การประมาณค่าดัชนีฤดูกาลในวิธีแยกส่วนประกอบด้วย GRG2

Estimation the seasonal indexes component of decomposition method using GRG2

วฐา มินเสน[1]
Watha Minsan[1]

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์ของการวิจัยครั้งนี้คือ การประมาณค่าดัชนีฤดูกาลในการพยากรณ์วิธีแยกส่วนประกอบด้วย GRG2 และเปรียบเทียบค่าพยากรณ์กับวิธีการประมาณค่าดัชนีฤดูกาลด้วยสัดส่วนต่อค่าแนวโน้ม และการคำนวณด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป Minitab โดยใช้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) เป็นเกณฑ์ในการตัดสินใจเลือกตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ จากการทดลองตัวอย่างข้อมูล 4 ชุด พบว่าวิธีการประมาณค่าดัชนีฤดูกาลในการพยากรณ์วิธีแยกส่วนประกอบด้วย GRG2 ได้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำที่สุดทุกตัวอย่าง

คำสำคัญ: การพยากรณ์ วีธีแยกส่วนประกอบ เจเนอรัลรีดิวซ์เกรเดียน โซลเวอร์

Abstract

The purpose of this research is to study the proper of estimation the seasonal indexes component of classical decomposition method using GRG2 and compare two forecasting methods which are classical decomposition method using ratio to trend method and Minitab program. The appropriate models are compared by the mean square errors (MSEs). Four data set are case study, the result show that estimation the seasonal indexes component using GRG2 with giving by the minimum of MSE for all.

Keywords: forecasting, decomposition, generalized reduced gradient, solver

[1] อาจารย์, ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ 50200 โทร. 086-9212118
อีเมลล์ wathaminsan@gmail.com
Lecturer, Department of Statistics, Faculty of Science, Chiang Mai University, 50200.

บทนำ

การพยากรณ์ที่แม่นยำเป็นสิ่งสำคัญ และมีส่วนในไปใช้ในหลายส่วนงาน ทั้งทางด้านธุรกิจ เศรษฐศาสตร์ และ ตัวแบบทางด้านวิทยาศาสตร์ ดังคำกล่าวของ Markridakis และ Hibon[1] ที่กล่าวว่า “การคาดการณ์ที่ดียังคงเป็นรากฐานของวิทยาศาสตร์ทั้งหมดและจะต้องมุ่งมั่นที่จะประสบความสำเร็จตามวัตถุประสงค์หลักของการพยากรณ์ด้วยวิธีการที่เป็นไปได้ทั้งหมด” นักวิจัยต่างเห็นความสำคัญของการพยากรณ์เพื่อให้เกิดความแม่นยำ จึงเป็นเหตุผลให้เทคนิคการพยากรณ์ถูกพัฒนาขึ้นมาอย่างต่อเนื่องตลอดเวลาที่ผ่านมา De Gooijer และ Hyndman[2] ได้ตรวจสอบงานวิจัยที่เกี่ยวกับวิธีการพยากรณ์ด้วยข้อมูลอนุกรมเวลาในช่วงเวลา 25 ปี คือ ค.ศ. 1985 ถึง 2005 พบว่า มีเทคนิคการพยากรณ์ที่ถูกนำมาใช้มากมายในหลายๆ ด้านทั้ง การเงิน เศรษฐศาสตร์ และอื่นๆ อย่างไรก็ตาม มีการนำเสนอหลายหัวข้อที่ต้องถูกพัฒนาต่อไปในอนาคต นอกจากนี้ Crone and Nikolopoulos[3] ได้นำผลการแข่งขัน NN3 ที่ต่อเนื่องจากการแข่งขัน M3 โดยที่ NN3 ได้ขยายวิธีการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network; NN) ปัญญาเชิงคำนวณ (Computational Intelligence; CI) รวมทั้งวิธีทางสถิติรวมหลายตัว (Combinational of Statistics) ออกไปมากขึ้น เนื่องจากได้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่ดีขึ้น จะเห็นว่าการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยเทคนิคใหม่ต่างๆ เพื่อให้เกิดคาดการณ์ที่ใกล้เคียงถูกนำเสนอมากมายอย่างต่อเนื่องในปัจจุบัน

อย่างไรก็ตามการใช้วิธีการพยากรณ์ขั้นสูงมีวิธีการคำนวณที่ซับซ้อนมาก โดยเฉพาะวิธีการ NN และ CI ต้องใช้โปรแกรมเฉพาะทางหรือต้องพัฒนาโปรแกรมขึ้นมาใช้เอง ทำให้ไม่เป็นที่นิยมในการใช้งานในเชิงธุรกิจทั่วไปมากนัก เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการทางสถิติคือ การพยากรณ์ด้วยวิธีแยกส่วนประกอบกับเป็นวิธีการที่นิยมใช้เริ่มต้นการพยากรณ์เสมอในเชิงธุรกิจ หรืองานวิจัย เช่น เสาวณิต สุขภารังสี[4] ใช้เทคนิคการพยากรณ์ร่วมด้วยตัวถ่วงน้ำหนักโดยให้ค่าความแปรปรวนต่ำสุด โดยมีวิธีการพยากรณ์ที่ใช้ 4 วิธี คือ วิธีการวินเตอร์ บอกซ์และเจนกินส์ การพยากรณ์ร่วม และวิธีการแยกส่วนประกอบ โดยผลการวิจัยวิธีการแยกส่วนประกอบมีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percent Error; MAPE) ต่ำเป็นอันดับ 2 โดยมีวิธีการพยากรณ์ร่วมด้วยตัวถ่วงน้ำหนักได้ค่า MAPE ต่ำสุด วิธีการแยกส่วนประกอบเป็นวิธีการที่เข้าใจได้ง่ายและยังได้ผลลัพธ์ในการพยากรณ์ที่ดี และบ่อยครั้งที่ถูกใช้ในการเปรียบเทียบกับเทคนิคการพยากรณ์อื่นๆ[5, 6, 7] เป็นต้น

การพยากรณ์ระยะสั้นกว่า 1 ปีด้วยวิธีการแยกส่วนประกอบ จะมีส่วนประกอบที่สำคัญ 2 ส่วน คือ แนวโน้ม และดัชนีฤดูกาล โดยทั่วไปการคำนวณดัชนีฤดูกาลสามารถหาได้โดย การหาด้วยค่าสัดส่วน ข้อมูลจริงต่อค่าแนวโน้ม หรือใช้โปรแกรมสำเร็จรูปเช่น Minitab ที่มีอัลกอริทึมโดยเฉพาะในการประมาณค่า เป็นต้น อย่างไรก็ตามการหาค่าดัชนีฤดูกาล สามารถนำวิธีการคำนวณเชิงตัวเลขมาประยุกต์ใช้เพื่อหาค่าที่เหมาะสมได้ ดังนั้นวัตถุประสงค์ของการวิจัยครั้งนี้ คือ การสร้างตัวแบบพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เหมาะสมด้วยการประมาณค่าดัชนีฤดูกาลของวิธีแยกส่วนประกอบด้วยเจเนอรัลรีดิวซ์เกรเดียน (Generalized Reduced Gradient; GRG2) และเปรียบเทียบกับวิธีการหาดัชนีฤดูกาลด้วยวิธีการเหล่านี้คือ 1) การหาด้วยสัดส่วนต่อค่าแนวโน้ม และ 2) ใช้โปรแกรมสำเร็จรูป Minitab โดยใช้การเปรียบเทียบความแม่นยำการพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error; MSE) ที่ต่ำที่สุด

วิธีการดำเนินงานวิจัย

การดำเนินงานวิจัยมีวิธีการศึกษาดังนี้

2.1 วิธีการแยกส่วนประกอบ

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบแยกส่วนประกอบ จะแยกวิเคราะห์อนุกรมเวลาออกเป็น 4 ส่วน คือ แนวโน้ม (Trend) ฤดูกาล (Seasonal) วัฏจักร (Cyclical) และเหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregular) เป็นวิธีการวิเคราะห์ที่ละส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแยกจากกัน โดยทั่วไปแล้วในการพยากรณ์ระยะสั้น ส่วนประกอบของอนุกรมเวลาที่มีผลต่อการพยากรณ์คือ แนวโน้ม และ ฤดูกาล สำหรับวัฏจักร และเหตุการณ์ที่ผิดปกติ จะไม่นิยมนำมาใช้ในการพยากรณ์ระยะสั้น เนื่องจากอิทธิพลของวัฏจักรจะมีผลต่อค่าพยากรณ์ระยะสั้นน้อย และการพิจารณาคาบของแต่ละวัฏจักรนั้นทำได้ยาก และเหตุการณ์ที่ผิดปกติก็ไม่สามารถคาดการณ์ได้ว่าจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาใด[8, 9]

ตัวแบบอนุกรมเวลา

ตัวแบบอนุกรมเวลามี 2 ตัวแบบคือ

ตัวแบบการบวก

$$Y = T + S + \varepsilon$$

ตัวแบบการคูณ

$$Y = T \times S + \varepsilon$$

โดย

Y อนุกรมเวลา

T แนวโน้ม

S ฤดูกาล

ε ความคลาดเคลื่อนที่ 1) มีการแจกแจงปกติ 2) ค่าคาดหวังของค่าคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์ 3) ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนคงที่ และ 4) ค่าคลาดเคลื่อนไม่มีสหสัมพันธ์กัน

ตัวแบบการบวกเกิดขึ้นจากแนวความคิดที่ว่า ส่วนประกอบทั้งหมดของอนุกรมเวลาต้องเป็นอิสระต่อกัน หรือพิจารณาจากข้อมูลอนุกรมเวลามีการกระจายตัวคงที่ ในขณะที่ตัวแบบการคูณ เกิดขึ้นจากแนวความคิดที่ว่า ส่วนประกอบทั้งหมดของอนุกรมเวลาจะมีความสัมพันธ์กัน นั่นหมายถึง ถ้าส่วนประกอบมีค่าเปลี่ยนแปลงก็จะมีผลกระทบต่อการเปลี่ยนแปลงของส่วนประกอบอื่นๆ หรือข้อมูลอนุกรมเวลามีการกระจายตัวไม่คงที่ ตัวแบบการคูณเป็นตัวแบบที่นิยมใช้โดยทั่วไป โดยเฉพาะทางด้านธุรกิจ เศรษฐศาสตร์ เป็นต้น[9] ดังนั้นใจงานวิจัยครั้งนี้จะพิจารณาเพียงตัวแบบการคูณ ตัวแบบอนุกรมเวลาที่พยากรณ์ ณ. ช่วงเวลา t สามารถเขียนได้ดังนี้

$$\hat{Y}_t = T_t \times S_t \quad (1)$$

โดย

T_t เป็นค่าแนวโน้ม ณ. ช่วงเวลาที่ t มีสมการคือ $T_t = \beta_0 + \beta_1 t$ เมื่อ β_1 เป็นจุดตัดแกนตั้ง และ β_0 เป็นความชันของเส้นแนวโน้มเส้นตรง

S_t เป็นค่าดัชนีฤดูกาล ณ. ช่วงเวลาที่ t

S_t จะมีจำนวนค่าตามฤดูกาลที่ปรากฏในข้อมูลอนุกรมเวลา เช่น ข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นรายไตรมาส S_t จะมีค่า 4 ค่า หรือเป็นรายเดือนจะมีค่า 12 ค่า เป็นต้นดังนั้นตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลารายเดือนจึงเขียนได้เป็น

$$\hat{Y}_t = \sum_{i=1}^{12} \left((\beta_0 + \beta_1 t) S_i M_i \right) \quad (2)$$

โดย

M_i มีค่าเท่ากับ 0 หรือ 1 (เช่น ต้องการพยากรณ์เดือนมกราคม ดังนั้น $i = 1$ แล้ว $M_1 = 1, M_2$ ถึง $M_{12} = 0$ เป็นต้น)

2.2 เจเนอรัลรีดิวซ์เกรเดียน

วิธีการ GRG2 เป็นหนึ่งในเทคนิคที่เรียกว่า วีธีรีดิวซ์เกรเดียน หรือ วีธีเกรเดียนโปรเจคชั่น ที่ใช้สำหรับการแก้ปัญหาไม่เป็นเชิงเส้นที่มีเงื่อนไขบังคับ(Nonlinear Constraint)[10] แนวคิดเหล่านี้ถูกพัฒนามาจาก Wilde and Beightler[11] ที่ใช้ชื่อว่า “The name constrained derivatives” และ Abadie and Carpenter[12] ก็พัฒนาต่อและใช้ชื่อว่า “Generalized reduced gradient” ที่ใช้มาจนถึงปัจจุบัน

โปรแกรม Microsoft Excel ชุดคำสั่ง Solver ใช้ประโยชน์จากอัลกอริทึม GRG2 ในการหาค่าที่เหมาะที่สุดในตัวแบบไม่เป็นเส้นตรงโดยรหัสคำสั่ง (Code) ถูกพัฒนาโดย Leon Lasdon และ Allan Waren[13, 14, 15] มีการทำงานโดยสรุปดังนี้[16, 17]

แทนปัญหา

GRG2 ต้องการฟังก์ชันปัญหา (หรือเรียกว่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์) และ จาโคเบียนเมทริกซ์ (Jacobian Matrix) โดย Excel Solver จะประมาณจาโคเบียนเมทริกซ์ด้วยการใช้ผลต่างอันตะ (Finite Different) เพื่อที่จะเริ่มต้นวิธีทำซ้ำ (Iteration Method)

ปรับสเกลอัตโนมัติ (Automatic Scaling)

ตัวแบบที่มีสเกลไม่ดีอาจเป็นปัญหากับวิธี GRG2 มากกว่าวิธีซิมเพล็กซ์ (Simplex Method) ดังนั้น Excel Solver จะดำเนินการปรับสเกลทั้งตัวแปรตัวสินใจและฟังก์ชันปัญหาถ้าผู้ใช้คลิกเลือกคำสั่ง “Use Automatic Scaling” ซึ่งคำสั่งนี้จะถูกเลือกเป็นค่าโดยปริยาย (Default) เสมอ โดยการปรับสเกลนี้ GRG2 จะใช้ปรับแบบค่าตรง (Typical-value) โดยนำตัวแปรตัดสินใจและฟังก์ชันปัญหาหารด้วยค่าเริ่มต้นที่จุดเริ่มต้นของกระบวนการหาคำตอบ

เงื่อนไขการหยุด GRG2

GRG2 จะหยุดเมื่อพบผลเฉลยเหมาะที่สุด (Optimal Solution) หรือ เกิดผลเฉลยไร้ขอบเขต หรือไม่พบผลเฉลย หรือ เวลาคำนวณหรือจำนวนทำซ้ำมากที่สุดตามที่กำหนดไว้ อย่างไรก็ตาม สำหรับตัวแบบไม่เป็นเส้นตรง ผลเฉลยเหมาะที่สุดเป็นเพียงค่าเหมาะที่สุดเฉพาะที่ (Local Optimum) ตามเงื่อนไขของ Kuhn-Tucker นั่นคือ Excel Solver จะพบผลเฉลยเมื่อคำตอบปัจจุบันตรวจสอบพบการปรับปรุงคำตอบใหม่นั้นดีขึ้นช้า (Slow Progress) การเปลี่ยนแปลงผลเฉลยของฟังก์ชันปัญหาน้อยกว่าการลู่เข้าความคลาดเคลื่อนยินยอม (Convergence Tolerance) ในช่วงห้าทำซ้ำสุดท้าย การลู่เข้าความคลาดเคลื่อนยินยอมจะถูกกำหนดเป็นค่าปริยาย 10.4 หรือ 10.5 ขึ้นอยู่กับเวอร์ชันของ Excel Solver

ถ้า GRG2 หยุดโดยไม่พบผลเฉลยที่ต้องการ ขอแนะให้ปรับอนุพันธ์ (Derivatives) ระหว่าง กลาง (Central) เป็นข้างหน้า (Forward) หรือ ปรับผลเฉลยเริ่มต้นในตัวแปรตัดสินใจ ก็อาจจะช่วยให้ได้รับผลเฉลยค่าเหมาะที่สุดเฉพาะที่ได้

2.3 การประมาณค่าดัชนีฤดูกาลด้วย GRG2

จากตัวแบบในสมการที่ (2) สามารถนำมาเขียนเป็นฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพื่อหาค่า MSE ต่ำที่สุดในการพยากรณ์รายเดือนได้ดังนี้

กำหนดให้

$$MSE = \sum_{t=1}^{n} \frac{(Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n} \qquad (3)$$

ดังนั้น

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์

$$Min(MSE) = \sum_{t=1}^{n} \frac{\left(Y_t - \sum_{i=1}^{12}\left((\beta_0 + \beta_1 t)S_i M_i\right)\right)^2}{n}$$

เงื่อนไขบังคับ

$$S_1 + S_2 + S_3 + S_4 + S_5 + S_6 + S_7 + S_8 + S_9 + S_{10} + S_{11} + S_{12} = 12$$

$$0 \le S_i \le 12 \quad ; i = 1, 2, \dots, 12$$

โดยมีค่าเหล่านี้เป็นค่าคงที่คือ

n เป็นจำนวนข้อมูลอนุกรมเวลา

Y_t ข้อมูลจริง ณ. ช่วงเวลาที่ t ; $t = 1, 2, \dots, n$

β_1 เป็นจุดตัดแกนตั้ง และ β_0 เป็นความชันของเส้นแนวโน้มเส้นตรงที่คำนวณได้จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุด [8, 9]

$$0 \le M_i \le 1 \quad ; i = 1, 2, \dots, 12$$

2.4 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ในงานวิจัยครั้งนี้ใช้ข้อมูลในการสร้างตัวแบบเพื่อเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี จำนวน 4ชุด โดยการสุ่มอย่างง่าย (Simple Random Sampling; SRS) จากข้อมูลสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ ในเรื่อง นำเข้า-ส่งออกสินค้าที่สำคัญของประเทศ

ไทยที่มีชุดข้อมูลหมวดสินค้า 49 ชุด ได้ผลลัพธ์การสุ่มคือ 1) ข้อมูลน้ำตาลทราย 2) ข้อมูลข้าว 3) ข้อมูลแอปเปิล และ 4) ข้อมูลทุเรียนสด โดยข้อมูลทั้ง 4 ชุดเป็นสถิติปริมาณการส่งออกรายเดือน มกราคม – ธันวาคม ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2550 – 2556 แต่ละชุดข้อมูลมีจำนวนข้อมูลทั้งสิ้น 84 ค่า ($n = 84$)[18] ดังแสดงใน Figure 1

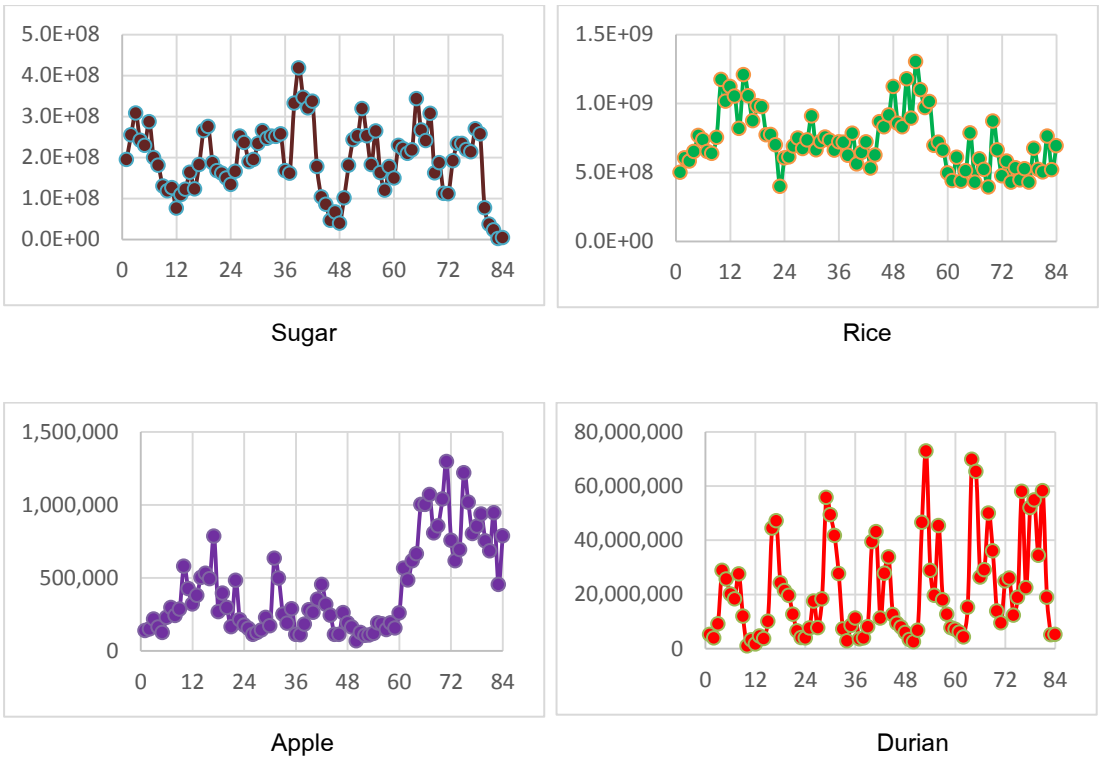

Figure 1 Monthly exports quantity for January 2007 – December 2013 for n = 84 months.

ผลการทดลอง

จากข้อมูลทั้ง 4 ชุดนำมาสร้างตัวแบบเพื่อเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี คือ วิธีการประมาณค่าดัชนีฤดูกาลด้วยสัดส่วนต่อค่าแนวโน้ม วิธีประมาณค่าดัชนีฤดูกาลด้วย GRG2 และใช้การโปรแกรมสำเร็จรูป Minitab ได้ผลการวิเคราะห์ดัง Table 1

Table 1 MSE of Ratio to trend, GRG2 and Minitab methods

Method	Sugar	Rice	Apple	Durian
Ratio to trend	4.10656E+15	3.51599E+16	6.04699E+10	9.41661E+13
GRG2	**3.89735E+15**	**3.51058E+16**	**5.95409E+10**	**9.13421E+13**
Minitab	4.10656E+15	3.69755E+16	6.09560E+10	1.42560E+14

Table 2 MAPE of Ratio to trend, GRG2 and Minitab methods

Method	Sugar	Rice	Apple	Drian
Ratio to trend	134.91	21.41	84.65	48.68
GRG2	**45.97**	**20.88**	**77.88**	**37.90**
Minitab	153.40	22.17	85.24	49.10

ผลการเปรียบเทียบค่า MSE จาก Table 1 วิธีประมาณค่าดัชนีฤดูกาลด้วยเจเนอรัลรีดิวซ์เกรเดียนได้ค่า MSE ต่ำที่สุดทุกชุดข้อมูล แสดงว่าวิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีแยกส่วนประกอบที่ประมาณค่าดัชนีฤดูกาลด้วยเจเนอรัลรีดิวซ์เกรเดียนให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

เมื่อผู้วิจัยได้ขยายการทดลองออกไปโดยเปรียบเทียบความแม่นยำการพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ของค่าเฉลี่ยร้อยละค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percent Error; MAPE) ที่ต่ำที่สุด

$$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t}\right| \quad (4)$$

ได้ผลลัพธ์ดัง Table 2 ซึ่งได้ผลสรุปเป็นเช่นเดียวกันกับการเปรียบเทียบค่า MSE ใน Table 1

สรุปผลและวิจารณ์ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีแยกส่วนประกอบที่ประมาณค่าดัชนีฤดูกาลด้วย GRG2 ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดทั้ง 4 ชุดข้อมูล จากข้อมูลสถิติปริมาณการส่งออก 1) ข้อมูลน้ำตาลทราย 2) ข้อมูลข้าว 3) ข้อมูลแอปเปิล และ 4) ข้อมูลทุเรียนสด รายเดือนตั้งแต่มกราคม 2550 ถึง ธันวาคม 2556

อย่างไรก็ตามการใช้วิธี GRG2 ในการหาดัชนีฤดูกาลนั้น ขึ้นอยู่กับการกำหนดค่าเริ่มต้นของตัวแปรตัดสินใจหรือค่าดัชนีฤดูกาลเริ่มต้น ดังนั้นเมื่อกำหนดค่าเริ่มต้นใหม่ให้มีค่าต่างกันในข้อมูลชุดเดิมก็อาจจะได้ผลลัพธ์สุดท้ายคือดัชนีฤดูกาลที่มีค่าแตกต่างกัน รวมทั้งค่า MSE และค่า MAPE ก็จะได้ผลลัพธ์ที่แตกต่างกัน ทั้งนี้เนื่องจากวิธี GRG2 นั้นไม่ได้การันตีผลเฉลยในการคำนวณว่าได้ค่าที่เหมาะที่สุด แต่อาจจะได้ค่าที่เหมาะที่สุดเฉพาะที่ก็เป็นไปได้

ถึงแม้ว่า GRG2 จะมีจุดที่ควรระวังในการกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับตัวแปรตัดสินใจ แต่เนื่องด้วยจุดแข็งที่ GRG2 เขียนอยู่บนโปรแกรม Excel Solver นั้นสามารถปรับจุดเริ่มต้นได้โดยคลิกเลือก Mutistart ในโปรแกรม โปรแกรมก็จะปรับค่าเริ่มต้นให้ คำตอบตอบที่ได้ก็จะใกล้เคียงค่าที่เหมาะที่สุด แต่ทั้งนี้ก็ต้องแลกมาด้วยเวลาคำนวณที่มากขึ้นเช่นกัน

กิตติกรรมประกาศ

ขอบคุณภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ที่มีนโยบายการสนับสนุนให้คณาจารย์ทำงานวิจัยได้อย่างเต็มที่จนงานวิจัยสำเร็จลุล่วง

เอกสารอ้างอิง

1. Makridakis S, Hibon M. The M3-Competition: Result, conclussions and implications, International Journal of Forecasting 2000;16(4):433–6.
2. De Gooijer JG, Hyndman RJ. 25 years of time series forecasting, International Journal of Forecasting 2006;22(3):443-73.
3. Grone SF, Hibon M, Nikolopoulos K. Advances in forecasting with neural

networks? Empirical evidence from the NN3 competition on time series prediction, International Journal of Forecasting 2011;27(3):635–60.

4. เสาวณิต สุขภารังษี. การพยากรณ์ร่วมด้วยตัวถ่วงน้ำหนักโดยให้ค่าความแปรปรวนต่ำสุด. วารสารวิทยาศาสตร์ประยุกต์ 2548;4(2):18-23.
5. ผกากรอง เทพรักษ์, ประสิทธิ์ พยัฆพงษ์. การพยากรณ์ราคาผลผลิตทางการเกษตรในตลาดการซื้อขายล่วงหน้า: กรณีศึกษายางพารา. เอกสารการประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 42. สาขาวิทยาศาสตร์ สาขาการจัดการทรัพยากรและสิ่งแวดล้อม. กรุงเทพฯ: 2547. หน้า 125-31.
6. วรางคณา กีรติวิบูลย์, เจ๊ะอัฐฟาน มาหิเละ. ตัวแบบพยากรณ์ความเร็วลมตามแนวชายฝั่ง จังหวัดสงขลา. วารสารวิจัยพลังงาน. 2554;8(3):63-72.
7. วรางคณา กีรติวิบูลย์, เจ๊ะอัฐฟาน มาหิเละ. ตัวแบบพยากรณ์ความเร็วลมตามแนวชายฝั่ง อำเภอท่าศาลา จังหวัดนครศรีธรรมราช. วารสารวิจัยมหาวิทยาลัยขอนแก่น. 2556;18(1):32-50.
8. ทรงศิริ แต้สมบัติ. การพยากรณ์เชิงปริมาณ. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์; 2549.
9. สมเกียรติ เกตุเอี่ยม. เทคนิคการพยากรณ์. พิมพ์ครั้งที่ 2 สงขลา: มหาวิทยาลัยทักษิณ; 2548.
10. Gill PE, Murray W, Wright MH. Practical optimization. Academic Press; 1981.
11. Wilde DJ, Beightler CS. Foundations of optimization. Prentice-Hall; 1967.
12. Abadie J, Carpenter J. Generalization of the Wolfe reduced gradient method to the case of nonlinear constraints. In R. Fletcher (Ed.), Optimization. New York: Academic Press; 1969. P. 37-47.
13. Lasdon L, Waren A. Solver uses the generalized reduced gradient (GRG2) algorithm. Texas University, Cleveland State University. Available from: URL: http://support.microsoft.com/kb/82890 Accessed May 27, 2014.
14. Lasdon LS, Waren AD, Jain A, Ratner M. Design and testing of a generalized reduced gradient code for nonlinear programming, ACM Transactions on Mathematical Software 1978;4(1):34-50.
15. Lasdon LS. Nonlinear programming algorithms applications, software, and comparisons, Numerical Optimization 1984: Proceedings of the SIAM Conference on Numerical Optimization 1984. P. 41-70. Available form: URL:http://goo.gl/iDCpnW Accessed May 29, 2014.
16. Fylstra D, Lasdon L, Watson J, Waren A. Design and use of the Microsoft Excel Solver, INTERFACES 1998;28(5):29-55.
17. Faluyi F, Arum C. Design optimization of plate girder using generalized reduced gradient and constrained artificial bee colony algorithms, International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering 2012;2(7):304-12.
18. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์. ได้จาก http://www.oae.go.th/oae_report/export_import/export.php Accessed April 20, 2014.