การบริหารสินค้าคงคลังสำหรับสารกำจัดศัตรูพืชของธุรกิจ SME โดยการพยากรณ์ความต้องการและวางแผนการสั่งซื้อ

ประพันธ์ รุจิอาภา[3], รุธิร์ พนมยงค์[2], พันธ์เอก ยิ่งเจริญพรเลิศ[1]

[1] วิทยาลัยนวัตกรรมอุดมศึกษา มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ สาขาการบริหารเทคโนโลยี

โทร 0-2623-5055-8 โทรสาร 0-2623-5060 E-mail cie@tu.ac.th

บทคัดย่อ

สารกำจัดศัตรูพืชเป็นสินค้าที่สนับสนุนการผลิตสินค้าเกษตร (Agricultural Commodities) ซึ่งเป็นรากฐานทางเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทย ความต้องการสารกำจัดศัตรูพืชเป็นความต้องการที่สืบเนื่อง (Derived Demand) มาจากตัวสินค้าเกษตร โดยขึ้นกับปัจจัยต่างๆในการเพาะปลูกสินค้าเกษตร (Agro-Economic Factors) เช่น เมล็ดพันธุ์และพันธุ์พืชที่ใช้ ขนาดพื้นที่เพาะปลูก สภาพพื้นที่เพาะปลูก น้ำและปุ๋ย สภาพภูมิอากาศ และภัยธรรมชาติ เป็นต้น เกษตรกรรมในแต่ละภาคของประเทศไทยมีความแตกต่างกันในปัจจัยดังกล่าวอยู่มาก ซึ่งส่งผลต่อความต้องการสารกำจัดศัตรูพืชที่แตกต่างกัน วิธีการพยากรณ์ความต้องการสินค้าเกษตรแยกตามแต่ละภาคสามารถช่วยให้ได้ความถูกต้องของการพยากรณ์ดีขึ้น

ผู้วิจัย/ให้คำปรึกษาได้เลือกสินค้าสารกำจัดศัตรูพืชที่ขายดีในระดับต้นๆจำนวน 5 รายการ จากบริษัท SME รายหนึ่งซึ่งเป็นตัวแทนจำหน่ายสารกำจัดศัตรูพืชทั่วภูมิภาคของประเทศไทย รวบรวมข้อมูลอนุกรมเวลาของความต้องการสินค้าแต่ละรายการตั้งแต่ปี พ.ศ.2545-2549 รวม 60 เดือน จำแนกออกเป็นรายภาค จากนั้นนำเทคนิคพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบ Exponential Smoothing ของ Holt-Winter ทั้งรูปแบบบวกและรูปแบบคูณ และตัวแบบ ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) ของ Box-Jenkins มาทำการพยากรณ์ แล้วเลือกใช้ตัวแบบที่เหมาะสมกับลักษณะของสินค้าโดยพิจารณาจากค่าผิดพลาดในการพยากรณ์ (Forecasting Error) คือ MAPE (Mean Absolute Percentage Error) และ RMSPE (Root Mean Square Percentage Error)

จากผลการพยากรณ์ที่ได้ สามารถนำไปใช้วางแผนบริหารสินค้าคงคลังของสารกำจัดศัตรูพืช และเมื่อพิจารณาประกอบกับต้นทุนในการสั่งซื้อ ต้นทุนการเก็บรักษาสินค้าคงคลัง และต้นทุนค่าเสียโอกาสทางการขาย พบว่าบริษัทนี้สามารถประหยัดค่าใช้จ่ายในการบริหารสินค้าคงคลังปี พ.ศ. 2549 ได้เป็นจำนวนมาก หากนำวิธีการพยากรณ์และการวางแผนด้านสินค้าคงคลังเข้ามาประยุกต์ใช้ ดังนั้นในปี พ.ศ. 2550 ทางบริษัทจึงดำเนินการบริหารสินค้าคงคลังโดยใช้กระบวนการพยากรณ์มาช่วยประกอบการตัดสินใจ

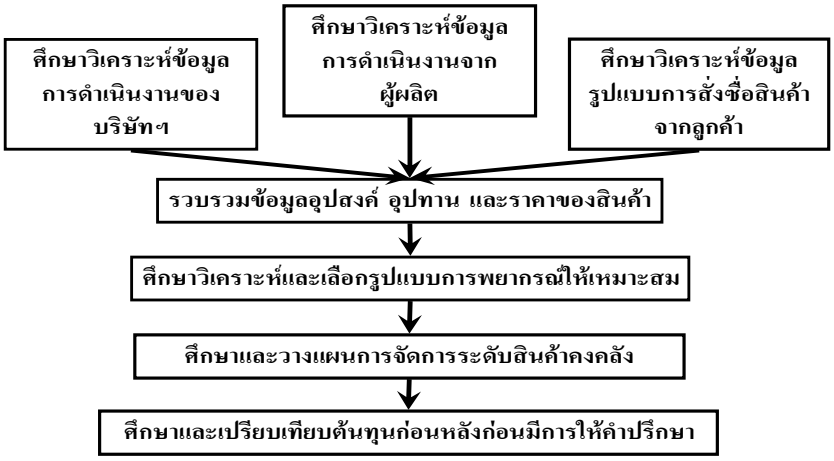
คำสำคัญ: สินค้าคงคลัง; โลจิสติกส์และโซ่อุปทาน; การพยากรณ์; สารกำจัดศัตรูพืช; SME

1. ที่มาและความสำคัญ

สินค้าเกษตร (Agricultural Commodities) เป็นรากฐานทางเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทย โดยมีผลผลิตขึ้นกับหลากหลายปัจจัย ได้แก่ เมล็ดพันธุ์และพันธุ์พืชที่ใช้ ขนาดพื้นที่เพาะปลูก สภาพพื้นที่เพาะปลูก น้ำและปุ๋ย สภาพภูมิอากาศ และภัยธรรมชาติที่ทำลายผลผลิตทางการเกษตร โดยเฉพาะภัยจากศัตรูพืช เช่น แมลง หนอน เพลี้ย วัชพืช ฯลฯ ทำให้ผลผลิตทางการเกษตรมีปริมาณน้อย คุณภาพด้อย ราคาตกต่ำ การกำจัดศัตรูพืชจึงเป็นกิจกรรมที่เร่งด่วน หากไม่สามารถควบคุมระดับของศัตรูพืชโดยเร็ว ผลเสียจะขยายลุกลามมากในอัตราที่เพิ่มขึ้น

สารกำจัดศัตรูพืช (Herbicide and Agricultural Insecticide) เป็นปัจจัยผลิตทางการเกษตรที่มีความต้องการสืบเนื่อง (Derived Demand) จากตัวสินค้าเกษตร โซ่อุปทานของสารกำจัดศัตรูพืชต้องสนับสนุนและช่วยผลักดันให้สินค้าไปถึงมือผู้ใช้อย่างรวดเร็ว ถูกต้อง ในราคาไม่สูงเกินไป ขณะเดียวกันผู้ส่งมอบก็ต้องจัดการสินค้าคงคลังให้มีระดับที่เพียงพอสำหรับลูกค้า ตลอดจนถึงปัญหาสินค้าหมดอายุก่อนจำหน่าย และการเสียหายเนื่องจากจัดเก็บมากเกินไปในพื้นที่จำกัด

บริษัทศูนย์กลางของการศึกษาในที่นี้คือผู้กระจายสินค้า ซึ่งเป็นธุรกิจ SME รายหนึ่งในกรุงเทพฯ จำหน่ายสารกำจัดศัตรูพืชมาแล้วเกือบ 40 ปี มีลูกค้ากระจายอยู่ทั่วประเทศ แต่บริษัทฯยังไม่เคยพยากรณ์ปริมาณความต้องการสารกำจัดศัตรูพืชและบริหารระดับสินค้าคงคลังจากข้อมูลที่มีอยู่อย่างเป็นระบบ ผู้วิจัยจึงศึกษาโซ่อุปทานของสารกำจัดศัตรูพืชโดยเน้นไปยังสมาชิก 3 ส่วน คือ ผู้ผลิต ผู้กระจายสินค้า และร้านค้าปลีก (รูปที่ 1) เพื่อวางแนวทางพยากรณ์ปริมาณความต้องการสารกำจัดศัตรูพืชจากข้อมูลอนุกรมเวลาของยอดขาย และสำหรับปรับปรุงแผนงานบริหารสินค้าคงคลังของบริษัทฯต่อไป



รูปที่ 1 : ขอบเขตของงานวิจัยเพื่อให้คำปรึกษา

2. บทความปริทัศน์และทฤษฎีพื้นฐาน

การพยากรณ์ความต้องการ (Demand Forecasting) เป็นหนึ่งในกิจกรรมหลักทางโลจิสติกส์เพื่อให้ข้อมูลพื้นฐานสำหรับวางแผนและควบคุมกิจกรรมต่างๆทางโลจิสติกส์ รวมถึงกิจกรรมการตลาด การผลิต การเงิน บุคลากร เป็นต้น วิธีพยากรณ์แบ่งตามลักษณะข้อมูลที่ใช้เป็น 2 ประเภทใหญ่ๆคือวิธีเชิงปริมาณ (Quantitative) และวิธีเชิงคุณภาพ/การใช้ดุลยพินิจ (Qualitative / Judgmental) แต่ละประเภทแบ่งย่อยได้อีกหลายวิธี ซึ่งต้องเลือกใช้ให้เหมาะสมกับลักษณะปัญหาและวัตถุประสงค์ เช่น ข้อมูลที่มี ค่าใช้จ่าย กรอบเวลา

ความซับซ้อนของตัวแบบพยากรณ์ ฯลฯ ในการพยากรณ์ความต้องการสินค้าเพื่อวางแผนสินค้าคงคลังอาจต้องคำนึงถึงประเด็นช่องทางจัดจำหน่ายและประเด็นด้านเวลา (Place and Time) ด้วย

การพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) เป็นวิธีเชิงปริมาณที่ใช้เพียงชุดข้อมูลในอดีตมาสร้างตัวแบบพยากรณ์ โดยพยายามให้ได้ตัวแบบที่เข้ากันได้ (Fit) กับรูปแบบ (Pattern) ของตัวมันเองในอดีต ภายใต้ข้อสมมติว่ารูปแบบในอนาคตก็ยังคงเหมือนในอดีต เหมาะสำหรับใช้พยากรณ์ในกรอบเวลาสั้นๆ เช่นล่วงหน้าไม่เกิน 6-12 เดือน แล้วแต่ว่าในกรอบเวลาดังกล่าวรูปแบบข้อมูลมีโอกาสเปลี่ยนไปเนื่องจากผลกระทบของปัจจัยใหม่ๆมากน้อยเพียงใด ซึ่งขึ้นกับแต่ละสินค้า/แต่ละสถานการณ์เป็นกรณีๆไป ตัวแบบพยากรณ์อนุกรมเวลามีมากมาย ในที่นี้จะกล่าวถึงเฉพาะตัวแบบ Exponential Smoothing ของ Holt-Winter และตัวแบบ ARIMA ของ Box-Jenkins โดยตัวแบบ Exponential Smoothing นิยมใช้กันมากกว่า ส่วนตัวแบบ ARIMA ซึ่งคำนวณซับซ้อนกว่าก็ใช้กันมากขึ้น เนื่องจากการประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์สะดวกรวดเร็วกว่าแต่ก่อนมาก

ในการเสนอวิธีพยากรณ์ให้กับบริษัท SME รายนี้ ผู้วิจัยเลือกวิธีของ Holt-Winter ซึ่งทำความเข้าใจได้ง่าย เหมาะกับข้อมูลขายของบริษัทฯที่มีทั้งแนวโน้ม (Trend) และผลของฤดูกาล (Seasonal) นอกจากนี้ยังได้พยากรณ์ด้วยตัวแบบ Seasonal ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) ของ Box-Jenkins เพื่อเปรียบเทียบกับวิธีของ Holt-Winter ด้วย

ตัวแบบของ Holt-Winter ยังแบ่งได้เป็นแบบคูณ (Multiplicative) และแบบบวก (Additive) ตามวิธีนำผลของฤดูกาลเข้ามาในตัวแบบ ดังนี้

Holt-Winter's แบบคูณ (Multiplicative) :

$$Y_{t+n} = (L_t + nT_t)\, S_{t+n-p} \quad (1)$$

$$L_t = \alpha(Y_t / S_{t-p}) + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1} \quad (3)$$

$$S_t = \gamma(Y_t / L_t) + (1-\gamma)S_{t-p} \quad (4)$$

Holt-Winter's แบบบวก (Additive) :

$$Y_{t+n} = (L_t + nT_t) + S_{t+n-p} \quad (5)$$

$$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-p}) + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (6)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1} \quad (7)$$

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1-\gamma)S_{t-p} \quad (8)$$

โดยที่

- Y_{t+n} คือค่าพยากรณ์ที่เวลา t+n
- L_t คือ องค์ประกอบค่าคงที่ (Level) ของข้อมูลอนุกรมเวลา, พยากรณ์ที่เวลา t
- T_t คือ องค์ประกอบแนวโน้ม (Trend) ของข้อมูลอนุกรมเวลา, พยากรณ์ที่เวลา t
- S_t คือ องค์ประกอบฤดูกาล (Seasonal) ของข้อมูลอนุกรมเวลา, พยากรณ์ที่เวลา t
- p คือ จำนวนของฤดูกาลที่ถูกแบ่งใน 1 คาบเวลา
- α, β, γ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแบบการพยากรณ์ โดยมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1

สำหรับการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบ ARIMA นั้น เงื่อนไขที่จำเป็นคืออนุกรมเวลาต้องมีคุณลักษณะ Stationary กล่าวคือถ้าพิจารณา*การแจกแจงร่วม*ของข้อมูลในอนุกรมเวลานั้น ระหว่าง 2 ช่วงเวลาใดๆที่ห่างเท่ากัน จะต้องมีการแจกแจงเหมือนกัน สามารถตรวจสอบได้โดยนำข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมาสร้างฟังก์ชันสหสัมพันธ์กับตัวมันเองเรียกว่า Correlogram ซึ่งประกอบด้วย Autocorrelation Function (ACF) และ Partial Autocorrelation Function (PACF) หากพบว่ายังไม่เป็นแบบ Stationary จะต้องแปลงข้อมูลก่อน เช่น หาผลต่าง (Difference) จำนวน d ครั้งใดๆจนกว่าจะได้ข้อมูลที่เป็น Stationary ดังนี้

ผลต่างครั้งที่ 1 (d = 1) : $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$

ผลต่างครั้งที่ 2 (d = 2) : $\Delta^2 Y_t = \Delta(Y_t - Y_{t-1}) = (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) = Y_t - 2Y_{t-1} - Y_{t-2}$

อนุกรมเวลาที่ไม่มีผลของฤดูกาล จำนวนครั้งของการหาผลต่างจนกระทั่งได้ข้อมูล Stationary มักจะไม่เกิน 2 ครั้ง ในบางกรณีอาจใช้ฟังก์ชัน เช่น Logarithm, Fractional Power มาช่วยแปลงอนุกรมเวลาด้วยอีกทางหนึ่ง หลังจากได้อนุกรมเวลาแบบ Stationary แล้วจึงเข้าสู่กระบวนการสร้างตัวแบบตามวิธีของ Box-Jenkins ซึ่งสรุปเป็น 4 ขั้นตอนหลักดังนี้

1) Identification: กำหนดตัวแบบ ARIMA (p,d,q) $(P,D,Q)_S$ จากการเลือกค่า p, d, q และ P, D, Q โดยใช้ Correlogram เป็นเครื่องมือช่วยพิจารณา โดยที่

- p แทนอันดับที่ (Order) ในส่วนของกระบวนการ Nonseasonal AR (Nonseasonal Autoregressive Terms)
- d แทนจำนวนครั้งในการหาผลต่างอนุกรมเวลา (Differences)
- q แทนอันดับที่ (Order) ในส่วนของกระบวนการ Nonseasonal MA (Nonseasonal Moving-Average Terms)
- S แทนจำนวนคาบของฤดูกาล (กรณีข้อมูลรายเดือนที่มีผลของฤดูกาล S = 12)
- P, D, Q ก็เช่นเดียวกับ p, d, q แต่เป็นส่วนของ Seasonal

2) Estimation: หลังจากกำหนดค่า p, d, q และ P, D, Q ขึ้นมาชุดหนึ่งแล้ว เท่ากับว่าได้เลือกตัวแบบ ARIMA ขึ้นมาแล้วหนึ่งตัวแบบ เพียงแต่เรายังไม่ทราบค่า Parameters ต่างๆในสมการตัวแบบ[1] ซึ่งในที่นี้จะประมาณการค่าโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ

3) Diagnostic: ตรวจสอบว่าตัวแบบที่ได้ เหมาะ (Fit) กับข้อมูลในอดีตหรือไม่ โดยสามารถพิจารณาจาก Correlogram ของ Residuals[2] รวมทั้งค่าสถิติทดสอบ เช่น Q Statistic ของ Ljung-Box, AIC (Akaike Information Criterion) , BIC (Bayesian Information Criterion) ซึ่งมีอยู่ในโปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ เช่น SPSS, Minitab, Eviews ฯลฯ หากตัวแบบที่เลือกไม่เหมาะ ให้ย้อนกลับไปทบทวนขั้นที่ 1) ใหม่

4) Forecasting: นำตัวแบบไปใช้งานพยากรณ์ เช่นเดียวกับตัวแบบพยากรณ์อื่นทั่วไป โดยควรตรวจสอบค่าผิดพลาดในการพยากรณ์ด้วย ไม่ว่าจะเป็นค่า MAPE, RMSE หรือ RMSPE ก็ตาม

---

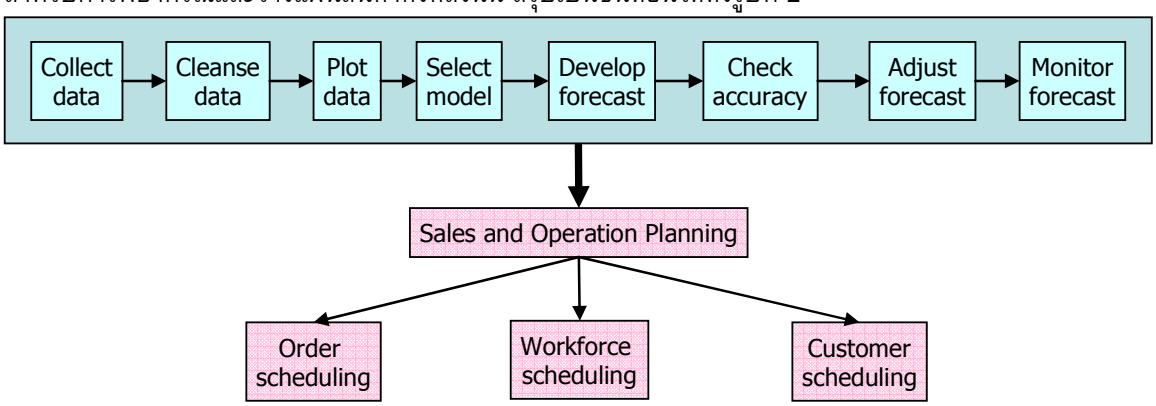
[1] สมการทั่วไปของตัวแบบ ARIMA(p,d,q) $(P,D,Q)_S$ คือ $\phi_p(B)\Phi_p(B^S)z_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t$ โดยที่

- B^k เป็นสัญลักษณ์แทนตัวดำเนินการเลื่อนเวลาย้อนหลัง (Backshift Operator) ไปจำนวน k งวด
- $\phi_p(B) = (1- \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \ldots - \phi_p B^p)$ เป็นปฏิบัติการในส่วนของกระบวนการ Nonseasonal AR อันดับ p
- $\Phi_p(B^S) = (1- \Phi_{1,S}B^S - \Phi_{2,S}B^{2S} - \ldots - \Phi_{P,S}B^{PS})$ เป็นปฏิบัติการในส่วนของกระบวนการ Seasonal AR อันดับ P
- $\theta_q(B) = (1- \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \ldots - \theta_q B^q)$ เป็นปฏิบัติการในส่วนของกระบวนการ Nonseasonal MA อันดับ q
- $\Theta_Q(B^S) = (1- \Theta_{1,S}B^S - \Theta_{2,S}B^{2S} - \ldots - \Theta_{Q,S}B^{QS})$ เป็นปฏิบัติการในส่วนของกระบวนการ Seasonal MA อันดับ Q
- $\delta = \phi_p(B)\Phi_p(B^S)\mu$ เรียกว่า constant term โดย μ คือค่าเฉลี่ยที่แท้จริงของอนุกรมเวลาที่ใช้ในตัวแบบ
- $\phi_1, \ldots, \phi_p$; $\Phi_1, \ldots, \Phi_p$; $\theta_1, \ldots, \theta_q$; $\Theta_1, \ldots, \Theta_Q$ เป็นพารามิเตอร์ที่ยังไม่ทราบค่า และต้องการประมาณการ
- $a_t, a_{t-1}, \ldots$ เป็นตัวแปรสุ่มที่เรียกว่า Random Shock หรือ White Noise ซึ่งเป็นอิสระจากกัน ค่า Mean เป็นศูนย์ และค่า Variance เท่ากันและคงที่ไปตลอดช่วงของอนุกรมเวลา

[2] ตัวแบบที่เหมาะนั้น ค่า Residuals ควรเป็นอิสระจากกัน และค่า Mean กับค่า Variance คงที่ ตลอดช่วงของอนุกรมเวลา

3. วิธีดำเนินการวิจัย

สำหรับการพยากรณ์และวางแผนสินค้าคงคลังนั้น สรุปเป็นขั้นตอนได้ดังรูปที่ 2[3]



รูปที่ 2 : การพยากรณ์และวางแผนสินค้าคงคลัง

3.1 การพยากรณ์ อาศัยการทำงานร่วมกันจากหลายฝ่ายตั้งแต่ผู้วิจัยซึ่งทำหน้าที่วิเคราะห์ข้อมูลของบริษัทฯ ฝ่ายการตลาด นำเสนอผลต่อเจ้าของบริษัทฯ สรุปเป็นขั้นตอนการพยากรณ์ตามรูปที่ 2 ดังนี้[4]

3.1.1 วัตถุประสงค์/ขอบเขต : เป็นการพยากรณ์ความต้องการสินค้าแยก 4 ภาคคือ ภาคเหนือ กลาง อีสาน และใต้ บริษัทฯมีสินค้าอยู่ 500 กว่ารายการ ในที่นี้ผู้วิจัยเลือกศึกษาสินค้าที่มีความสำคัญต่อยอดขายมากๆ โดยนำวิธี ABC Inventory Classification มาจัดแบ่งสินค้าคงคลังเรียงจากยอดขายมากไปน้อย พบว่าสินค้า 5 รายการแรก (ในที่นี้ใช้ชื่อย่อเป็น G, S, F, R และ H) มียอดขายรวมกันประมาณ 70% จึงสนใจศึกษาสินค้า 5 รายการนี้เป็นลำดับแรก

3.1.2 รวบรวมข้อมูลดิบ : ข้อมูลรายเดือนของยอดขายสินค้าทั้ง 5 รายการ ตั้งแต่เดือนมกราคม 2545 ถึงธันวาคม 2549 รวม 60 เดือน โดยจำแนกข้อมูลออกเป็น 4 ภาค ผลลัพธ์ในขั้นนี้จะได้ข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวน 5 x 4 = 20 อนุกรมเวลา

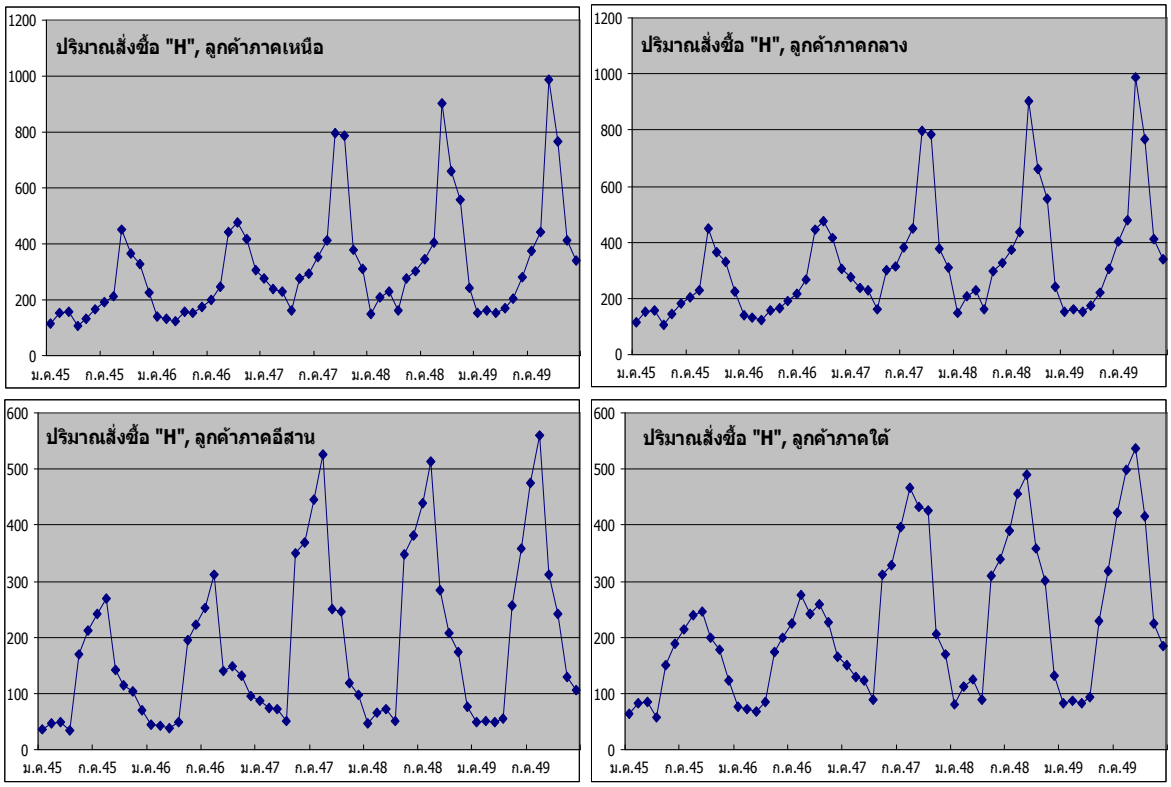
3.1.3 ปรับปรุงข้อมูลดิบ : เนื่องจากเราพยากรณ์ความต้องการสินค้า (Demand) จึงปรับปรุงข้อมูลดิบในขั้นก่อนให้เหมาะสมยิ่งขึ้น เช่น กรณีสูญเสียการขาย (Lost Sales) เนื่องจากบริษัทไม่มีสินค้าคงคลัง กรณีส่งมอบสินค้าย้อนหลัง (Backorder) การส่งเสริมการขาย (Promotion) ที่จัดขึ้นเป็นกรณีพิเศษ

3.1.4 พล็อตกราฟ : เป็นการแสดงรูปแบบ (Pattern) ข้อมูลในช่วงเวลาต่างๆ ดังตัวอย่างในรูปที่ 3 และรูปที่ 4 ช่วยตรวจสอบข้อมูลในเบื้องต้นและพิจารณาเลือกตัวแบบพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) ในขั้นต่อไป

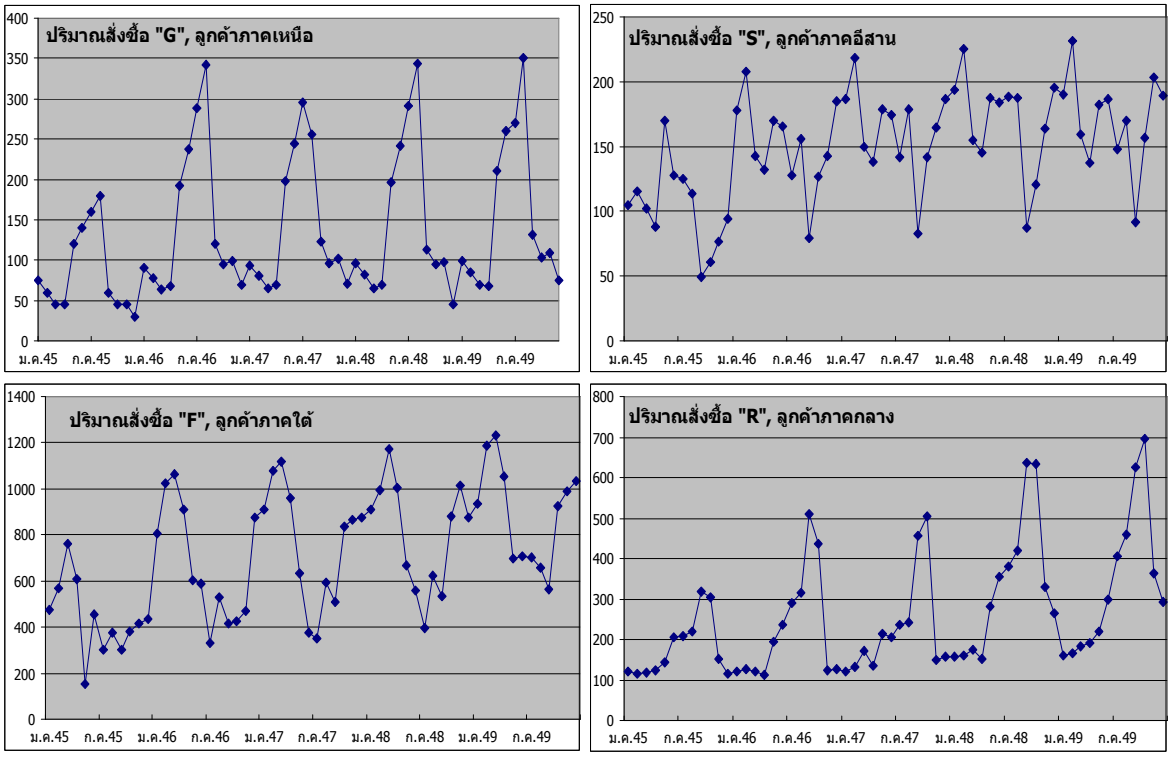
---

[3] บทความนี้ ไม่ได้นำเสนอรายละเอียดของการจัดเตรียมกำลังคน เนื้อหาอยู่ในรายงานฉบับสมบูรณ์

[4] เพื่อให้ชัดเจน จะลำดับขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยตัวแบบของ Holt-Winter เท่านั้น ส่วนการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARIMA จะมีบางขั้นตอนเพิ่มเติม ซึ่งได้กล่าวไว้แล้วในหัวข้อที่ 2 เช่น การแปลงข้อมูลให้มีคุณลักษณะ Stationary การพล็อตกราฟ Correlogram เพื่อประกอบการเลือกอันดับ (Order) ต่างๆของตัวแบบ เป็นต้น



รูปที่ 3 : ข้อมูลรายเดือน ปริมาณสั่งซื้อสินค้า H ของลูกค้าแยกตามภาค (ม.ค. 45 – ธ.ค.49)



รูปที่ 4 : ตัวอย่างข้อมูลรายเดือน ปริมาณสั่งซื้อสินค้า G, S, F และ R ของลูกค้า (ม.ค. 45 – ธ.ค.49)

3.1.5 เลือกเทคนิคพยากรณ์ : จากกราฟในหัวข้อ 3.1.4 ลักษณะยอดขายมีแนวโน้ม (Trend) และผลของฤดูกาล (Seasonal Effect) ผู้วิจัยจึงเลือกเทคนิคพยากรณ์ Exponential Smoothing ของ Holt-Winters ซึ่งเหมาะกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและผลของฤดูกาล และคำนวณง่าย โดยจะพิจาณาทั้งตัวแบบพยากรณ์ในรูปแบบบวกและในรูปแบบคูณ การพยากรณ์แต่ละอนุกรมเวลาจะเลือกใช้เพียงตัวแบบเดียว โดยอาศัยหลักเกณฑ์ที่จะกล่าวถึงในหัวข้อ 3.1.8

3.1.6 หาค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบพยากรณ์ : จากตัวแบบพยากรณ์ที่เลือก นำข้อมูลอดีต 48 เดือนแรกมาใช้ประมาณการค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบพยากรณ์เชิงปริมาณ (In-Sample Fitting Data) ให้สอดคล้องกับรูปแบบของข้อมูลในอดีต และนำข้อมูลอดีตอีก 12 เดือนถัดมาสำหรับทดสอบตัวแบบพยากรณ์ โดยเปรียบเทียบค่ากับข้อมูลจริงที่ไม่ได้ถูกนำไปใช้สร้างตัวแบบพยากรณ์ (Out-of-Sample Validation Data)

3.1.7 หาค่าพยากรณ์ : เป็นเพียงการนำตัวแบบพยากรณ์ที่ทราบค่าพารามิเตอร์แล้ว ไปใช้คำนวณค่าพยากรณ์แต่ละงวดออกมา

3.1.8 ประเมินผลพยากรณ์ : หลังจากหาค่าพยากรณ์ตามตัวแบบต่างๆที่เลือกมาแล้ว ควรประเมินผลของค่าพยากรณ์เทียบกับค่าที่เกิดขึ้นจริง ผู้วิจัยได้ประเมินค่าผิดพลาดในการพยากรณ์ (Forecast Error) แยกตามสินค้าแต่ละรายการในแต่ละภาค โดยคำนวณออกมาเป็นค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) และ Root Mean Square Percentage Error (RMSPE) ซึ่งเปรียบเสมือนดัชนีชี้คุณภาพของตัวแบบพยากรณ์ ตามสูตรดังนี้

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} |e_t / y_t|}{n} \qquad (9)$$

และ

$$RMSPE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n} (e_t / y_t)^2}{n}} \qquad (10)$$

โดยที่

e_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลที่เวลา t หรือเท่ากับ ค่าพยากรณ์ - ค่าจริง

y_t คือ ค่าจากการสังเกต หรือ ค่าของข้อมูลที่เกิดขึ้นจริง

n คือ จำนวนค่าสังเกต หรือ จำนวนข้อมูลทั้งหมดที่นำมาพยากรณ์

ผู้วิจัยพิจารณาจาก RMSPE ซึ่งสะท้อนถึงขนาดความผิดพลาดในการพยากรณ์ได้ดีกว่า โดยสามารถสรุปตัวแบบที่จะนำมาใช้พยากรณ์ความต้องการสินค้าของทั้ง 20 อนุกรมเวลา ที่พิจารณาจากค่าผิดพลาดในการพยากรณ์ ดังตาราง 1 ซึ่งจะเปรียบเทียบไปพร้อมๆกับการใช้ตัวแบบ ARIMA

3.1.9 ปรับปรุงค่าพยากรณ์ : เนื่องจากการพยากรณ์อนุกรมเวลาอาศัยเพียงข้อมูลอดีตมาเป็นตัวแทนหาค่าในอนาคต แต่สถานการณ์อนาคตอาจมีปัจจัยที่แตกต่างจากอดีต ก่อนจะนำค่าพยากรณ์ไปใช้ประกอบการวางแผนระยะสั้น-กลาง จึงนำผลพยากรณ์เชิงปริมาณ มาทบทวน/ปรับปรุงโดยผู้จัดการตลาดและเจ้าของบริษัทฯ เช่น แนวโน้มราคาตลาดสินค้าเกษตร สภาพภูมิอากาศ ภัยธรรมชาติ ฯลฯ ของแต่ละภาค[5]

3.1.10 ทบทวนตัวแบบพยากรณ์ : การพยากรณ์ค่าในอนาคตที่ไกลออกไปยิ่งมีโอกาสผิดพลาดสูงกว่าการพยากรณ์ในอนาคตที่ใกล้กับ In-Sample Data จึงควรตรวจสอบว่าตัวแบบพยากรณ์เดิม ยังคงเหมาะที่จะใช้พยากรณ์ข้อมูลในอนาคตข้างหน้าหรือไม่ เช่น ทบทวนจากสัญญาณติดตามค่าพยากรณ์ (Tracking Signal) หากได้ผลลัพธ์เกินช่วงที่ยอมรับ ก็ปรับปรุงค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบเดิมหรือเปลี่ยนตัวแบบการพยากรณ์ใหม่

[5] ซึ่งเป็นเหตุผลประการหนึ่งที่ใช้การพยากรณ์แยกเป็นรายภาค สำหรับบริษัท SME แห่งนี้ยังไม่เคยใช้วิธีพยากรณ์เชิงปริมาณมาก่อน ผู้วิจัยได้แนะนำผู้บริหารให้ทบทวนปรับปรุงค่าพยากรณ์ด้วย หลังจากได้ผลลัพธ์จากวิธีพยากรณ์เชิงปริมาณแล้ว

การพยากรณ์แยกแต่ละภูมิภาค มีส่วนช่วยในการวิเคราะห์ผลของการพยากรณ์ในภาพรวมได้ดียิ่งขึ้น และมีอิสระในการเลือกใช้วิธีการพยากรณ์ที่แตกต่างกันได้ในแต่ละภูมิภาค ไม่จำเป็นต้องใช้เทคนิคพยากรณ์เชิงอนุกรมเวลาที่เหมือนกัน เมื่อใช้ประกอบกับการพยากรณ์ในลักษณะรวมภูมิภาค จะทำให้ได้ความแม่นยำในการพยากรณ์สูงขึ้น ผลการดำเนินงานตามขั้นตอน 3.1.1 – 3.1.8 แสดงตัวอย่างในตารางที่ 1

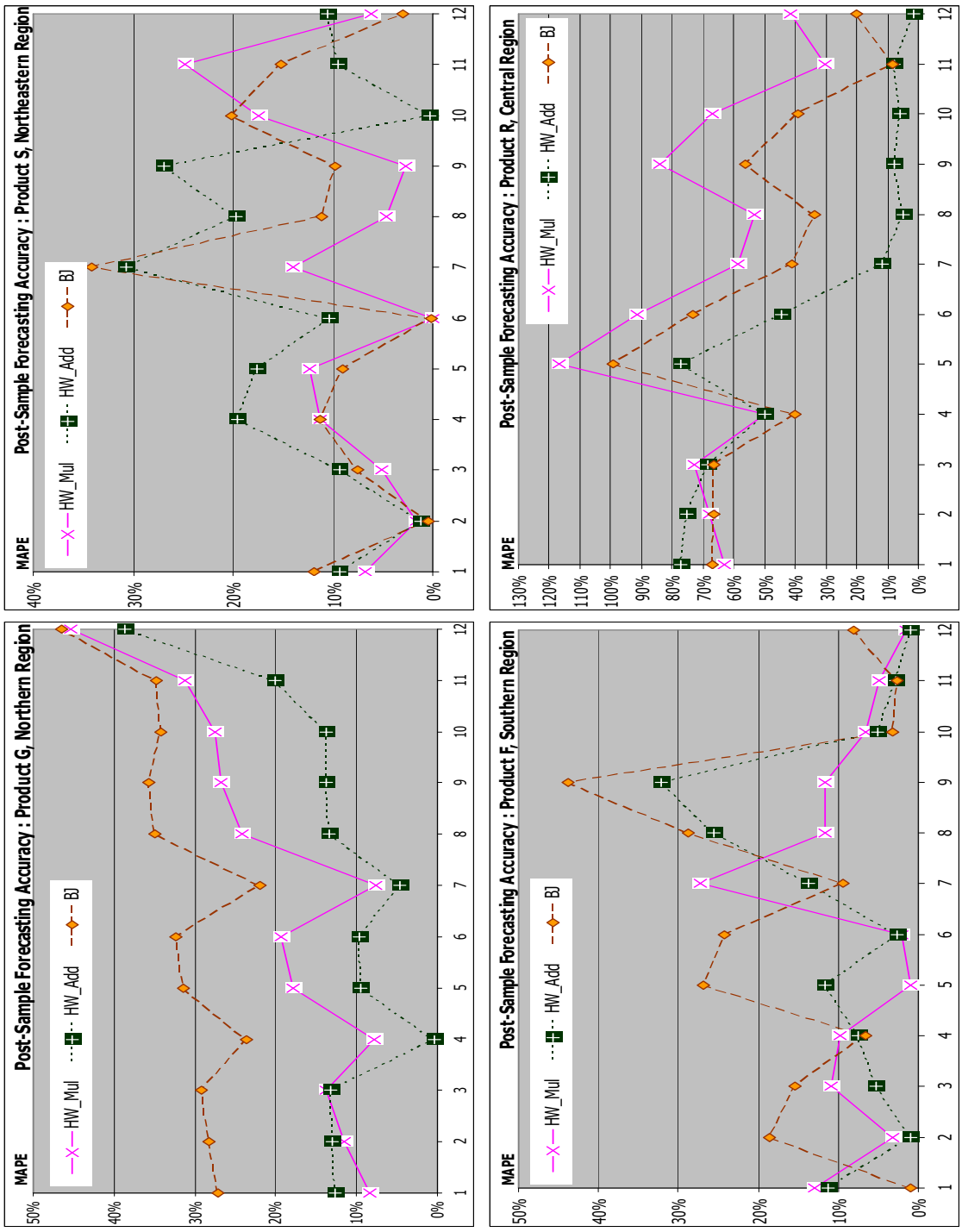
ตารางที่ 1 : สรุปรูปแบบการพยากรณ์ที่เลือกใช้ (ช่องแรเงา) ตามหลักเกณฑ์ในหัวข้อ 3.1.8

Product	Region	Forecast Model	In-Sample Fitting		Out-of-Sample Validation	
			MAPE	RMSPE	MAPE	RMSPE
H	North	Holt-Winter (Mul)	16.50%	24.18%	27.60%	37.59%
		Holt-Winter (Add)	21.11%	27.51%	32.16%	41.32%
		Box-Jenkins	14.60%	20.87%	19.16%	21.27%
H	N/E	Holt-Winter (Mul)	16.51%	24.22%	27.51%	37.46%
		Holt-Winter (Add)	21.22%	27.76%	31.54%	40.47%
		Box-Jenkins	14.59%	20.86%	19.22%	21.35%
H	South	Holt-Winter (Mul)	16.77%	27.04%	31.19%	41.67%
		Holt-Winter (Add)	28.23%	37.73%	14.32%	16.10%
		Box-Jenkins	14.93%	21.18%	19.06%	20.87%
H	Central	Holt-Winter (Mul)	16.49%	25.02%	25.72%	34.78%
		Holt-Winter (Add)	23.12%	29.74%	13.00%	15.29%
		Box-Jenkins	26.14%	39.23%	39.85%	43.76%
G	North	Holt-Winter (Mul)	14.05%	19.83%	20.10%	22.90%
		Holt-Winter (Add)	15.96%	26.30%	13.58%	16.26%
		Box-Jenkins	8.89%	16.67%	31.64%	32.24%
S	N/E	Holt-Winter (Mul)	14.49%	21.58%	8.89%	11.30%
		Holt-Winter (Add)	11.33%	14.55%	13.73%	16.38%
		Box-Jenkins	10.35%	12.63%	11.16%	14.27%
F	South	Holt-Winter (Mul)	19.75%	32.91%	8.61%	11.12%
		Holt-Winter (Add)	16.28%	22.78%	9.97%	13.74%
		Box-Jenkins	26.69%	50.82%	15.74%	20.15%
R	Central	Holt-Winter (Mul)	12.14%	17.30%	66.40%	70.05%
		Holt-Winter (Add)	16.60%	23.61%	36.02%	47.53%
		Box-Jenkins	10.19%	15.24%	50.91%	56.35%

จากค่าพยากรณ์ที่ได้ เมื่อพิจารณาจากค่า MAPE และ RMSPE พบข้อสังเกตสำคัญดังนี้

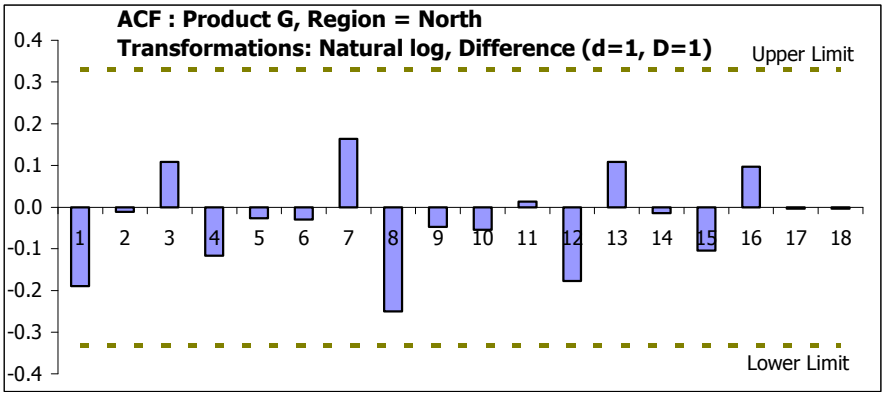
1) โดยส่วนใหญ่แล้ว วิธีของ Box-Jenkins จะได้ตัวแบบที่เหมาะ (Fit) กับข้อมูลอดีตในส่วนของ In-Sample Data ดีกว่าวิธีของ Holt-Winter ซึ่งข้อมูลในงานวิจัยนี้พบว่า วิธีของ Box-Jenkins ดีกว่าถึง 15 กรณีจากทั้งหมด 20 กรณีศึกษา
2) แต่เมื่อนำตัวแบบพยากรณ์ไปใช้กับข้อมูลจริงของบริษัทฯที่ไม่ได้ถูกนำไปสร้างตัวแบบ (Out-of-Sample) พบว่าโดยส่วนใหญ่แล้ว วิธีของ Box-Jenkins กลับให้ค่าพยากรณ์แย่กว่าวิธีของ Holt-Winter (ดูตัวอย่างการพยากรณ์ในช่วง Out-of-Sample จากรูปที่ 5) ซึ่งจากข้อมูลอนุกรมเวลาทั้ง 20 กรณี พบว่าวิธีของ Box-Jenkins ให้ผลดีกว่าเพียง 2 กรณีเท่านั้น
3) จากข้อสังเกต 1) และ 2) ผู้วิจัยเสนอให้เลือกใช้ตัวแบบที่พยากรณ์ Out-of-Sample ได้ดีกว่าเป็นหลัก ดังนั้น ในกรณีนี้จึงเลือกตัวแบบของ Holt-Winter
4) ข้อสันนิษฐานหนึ่งที่วิธีของ Box-Jenkins ดีกว่า Holt-Winter สำหรับ In-Sample Data แต่ค่อนข้างแย่กว่าสำหรับ Out-of-Sample Data นั้น อาจเกิดจากกระบวนการแปลงข้อมูลเพื่อให้เป็น Stationary ยังไม่สามารถทำได้ดีพอ สำหรับตัวอย่างการแปลงข้อมูลแสดงดังรูปที่ 6

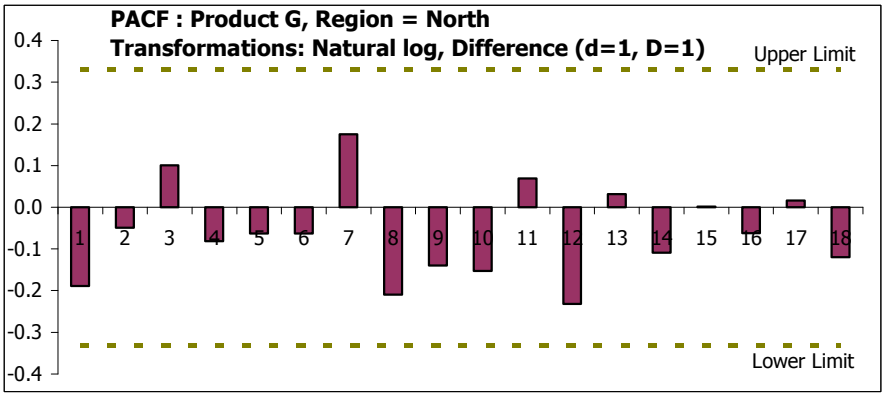
รูปที่ 5 ค่าพยากรณ์สูงกว่าค่าจริงมากในช่วงกลางปี 2549 เนื่องจากเกิดอุทกภัยร้ายแรงโคลนถล่มภาคเหนือ (21 พ.ค.- 27 ก.ค. 2549) กระทรวงมหาดไทยประเมินพื้นที่เกษตรเสียหายกว่า 7 แสนไร่ และช่วงปลายปีก็เกิดอุทกภัยใหญ่จากอิทธิพลร่องความกดอากาศต่ำ (27 ส.ค.-31 ธ.ค. 2549) ประเมินพื้นที่เกษตรเสียหายกว่า 5.6 ล้านไร่ ทั้งนี้ ควรนำค่าพยากรณ์เชิงปริมาณที่ได้จากอนุกรมเวลาของแต่ละภาคมาทบทวน/ปรับปรุงก่อนการนำไปใช้วางแผนสินค้าคงคลัง



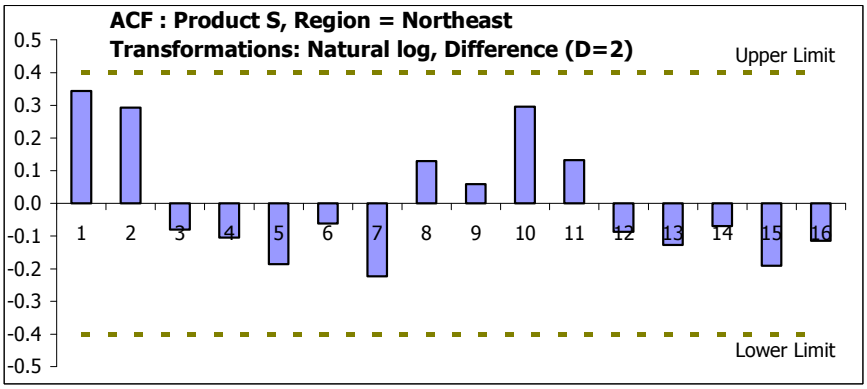
รูปที่ 5 : ตัวอย่างเปรียบเทียบผลการพยากรณ์จากข้อมูลในช่วง Out-of-Sample ของทั้ง 3 ตัวแบบพยากรณ์

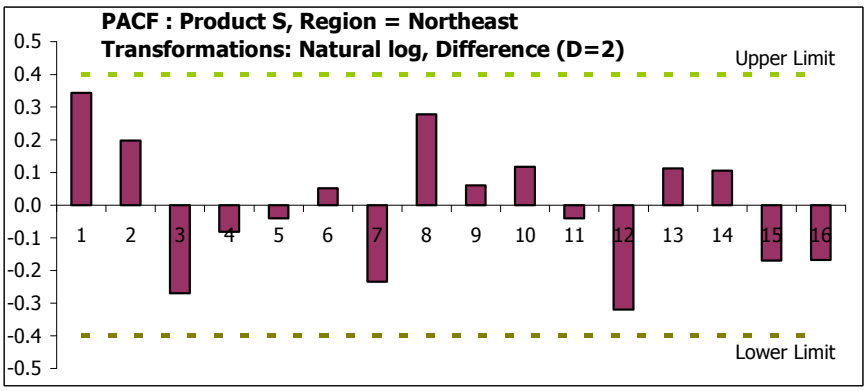
Lag	ACF	PACF
1	-.189	-.189
2	-.011	-.049
3	.108	.100
4	-.117	-.081
5	-.027	-.063
6	-.030	-.063
7	.163	.175
8	-.250	-.209
9	-.048	-.139
10	-.054	-.152
11	.013	.069
12	-.177	-.232
13	.108	.032
14	-.015	-.109
15	-.104	.001
16	.097	-.062
17	-.003	.016
18	-.004	-.119





Lag	ACF	PACF
1	.344	.344
2	.292	.198
3	-.080	-.270
4	-.104	-.082
5	-.186	-.040
6	-.062	.052
7	-.224	-.235
8	.129	.278
9	.059	.060
10	.296	.117
11	.132	-.040
12	-.087	-.320
13	-.127	.113
14	-.069	.106
15	-.191	-.170
16	-.115	-.168





รูปที่ 6 : Correlogram ของอนุกรมเวลา G ภาคเหนือ และ S ภาคอีสาน ที่ได้แปลงให้เป็น Stationary

3.2 การวางแผนระดับสินค้าคงคลัง

แต่เดิมนั้น บริษัทฯสั่งซื้อสินค้าจาก Supplier โดยขาดการวางแผนการสั่งซื้อสินค้าและการพยากรณ์ความต้องการของร้านค้าอย่างเป็นระบบ บริษัทฯสั่งซื้อสินค้าจาก Supplier คราวละมากๆเพื่อตอบสนองความต้องการของลูกค้า พยายามไม่ให้สินค้าขาด ผู้วิจัยได้นำผลจากการพยากรณ์ความต้องการในปี 2549 ไปใช้ทดสอบการวางแผนระดับสินค้าคงคลังของสินค้าแต่ละรายการ เทียบกับสถานการณ์ที่เกิดขึ้นจริง ซึ่งจำเป็นต้องทราบถึงสถานะของสินค้าคงคลังในช่วงเวลาที่ทำการศึกษา เพื่อนำมาวิเคราะห์และดำเนินการจัดสรร/เติมเต็มปริมาณของสินค้าให้เพียงพอกับความต้องการของลูกค้า โดยคำนึงถึงต้นทุนดำเนินงาน ทั้งทางด้านการจัดเก็บและการสั่งซื้อ รวมทั้งพิจารณาความถี่ของการทบทวนสถานะของสินค้าคงคลัง ช่วงเวลาที่สั่งซื้อสินค้าจาก Supplier และปริมาณสั่งซื้อสินค้าจาก Supplier โดยใช้สูตรคำนวณปริมาณสั่งซื้อที่ทำให้ค่าใช้จ่ายรวมประหยัดที่สุด (Economic Order Quantity : EOQ) และช่วงเวลาเฉลี่ยระหว่างการสั่งซื้อแต่ละครั้งในรอบปี (Period Order Quantity : POQ) มาเป็นแนวทางกำหนดปริมาณการสั่งซื้อ ตามสมการ (11) และ (12) ตามลำดับ

$$EOQ = \sqrt{\frac{2 * \bar{D} * S}{h * c}} \tag{11}$$

$$POQ = \frac{EOQ}{\bar{D}} \tag{12}$$

โดยที่

S คือ ต้นทุนคงที่ของการสั่งซื้อในแต่ละครั้ง (บาท/ครั้ง)

$\bar{D}$ คือ อัตราความต้องการสินค้าของลูกค้าในรอบปี ใช้ค่าเฉลี่ยของการพยากรณ์ในรอบปี โดยยังไม่คำนึงถึงผลของฤดูกาล มีหน่วยเป็นกิโลกรัม/ปี หรือ ลิตร/ปี ตามประเภทของสินค้าแต่ละรายการ

h คือ ต้นทุนการจัดเก็บ (บาท/ปี) คิดตามสัดส่วนของมูลค่าสินค้าคงคลัง[6]

c คือ ต้นทุนต่อหน่วยของสินค้า มีหน่วยเป็นบาท/หน่วยของสินค้า (หนึ่งกิโลกรัม หรือหนึ่งลิตร ตามหน่วยวัดของบรรจุภัณฑ์สินค้าแต่ละชนิด)

---

[6] **ต้นทุนที่เกิดจากการเก็บสินค้า :** สินค้าที่สั่งมาจะถูกเก็บสินค้าไว้ในคลังสินค้าของบริษัทฯ การคิดค่าใช้จ่ายส่วนเพิ่มของการเก็บสินค้าคงคลังจะเทียบเป็นร้อยละของมูลค่าเงินลงทุนในสินค้าคงคลังต่อปี สำหรับดอกเบี้ยจะเทียบจากต้นทุนค่าเสียโอกาสของเงินทุนต่อปี ดังนี้

- อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ ที่บริษัทฯกู้เงินจากธนาคาร : 12.0%ต่อปี
- ค่าขนส่งภายในคลังสินค้าแฝง ประเมินจากแรงงานและค่าเสียเวลาในการขนย้ายสินค้า : 0.5%ต่อปี หรือคิดเป็น 0.43 บาทต่อหน่วยสินค้า
- ค่าแรงงานในการตรวจนับสินค้า (Physical Count) : 0.5%ต่อปี หรือ 0.43 บาทต่อหน่วยสินค้า
- ค่าสินค้าเสียหายจากการรั่วซึม : 2.0%ต่อปี
- ค่าสินค้าเสียหายจากสินค้าหมดอายุ : 1.0%ต่อปี
- ค่าเบี้ยประกันภัย : 0.5%ต่อปี

รวมค่าใช้จ่ายในการเก็บสินค้าคงคลังเท่ากับ 16.5%ต่อปี ซึ่งค่าใช้จ่ายในการเก็บสินค้าเป็นการประเมินจากสินค้าทั้ง 5 ประเภทที่นำมาศึกษา โดยข้อมูลดังกล่าวได้จากการสัมภาษณ์จากฝ่ายการเงินของบริษัท

สำหรับการกำหนดปริมาณสินค้าสำรอง (Safety Stock) เพื่อรองรับความไม่แน่นอนของความต้องการ สินค้าทั้ง 5 รายการจัดอยู่ในสินค้าคงคลังกลุ่ม A มีผลต่อยอดขายของบริษัทฯมาก จึงมีนโยบายระดับบริการ (Service Level) $\geq$ 95% ซึ่งสามารถคำนวณระดับ Safety Stock ได้จากสมการ (13)

$$SS = Z^{*}\sigma_{dLT} \qquad (13)$$

โดยที่

Z คือ ค่าโอกาสที่ไม่เกิดปริมาณสินค้าขาดสต็อค 95% = 1.645

σ_{dLT} คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความต้องการสินค้าเฉลี่ยในช่วง Lead Time ของการส่งสินค้า ในที่นี้ ใช้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานจากกราฟของการพยากรณ์คูณ ส่วน Lead Time ปกติของการสั่งสินค้าจาก Supplier คือ 1-3 วัน แต่ในที่นี้คิดถัวเฉลี่ยกรณี Supplier ขาดส่งไปด้วยเป็น 7 วัน

ผลลัพธ์จากการคำนวณ แสดงในตารางที่ 2 พร้อมทั้งตารางเปรียบเทียบต้นทุนก่อนและหลังการให้คำปรึกษา ตามข้อมูลของปี 2549 ในตารางที่ 3 – 4 ตามลำดับ (แสดงเฉพาะสินค้า S เท่านั้น) จะเห็นได้ว่าหากบริษัทฯมีการวางแผนสินค้าคงคลังโดยเริ่มตั้งแต่การพยากรณ์ความต้องการสินค้าแล้ว มีโอกาสลดต้นทุนด้านสินค้าคงคลัง S ได้ถึง 166,198 – 109,596 = 56,603 บาทในปี 2549 และเมื่อรวมสินค้าทั้ง 5 รายการที่ศึกษาคิดเป็นต้นทุนที่บริษัทฯควรจะประหยัดได้เท่ากับ 1.88 ล้านบาทในปี 2549 ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 2 : สรุปผลการคำนวณค่าต่างๆเกี่ยวกับการวางแผนสินค้าคงคลังของแต่ละสินค้า

สินค้า	ใช้กำจัด	ชนิด	หน่วย	EOQ	POQ	SS
G	วัชพืช	ผง	กิโลกรัม	903	1.2	308
S	แมลง	น้ำ	ลิตร	978	0.9	386
F	แมลง	น้ำ	ลิตร	956	0.3	1,186
R	วัชพืช	น้ำ	ลิตร	1,077	1.4	363
H	วัชพืช	ผง	กิโลกรัม	1,208	1.2	443

ตารางที่ 3 : ต้นทุนการจัดการสินค้าคงคลัง “S” ที่เกิดขึ้นจริง ปี 2549

เดือน	สินค้าคงคลังต้นเดือน (หน่วย)	Demand จากลูกค้า (หน่วย)	สั่งซื้อจาก Supplier (หน่วย)	สินค้าคงคลังปลายเดือน (หน่วย)	Ordering Cost (บาท)	Carrying Cost (บาท)	Ordering + Carrying (บาท)
ม.ค.49	3,240	1,730	2,620	4,130	1,500	14,355	15,855
ก.พ.49	4,130	2,101	2,620	4,649	1,500	17,099	18,599
มี.ค.49	4,649	1,450	2,620	5,819	1,500	20,389	21,889
เม.ย.49	5,819	1,250	-	4,569	-	20,233	20,233
พ.ค.49	4,569	644	-	3,925	-	16,544	16,544
มิ.ย.49	3,925	660	-	3,265	-	14,004	14,004
ก.ค.49	3,265	521	-	2,744	-	11,704	11,704
ส.ค.49	2,744	600	-	2,144	-	9,520	9,520
ก.ย.49	2,144	833	-	1,311	-	6,728	6,728
ต.ค.49	1,311	1,425	2,620	2,506	1,500	7,432	8,932
พ.ย.49	2,506	1,845	2,620	3,281	1,500	11,269	12,769
ธ.ค.49	3,281	1,724	-	1,557	-	9,421	9,421
รวม	41,582	14,783	13,100	39,898	7,500	158,698	**166,198**

ตารางที่ 4 : ต้นทุนการจัดการสินค้าคงคลัง "S" ตามผลการให้คำปรึกษา ปี 2549

เดือน	ค่าพยากรณ์ (หน่วย)	สินค้าคงคลังต้นเดือน (หน่วย)	Demand จากลูกค้า (หน่วย)	สั่งซื้อจาก Supplier (หน่วย)	สินค้าคงคลังปลายเดือน (หน่วย)	Ordering Cost (บาท)	Carrying Cost (บาท)	Ordering + Carrying (บาท)
ม.ค.49	*1,938*	3,240	1,730	978	2,488	1,500	12,659	14,159
ก.พ.49	*2,149*	2,488	2,101	1,188	1,575	1,500	9,417	10,917
มี.ค.49	*1,575*	1,575	1,450	1,325	1,450	1,500	7,396	8,896
เม.ย.49	*1,450*	1,450	1,250	978	1,179	1,500	6,623	8,123
พ.ค.49	*877*	1,179	644	978	1,513	1,500	6,744	8,244
มิ.ย.49	*854*	1,513	660	-	853	-	6,110	6,110
ก.ค.49	*808*	853	521	978	1,310	1,500	5,715	7,215
ส.ค.49	*860*	1,310	600	978	1,688	1,500	7,342	8,842
ก.ย.49	*1,005*	1,688	833	978	1,833	1,500	8,361	9,861
ต.ค.49	*1,387*	1,833	1,425	1,257	1,665	1,500	8,316	9,816
พ.ย.49	*1,665*	1,665	1,845	2,079	1,899	1,500	6,943	8,443
ธ.ค.49	*1,899*	1,899	1,724	1,761	1,936	1,500	7,471	8,971
รวม	*16,469*	*20,695*	*14,783*	*13,480*	*19,391*	*16,500*	*93,096*	***109,596***

ตารางที่ 5 : ต้นทุนการจัดการสินค้าคงคลังที่ควรประหยัดได้ ตามผลการให้คำปรึกษา ปี 2549

สินค้า	ยอดขาย (บาท)	Inventory Ordering + Carrying Cost (บาท)		
		เดิม	ที่ควรเป็น	ประหยัด
G	2,024,490	251,040	109,227	141,813
S	3,474,120	166,198	109,596	56,603
F	36,249,070	2,239,050	678,114	1,560,936
R	2,006,940	168,459	125,189	43,270
H	2,222,225	210,566	129,599	80,967
รวม	45,976,844	3,035,314	1,151,725	1,883,589

4. บทสรุปและข้อเสนอแนะ

การพยากรณ์ความต้องการสินค้าเป็นกระบวนการที่สามารถนำมาใช้บริหารสินค้าคงคลังได้ดีขึ้น ทั้งในแง่ของประสิทธิภาพและการตอบสนองความต้องการของลูกค้า ผลการประยุกต์ใช้การพยากรณ์ด้วยตัวแบบอนุกรมเวลาที่ได้เลือกมานำเสนอ ทั้งตัวแบบของ Holt-Winter แบบบวกและแบบคูณ ซึ่งการคำนวณค่อนข้างง่าย รวมทั้งตัวแบบของ Box-Jenkins ซึ่งมีความซับซ้อนกว่า ผลการทดสอบตัวแบบเหล่านี้ได้แสดงให้เห็นว่าตัวแบบ Box-Jenkins นั้นดีกว่าในแง่การเป็นตัวแทนที่ดีของข้อมูลในอดีต พิจารณาได้จาก In-Sample Data Fitting หรือดัชนีคุณภาพของการพยากรณ์เช่น MAPE, RMSPE เป็นต้น อย่างไรก็ตาม การพยากรณ์ด้วยวิธีของ Box-Jenkins ก็ไม่ได้ดีกว่าของ Holt-Winter ในการนำไปใช้กับข้อมูลที่ไม่ได้ถูกนำมาสร้างตัวแบบพยากรณ์ (Out-of-Sample Data) ซึ่งเป็นส่วนที่มีความสำคัญยิ่งกว่าความสามารถในการเป็นตัวแทนที่ดีของอดีต ด้วยเหตุนี้ ผู้วิจัยจึงเสนอให้บริษัทฯเลือกใช้ตัวแบบของ Holt-Winter

จากผลการนำตัวแบบที่สร้างขึ้นจากข้อมูลรายเดือนในปี 2545-2548 มาพยากรณ์ความต้องการสินค้าในปี 2549 พบว่าบริษัทฯมีโอกาสจะลดต้นทุนลงจากเดิมได้ถึง 1.82 ล้านบาท หากได้ดำเนินการอย่างเป็นระบบมากขึ้นในเรื่องการพยากรณ์และการวางแผนสินค้าคงคลัง ซึ่งในปี 2550 ทางบริษัทฯจึงได้ดำเนินการบริหารสินค้าคงคลังโดยใช้กระบวนการพยากรณ์มาช่วยประกอบการตัดสินใจ

สิ่งสำคัญในการพยากรณ์ความต้องการโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาคือ ต้องมีข้อมูลในอดีตที่มากพอ จุดอ่อนของวิธี Exponential Smoothing ของ Holt-Winters คือการพยากรณ์มีความอ่อนไหวกับสิ่งที่เข้า

กระทบข้อมูลและปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อความต้องการสินค้า ซึ่งไม่สามารถทำนายได้ในลักษณะของแนวโน้ม หรือฤดูกาล ตัวอย่างปัจจัยที่ไม่สามารถคาดเดาได้ ซึ่งเกิดขึ้นในปี 2549 ได้แก่ ภัยธรรมชาติ ภัยแห้ง ในแต่ละภาค เป็นต้น ทำให้การพยากรณ์อาจมีความคลาดเคลื่อนสูง ซึ่งเป็นสิ่งที่ผู้บริหารของบริษัทฯควรต้องทบทวนปรับปรุงผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์เชิงปริมาณ ก่อนที่จะนำไปวางแผนบริหารจัดการสินค้าคงคลัง หรือแผนงานด้านอื่นๆที่เกี่ยวข้องต่อไป มีการบันทึกกิจกรรมสำคัญสำคัญต่างๆที่มีผลต่อความต้องการสินค้า เพื่อนำมาปรับปรุงหลังจากได้ผลลัพธ์จากการพยากรณ์เชิงปริมาณแล้ว

สำหรับการวิจัยขั้นต่อไป ในส่วนของการพยากรณ์ ควรพิจารณาเงื่อนไขต่างๆในเชิงสถิติเพิ่มขึ้น เช่น การทดสอบเชิงสถิติต่างๆ การวิเคราะห์ค่าคลาดเคลื่อนเกี่ยวกับลักษณะการกระจาย ทดลองวิธีการแปลงอนุกรมเวลาให้เป็น Stationary ในอีกหลายๆรูปแบบ รวมทั้งทดลองเปรียบเทียบกับการพยากรณ์ด้วยวิธีอื่นๆเพิ่มเติม สำหรับการวางแผนสินค้าคงคลังนั้นควรพัฒนาวิธีอื่นๆที่มีประสิทธิภาพดีกว่าการใช้ EOQ เป็นแนวทาง อย่างไรก็ตาม สำหรับการประยุกต์ใช้ในธุรกิจ SME ของกรณีนี้ การเริ่มต้นด้วยวิธี Exponential Smoothing ที่สามารถกระทำได้โดยโปรแกรม Spreadsheet ทั่วไปอย่าง Excel ก็เป็นทางเลือกหนึ่งที่สามารถนำไปใช้งานได้โดยสะดวกรวดเร็ว และให้ผลลัพธ์ที่น่าพอใจ

5. บรรณานุกรม

[1] ธนัญญา วสุศรี, ดวงพรรณ กริชชาญชัย ศฤงคารินทร์, 2550, การจัดการโซ่อุปทาน : กรณีศึกษาปฏิบัติการจากภาคธุรกิจ, ไอทีแอล เทรด มีเดีย.

[2] วิชิต หล่อจีระชุณห์กุล และคณะ, 2548, เทคนิคการพยากรณ์ โครงการส่งเสริมเอกสารวิชาการ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์.

[3] Ballou, R.H., 2004, Business Logistics / Supply Chain Management, 5e, Prentice Hall.

[4] Ragsdale, Cliff T., 2007, Spreadsheet Modeling and Decision Analysis, 5e, Thomson; South-Western.

[5] Stock, James R. and Lambert, Douglas M., 2001, Strategic Logistics Management, 4e, McGraw-Hill/Irwin.