่องปรับอากาศ รุ่น A-3 โดยการพยากรณ์วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์

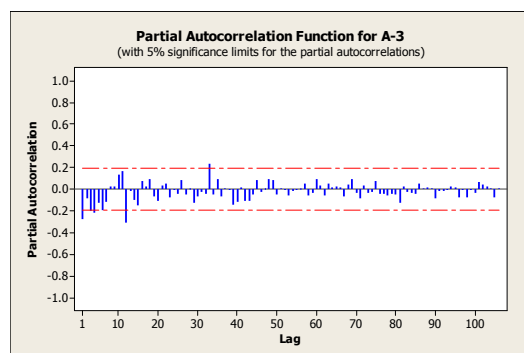
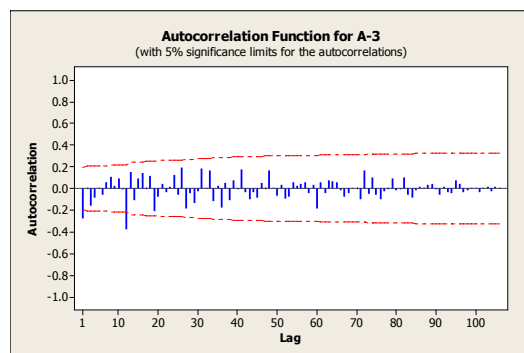


รูปที่ 5 อนุกรมเวลายอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3 ตั้งแต่เมษายน พ.ศ. 2548 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2558

#### 4.2 ผลการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศโดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

ผลการพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลายอดขายเครื่องปรับอากาศ รุ่น A-3 โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เมษายน พ.ศ. 2548 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2558 รวมทั้งสิ้น 120 เดือน แสดงดังรูปที่ 5 แล้วสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ โดยพิจารณารูป ACF และ PACF ของยอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3 พบว่าอนุกรมเวลายังไม่มีความคงที่

เนื่องจากมีส่วนของแนวโน้มและมีความผันแปรของฤดูกาล ซึ่งระยะห่างเวลาตามความยาวฤดูกาล คือ 12 หน่วย ดังนั้นผู้วิจัยจึงแปลงอนุกรมเวลาให้มีความคงที่ด้วยการหาผลต่างอันดับที่ 1 ( $d = 1$ ) และการหาผลต่างฤดูกาลอันดับที่ 1 ( $D = 1$ ) เพื่อให้อนุกรมเวลาที่มีความคงที่ แสดงดังรูปที่ 6



รูปที่ 6 กราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลายอดขายเครื่องปรับอากาศ รุ่น A-3 เมื่อแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างอันดับที่ 1 และการหาผลต่างฤดูกาลอันดับที่ 1

เมื่อหาผลต่างและผลต่างฤดูกาลของข้อมูลจะพบว่าอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ ผู้วิจัยจึงกำหนดตัวแบบทั้งหมดที่เป็นไปได้แสดงดังตารางที่ 3 โดยตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม คือ  $ARIMA(1,1,1) \times SARIMA(0,1,1)_{12}$  ไม่มีพจน์ค่าคงที่ เนื่องจากมีค่า AIC ที่ต่ำที่สุดแล้วประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยตัวแบบพยากรณ์ที่มี

พารามิเตอร์ทุกตัวมีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 มีค่าสถิติ Ljung-Box Q ไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 4 และเมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของค่าคลาดเคลื่อนจากกราฟ ACF ดังรูปที่ 7 พบว่าค่าอยู่ในช่วงที่กำหนด แสดงว่าคลาดเคลื่อนมี

การแจกแจงปกติ, มีค่าเฉลี่ยคงที่และความแปรปรวนคงที่ มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน (Ljung Box Q มี  $p\text{-value} > 0.05$ ) ดังนั้นแสดงว่าตัวแบบการพยากรณ์ที่เลือกมีความเหมาะสม

ตารางที่ 3 ตัวแบบที่เป็นไปได้สำหรับการพยากรณ์วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ของอนุกรมเวลายอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3

| ตัวแบบการพยากรณ์                           | พจน์ค่าคงที่ | DF  | p  | RMSE      | AIC       |
|--------------------------------------------|--------------|-----|----|-----------|-----------|
| ARIMA(1,0,0) × SARIMA(1,2,1) <sub>12</sub> | มี           | 92  | 28 | 4468.7081 | 2041.2807 |
| ARIMA(1,0,0) × SARIMA(1,2,1) <sub>12</sub> | ไม่มี        | 93  | 27 | 4704.0933 | 2052.8981 |
| ARIMA(1,1,1) × SARIMA(0,1,1) <sub>12</sub> | ไม่มี        | 104 | 16 | 4364.7990 | 2026.3465 |
| ARIMA(1,1,0) × SARIMA(1,1,0) <sub>12</sub> | ไม่มี        | 105 | 15 | 4572.7315 | 2036.6641 |
| ARIMA(0,1,1) × SARIMA(1,1,0) <sub>12</sub> | ไม่มี        | 105 | 15 | 4430.2274 | 2029.0657 |
| ARIMA(3,1,0) × SARIMA(1,1,0) <sub>12</sub> | ไม่มี        | 103 | 17 | 4440.1269 | 2031.2936 |
| ARIMA(4,1,1) × SARIMA(1,1,0) <sub>12</sub> | ไม่มี        | 101 | 19 | 4484.1868 | 2035.3104 |
| ARIMA(0,1,1) × SARIMA(1,2,1) <sub>12</sub> | ไม่มี        | 92  | 28 | 4687.5592 | 2052.7558 |
| ARIMA(2,1,1) × SARIMA(1,2,1) <sub>12</sub> | ไม่มี        | 90  | 30 | 4799.8689 | 2059.8007 |

ตารางที่ 4 การประมาณค่าพารามิเตอร์และทดสอบสมมติฐานของอนุกรมเวลายอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3

#### Final Estimates of Parameters

| Type   | Coef   | SE Coef | T     | P     |
|--------|--------|---------|-------|-------|
| AR 1   | 0.3784 | 0.1360  | 2.78  | 0.006 |
| MA 1   | 0.8510 | 0.0742  | 11.46 | 0.000 |
| SMA 12 | 0.5879 | 0.1004  | 5.86  | 0.000 |

Differencing: 1 regular, 1 seasonal of order 12

Number of observations: Original series 120, after differencing 107

Residuals: SS = 1981352830 (backforecasts excluded)

MS = 19051470 DF = 104

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

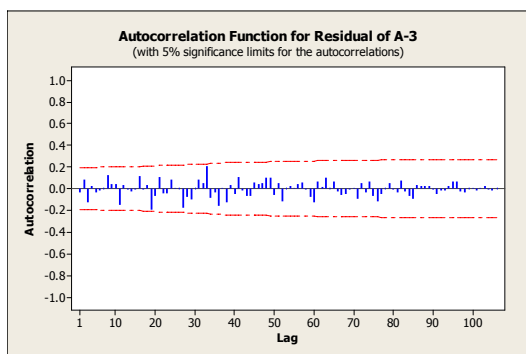
| Lag        | 12    | 24    | 36    | 48    |
|------------|-------|-------|-------|-------|
| Chi-Square | 7.9   | 18.4  | 39.0  | 49.6  |
| DF         | 9     | 21    | 33    | 45    |
| P-Value    | 0.546 | 0.623 | 0.217 | 0.296 |

### 4.3 ผลการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

การสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ สามารถสรุป

การปรับค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับตัวแบบพยากรณ์แสดงดังตารางที่ 5

### 4.4 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์



รูปที่ 7 กราฟ ACF ของค่าคลาดเคลื่อนสำหรับเครื่องปรับอากาศ รุ่น A-3 โดยการพยากรณ์วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี แสดงดัง

ตารางที่ 5 ค่าพารามิเตอร์และค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3

| ตัวแบบการพยากรณ์ | อัตราการเรียนรู้ | โมเมนต์ | จำนวนรอบการเรียนรู้ | RMSE            |                |                 |
|------------------|------------------|---------|---------------------|-----------------|----------------|-----------------|
|                  |                  |         |                     | ข้อมูลชุดฝึกสอน | ข้อมูลชุดทดสอบ | ข้อมูลชุดทวนสอบ |
| 13-4-1           | 0.001            | 0.4     | 3,000               | 5,475.3241      | 4,402.6234     | 4,672.5315      |

ตารางที่ 6 ค่า RMSE ของตัวแบบพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3 โดยใช้ด้วยข้อมูลชุดที่ 1

| วิธีการพยากรณ์                                    | RMSE       |
|---------------------------------------------------|------------|
| วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์ | 4,252.7092 |
| วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์                               | 4,364.7990 |
| วิธีโครงข่ายประสาทเทียม                           | 5,475.3241 |

ใช้สำหรับสร้างและคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม โดยใช้เกณฑ์ RMSE ในการพิจารณาเปรียบเทียบการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนข้อมูลชุดที่ 2 คือ ข้อมูลจำนวน 12 ค่า ที่ถัดจากส่วนแรก ใช้

ตารางที่ 6 พบว่าวิธีการพยากรณ์โดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์เป็นวิธีที่มีความถูกต้องในการพยากรณ์มากที่สุด เนื่องจากให้ค่า RMSE ต่ำที่สุด (RMSE เท่ากับ 4252.7092) และเมื่อนำตัวแบบที่คัดเลือกไปพยากรณ์เปรียบเทียบกับข้อมูลชุดที่ 2 พบว่ามีค่า MAPE เท่ากับ 14.26 %

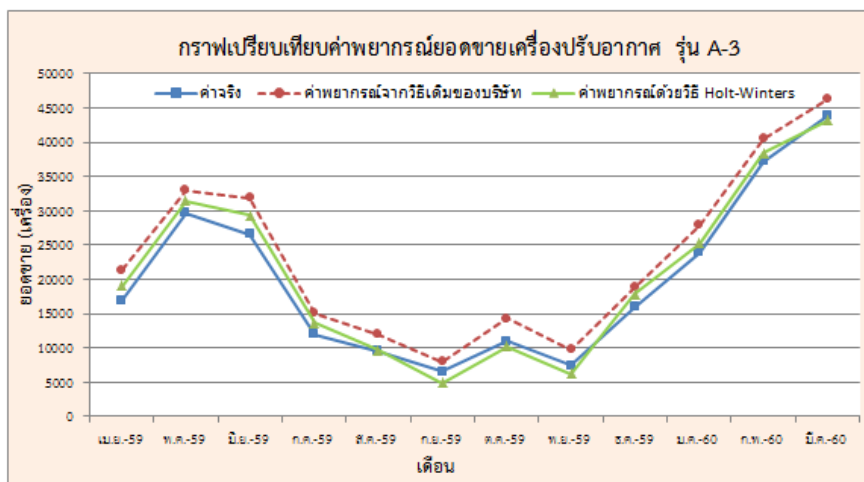
## 5. สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยครั้งนี้ได้เสนอวิธีการสร้างและคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลายอดขายเครื่องปรับอากาศรุ่น A-3 ของบริษัททรูศึกษา โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนเมษายน พ.ศ. 2548 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2559 จำนวน 132 ค่า ซึ่งผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 คือ ข้อมูลจำนวน 120 ค่าแรก

สำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ โดยพิจารณาค่า MAPE ผลการวิจัยพบว่าตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์เป็นวิธีที่มีความถูกต้องมากที่สุด เนื่องจากมีค่า RMSE ต่ำที่สุด ดังแสดงในตารางที่ 6 (RMSE = 4,252.7092) โดยมีตัวแบบพยากรณ์ดัง

สมการที่ (22) สอดคล้องกับงานวิจัยของดาวและคณะ [2] ที่พบว่าพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและความผันแปรของฤดูกาล วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม คือ วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ และเมื่อผู้วิจัยนำตัวแบบไปพยากรณ์เปรียบเทียบกับข้อมูลชุดที่ 2 พบว่าให้ค่า  $MAPE = 14.26\%$  จากนั้นจึงนำตัวแบบไปพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน พบว่าค่าพยากรณ์ยอดขายจากตัวแบบมีค่าใกล้เคียงกับยอดขายจริงโดยคิดเป็น  $MAPE = 9.59\%$  ซึ่งหากใช้ค่าพยากรณ์ยอดขายด้วยวิธีเดิมของบริษัท

จะได้ค่า  $MAPE = 19.97\%$  ดังรูปที่ 8 ที่แสดงยอดขายจริงเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ด้วยวิธีเดิมของบริษัท และวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ ซึ่งวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์สามารถช่วยลดปริมาณจัดเก็บสินค้าคงคลังลงได้จำนวน 29,559 เครื่อง ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าตัวแบบที่ได้จากวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์มีความสามารถในการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศ รุ่น A-3 ที่เหมาะสมและสามารถนำมาใช้งานได้จริง



รูปที่ 8 กราฟเปรียบเทียบยอดขายจริงกับค่าพยากรณ์ของเครื่องปรับอากาศ รุ่น A-3

## 6. รายการอ้างอิง

- [1] ทรงศิริ แด่สมบัติ, 2553, การพยากรณ์เชิงปริมาณ, สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ, 487 น.
- [2] ดาว สวงวันรังศิริกุล, หรรษา เชี่ยวอนันตวานิช และมณีนรัตน์ แสงเกษม, 2558, การศึกษาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร, ว.วิจัยและพัฒนา มจร. 38: 35-55.
- [3] ภูมิฐาน รังคกุลณวัฒน์, 2556, การวิเคราะห์อนุกรมเวลาสำหรับเศรษฐศาสตร์และธุรกิจ, สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพฯ, 440 น.
- [4] สมศรี บัณฑิตวิไล, 2558, อนุกรมเวลาและเลขดัชนี เล่ม 2, เอกสารประกอบการสอน, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, กรุงเทพฯ, 102 น.
- [5] พยุง มีสัจ, 2555, ระบบฟuzzyและโครงข่ายประสาทเทียม, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอม

- เกล้าพระนครเหนือ, กรุงเทพฯ, 394 น.
- [6] Singh, A. and Mishra, G.C., 2015, Application of Box-Jenkins method and artificial neural networks procedure for time series forecasting of prices, Stat. Trans. New Ser. 16: 83-96.
- [7] Xia, Y., 2016, An empirical analysis about forecasting Tmall air-conditioning sales using time series model, Int. J. Eng. Res. Sci. 2: 45-49.
- [8] Harvey, M. and Arthur, C., 2004, Fitting Models to Biological Data Using Linear and Nonlinear Regression: A Practical Guide to Curve Fitting, Oxford University Press, New York, 352 p.
- [9] ธนาวุฒิ ประกอบผล, 2552, โครงข่ายประสาทเทียม, ว. มฉก. วิชาการ 12: 73-87.
- [10] Hagan, M., Demuth, H. and Beale, M., 1996, Neural Networks Design, University of Colorado Bookstore, USA., 1012 p.
- [11] Satish, K., 2012, Neural Networks: A Classroom Approach, McGraw Hill Education, Columbus, 730 p.