

## บทที่ 4

### ผลการดำเนินการวิจัย

#### บทนำ

ในส่วนของการดำเนินการวิจัยนี้ ผู้วิจัยแบ่งผลการวิจัยออกเป็นสองส่วนสำคัญตามลักษณะการจัดแบ่งข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยได้แก่ การทดสอบเบื้องต้นกับข้อมูลทางธุรกิจ และข้อมูลจาก M3-Competition

#### 4.1 ผลการพยากรณ์ข้อมูลทางธุรกิจโดยใช้กฎผู้เชี่ยวชาญ

**ส่วนแรก** เราแสดงผลการพยากรณ์ของข้อมูล 6 ชุด และเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของวิธีต่าง ๆ (สิริพร พูลสวัสดิ์ และคณะ, 2551a) ได้แก่

1. MC (Monte carlo simulation) หรือเทคนิคการจำลองสถานการณ์ข้อมูลโดยใช้วิธีแบบดั้งเดิมไม่มีการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการจำลองในลักษณะอัตโนมัติ หรือมีกฎเกี่ยวกับการคัดเลือกข้อมูลในการพยากรณ์
2. MA (Moving average) หรือเทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เป็นการใช้วิธีแบบดั้งเดิมเช่นกัน ไม่มีการเพิ่มเติมกฎการพยากรณ์ใดๆ ลงไปเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์
3. NN (Neural network) (Giarratano & Riley, 2004) เป็นวิธีการพยากรณ์โดยอาศัยทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ในการคิดหรือให้คำแนะนำกับเรื่องใดเรื่องหนึ่ง หรือปัญหาใดปัญหาหนึ่งและตัดสินใจหรือให้คำตอบเกี่ยวกับปัญหานั้น ๆ
4. MC รวมกับ RB (Rule-based) (MCRB) เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์วิธีการจำลองสถานการณ์เทคนิคอนติคาร์โลโดยพัฒนาในส่วนของการกำหนดจำนวนรอบ (Iteration) ที่เหมาะสมในการจำลองสถานการณ์ และกฎเกี่ยวกับการคัดเลือกข้อมูลที่ใช้ในการจำลองสถานการณ์
5. MA รวมกับ RB (Rule-based) (MARB) เป็นการปรับปรุงวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่โดยการตรวจสอบลักษณะของข้อมูลว่ามีลักษณะแนวโน้มร่วมด้วยในแต่ละครั้งที่พยากรณ์หรือไม่ โดยเมื่อข้อมูลมีลักษณะแนวโน้ม กฎการพยากรณ์จะทำการสลับวิธีการพยากรณ์ไปเป็นแบบใช้อัตราการเติบโตเพิ่มขึ้นหรือลดลงในการพยากรณ์

ส่วนของข้อมูลการทดลองเราใช้ตัวอย่างข้อมูลจำนวน 6 ชุดที่มีลักษณะแตกต่างกัน ข้อมูลชุดที่ 1 มีลักษณะเป็นรายวันจำนวน 182 ระเบียบ ข้อมูลชุดที่ 2 ถึง 6 แต่ละชุดมี 50 ระเบียบ แบ่งออกเป็นสองส่วนคือ ข้อมูล 30 ระเบียบแรกจะถูกใช้ในการสร้างแบบจำลอง และข้อมูล ระเบียบที่ 31- 50 จะถูกนำมาใช้ในการประเมินความถูกต้องของการพยากรณ์ รายละเอียดของข้อมูลแต่ละชุดมีดังนี้

**Data set 1:** ยอดจำหน่ายกะหล่ำปลี (หน่วย : Kg) ในห้างค้าปลีกสมัยใหม่แห่งหนึ่ง ข้อมูลความต้องการมีความไม่แน่นอนสูง (จิรัฐ สงวัฒนา, 2548)

**Data set 2:** ยอดจำหน่ายรถยนต์นั่งส่วนบุคคลของบริษัทโตโยต้า (หน่วย : คัน) ข้อมูลมีแนวโน้มเติบโตตลอดอย่างชัดเจน (บริษัท โตโยต้า มอเตอร์ ไทยแลนด์ จำกัด, 2550)

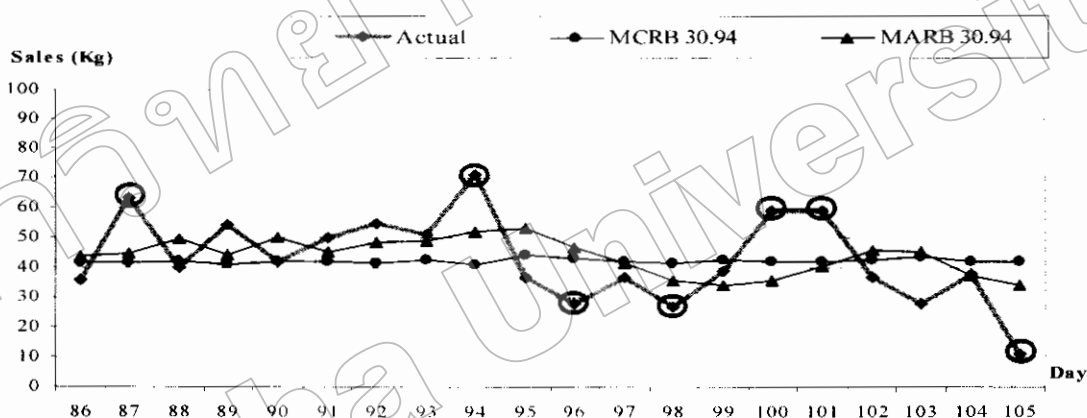
**Data set 3, 4:** ปริมาณความต้องการใช้บริการรถประจำทาง สาย 4 (ไม่ปรับอากาศ) ในกรุงเทพฯ ช่วงวันจันทร์ และวันอาทิตย์ (หน่วย : คน) ตามลำดับ ซึ่งข้อมูลวันจันทร์มีลักษณะค่อนข้างคงที่ และข้อมูลวันอาทิตย์มีความแปรปรวน

**Data set 5, 6:** ข้อมูลจาก NN3 ชุด A11 และ A20 ซึ่งเป็นข้อมูลทางธุรกิจแบบรายเดือน โดยข้อมูลชุด A11 มีลักษณะเป็นแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างช้าๆ ไม่ชัดเจนมากนัก และ A20 มีลักษณะเป็นแนวโน้มขึ้นลงไม่แน่นอน (NN3, 2007)

ตารางที่ 4.1 เปรียบเทียบค่า MAPE การพยากรณ์ของข้อมูล 6 ชุด

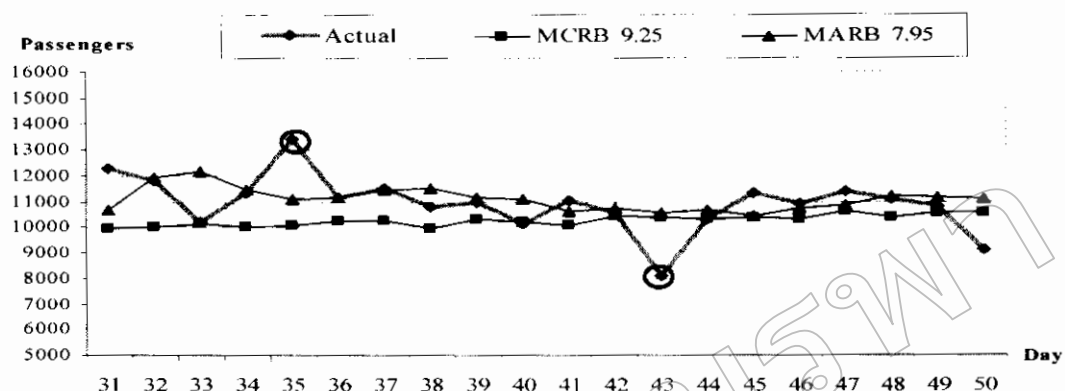
| <b>Data set</b><br><b>Method</b>             | กะหล่ำ<br>ปลี | โตโยต้า | รถเมล์<br>จันทร์ | รถเมล์<br>อาทิตย์ | NN3<br>A11 | NN3<br>A22 | ค่า %<br>ความ<br>ผิดพลาด<br>เฉลี่ย |
|----------------------------------------------|---------------|---------|------------------|-------------------|------------|------------|------------------------------------|
| MC (Monte carlo simulation)                  | 34.10         | 43.88   | 13.78            | 13.60             | 18.56      | 32.97      | 26.14                              |
| MA (Moving Average)                          | 35.02         | 13.12   | 9.08             | 12.20             | 12.52      | 22.87      | 17.46                              |
| NN (Neural Network)                          | 46.95         | 38.21   | 15.79            | 15.60             | 13.67      | 31.47      | 26.94                              |
| MCRB (Monte Caro Simulation +<br>Rule based) | 30.94         | 37.41   | 12.14            | 9.25              | 14.89      | 37.77      | 23.73                              |
| MARB (Moving Average + Rule<br>based)        | 30.94         | 14.66   | 11.12            | 7.95              | 11.99      | 22.33      | 16.49                              |

จากตารางที่ 4.1 จะเห็นได้ว่า การประยุกต์ใช้กฎผู้เชี่ยวชาญ (RB) สามารถเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์กับวิธี MC ได้ (ข้อมูลชุดที่ 1, 2, 3, 4 และ 5) โดยเฉพาะข้อมูลที่มีลักษณะเป็นแนวโน้มที่ชัดเจน (ข้อมูลชุดที่ 2) สามารถลดข้อด้อยของวิธี MC ซึ่งมักจะพยากรณ์ตามข้อมูลในลักษณะนี้ไม่ทันให้ได้ผลดีขึ้น นอกจากนี้ การใช้กฎผู้เชี่ยวชาญ (RB) ยังเพิ่มความแม่นยำให้กับวิธี MA ในบางชุดข้อมูล (ชุดที่ 1, 4 และ 5) แต่ข้อมูลชุดที่ 2, 3 วิธี MARB ทำให้ผลการพยากรณ์แย่ลงกว่าเดิม อย่างไรก็ตาม วิธี MARB ถือเป็นวิธีที่ให้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ต่ำที่สุด เมื่อนำกฎการพยากรณ์ (RB) มาประยุกต์ใช้ร่วมกับวิธี MA ภาพที่ 4.1 และ 4.2 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์โดยใช้กราฟ (สัญลักษณ์ “วงกลม” แสดงจุดที่พบ Outlier)



ภาพที่ 4.1 เปรียบเทียบวิธี MCRB และ MARB สำหรับข้อมูลชุดที่ 1

จากภาพที่ 4.1 แสดงผลการพยากรณ์ข้อมูลการขายกล้วยไม้แบบรายวันช่วงระยะวันที่ 86 ถึง 105 ซึ่งยอดขายมีลักษณะขึ้นลงไม่แน่นอน การใช้กฎการพยากรณ์ (RB) ร่วมกับวิธี MC ทำให้ผลการพยากรณ์มีความถูกต้องมากขึ้นร้อยละ 3.16 และ การใช้ RB ร่วมกับวิธี MA ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องมากขึ้นร้อยละ 4.08 อย่างไรก็ตาม สังเกตได้ว่า กฎที่สร้างขึ้นยังขาดประสิทธิภาพในการปรับผลการพยากรณ์ในบางช่วงข้อมูล เช่น ข้อมูลใน ระยะวันที่ 87, 94 และ 105 เนื่องจากข้อมูลยอดขายจริง (Actual) เพิ่มขึ้น/ ลดลงอย่างรวดเร็ว ทำให้กฎที่สร้างขึ้นไม่สามารถปรับผลการพยากรณ์ได้ทัน



ภาพที่ 4.2 เปรียบเทียบวิธี MCRB และ MARB สำหรับข้อมูลชุดที่ 4

จากภาพที่ 4.2 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการใช้รถประจำทางวันจันทร์ ซึ่งจะเห็นได้ว่าวิธี MCRB สามารถลดค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ได้ร้อยละ 4.35 และวิธี MARB ให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ลดลงร้อยละ 4.25

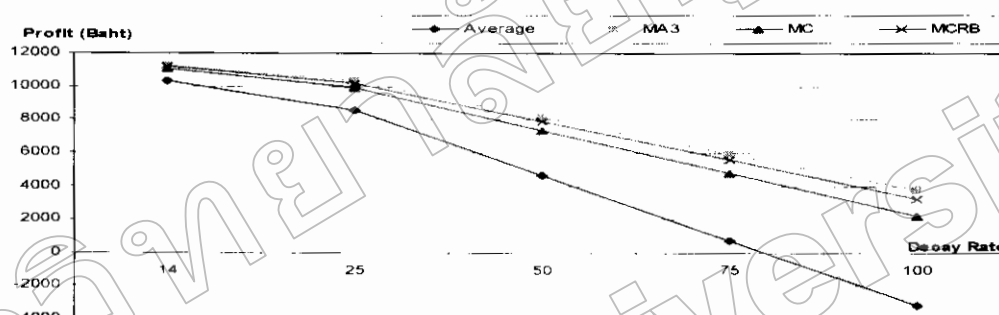
ตารางที่ 4.2 เปรียบเทียบค่า MdAPE การพยากรณ์ของข้อมูล 6 ชุด

| Method                                    | Data set | กะหล่ำ<br>ปลี | โตโยต้า | รอมเม่<br>จันทร์ | รอมเม่<br>อาทิตย์ | NN3<br>A11 | NN3<br>A22 | ค่า %<br>ความ<br>ผิดพลาด<br>เฉลี่ย |
|-------------------------------------------|----------|---------------|---------|------------------|-------------------|------------|------------|------------------------------------|
|                                           |          |               |         |                  |                   |            |            |                                    |
| MC (Monte carlo simulation)               |          | 21.10         | 44.67   | 13.12            | 13.22             | 17.65      | 28.93      | 23.11                              |
| MA (Moving Average)                       |          | 26.15         | 10.56   | 5.17             | 10.88             | 12.40      | 23.56      | 14.78                              |
| NN (Neural Network)                       |          | 27.32         | 36.59   | 12.52            | 13.98             | 13.66      | 19.23      | 20.55                              |
| MCRB (Monte Caro Simulation + Rule based) |          | 21.70         | 38.76   | 13.22            | 8.56              | 15.21      | 34.76      | 22.03                              |
| MARB (Moving Average + Rule based)        |          | 24.54         | 14.11   | 9.89             | 4.42              | 11.15      | 19.23      | 13.89                              |

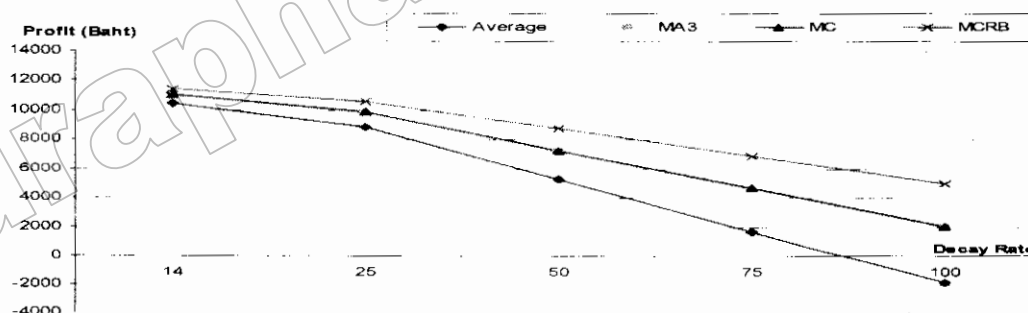
จากตารางที่ 4.2 จะเห็นได้ว่า MdAPE มีค่าใกล้เคียงและสอดคล้องกับค่า MAPE วิธี MA และ MARB ให้ค่ากลางความคลาดเคลื่อนน้อยสุดเท่ากับร้อยละ 14.78 และ 13.89 ตามลำดับ และ

เมื่อเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์ที่ได้จากวิธีอื่น ค่ากลางของความคลาดเคลื่อนแปรผันอยู่ในช่วงระหว่างร้อยละ 14 – 23 ซึ่งไม่มีความแปรปรวนมากนัก

**ส่วนที่สอง** เราทำการทดลองกับข้อมูลยอดขายรายฝักกะหล่ำปลีของห้างค้าปลีกสมัยใหม่ แห่งหนึ่งเพื่อนำผลการทดลองวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญไปประเมินผลเปรียบเทียบผลกำไรขาดทุน โดยผลการทดลองที่ได้แสดงเป็นตารางและกราฟ รวมทั้งตารางมูลค่าผลกำไรขาดทุนที่ได้จากการพยากรณ์ ดังนี้ (สิริพร พูลสวัสดิ์ และคณะ, 2551b)



ภาพที่ 4.3 ผลกำไรตามอัตราการสูญเสียแบบแยกวัน (จันทร์-พฤหัสบดี และ ศุกร์-อาทิตย์)



ภาพที่ 4.4 ผลกำไรตามอัตราการสูญเสียแบบไม่แยกวัน (จันทร์ – อาทิตย์)

ตารางที่ 4.3 ร้อยละการสูญเสียของสินค้าคงเหลือเท่ากับ 14 แบบแยกวัน (จันทร์-พฤหัสบดี, ศุกร์-อาทิตย์)

| Method  | MAPE<br>รวม | ปริมาณ<br>สูญเสีย<br>(Kg) | จำนวน<br>ครั้งที่<br>สินค้าขาด<br>(ครั้ง) | ปริมาณ<br>สินค้าขาด<br>(Kg) | มูลค่าเงิน<br>ที่เสีย<br>โอกาส<br>(Baht) | ยอดขาย<br>รวม<br>(Kg) | มูลค่ากำไร<br>ขาดทุน<br>(Baht) |
|---------|-------------|---------------------------|-------------------------------------------|-----------------------------|------------------------------------------|-----------------------|--------------------------------|
| Average | 38.12       | 219                       | 31                                        | 266                         | 532                                      | 6,240                 | 10,289                         |
| MARB    | 32.10       | 121                       | 71                                        | 827                         | 1,655                                    | 6,240                 | 11,263                         |
| MC      | 31.75       | 144                       | 57                                        | 574                         | 1,149                                    | 6,240                 | 11,039                         |
| MCRB    | 29.23       | 129                       | 71                                        | 598                         | 1,197                                    | 6,240                 | 11,187                         |

ตารางที่ 4.4 ร้อยละการสูญเสียเท่ากับ 14 แบบไม่แยกวัน (จันทร์ – อาทิตย์)

| Method  | MAPE<br>รวม | ปริมาณ<br>สูญเสีย<br>(Kg) | จำนวนครั้ง<br>ที่สินค้าขาด<br>(ครั้ง) | ปริมาณ<br>สินค้าขาด<br>(Kg) | มูลค่าเงินที่<br>เสียโอกาส<br>(Baht) | ยอดขาย<br>รวม<br>(Kg) | มูลค่ากำไร<br>ขาดทุน<br>(Baht) |
|---------|-------------|---------------------------|---------------------------------------|-----------------------------|--------------------------------------|-----------------------|--------------------------------|
| Average | 44.18       | 201                       | 34                                    | 350                         | 701                                  | 6,240                 | 10,467                         |
| MARB    | 37.24       | 147                       | 70                                    | 902                         | 1,805                                | 6,240                 | 11,010                         |
| MC      | 34.87       | 145                       | 66                                    | 763                         | 1,526                                | 6,240                 | 11,025                         |
| MCRB    | 30.10       | 104                       | 71                                    | 899                         | 1,798                                | 6,240                 | 11,436                         |

ตารางที่ 4.5 ร้อยละการสูญเสียเท่ากับ 100 แบบแยกวัน (จันทร์-พฤหัสบดี และ ศุกร์-อาทิตย์)

| Method  | MAPE<br>รวม | ปริมาณ<br>สูญเสีย<br>(Kg) | จำนวนครั้ง<br>ที่สินค้าขาด<br>(ครั้ง) | ปริมาณ<br>สินค้า<br>ขาด (Kg) | มูลค่าเงินที่<br>เสียโอกาส<br>(Baht) | ยอดขาย<br>รวม<br>(Kg) | มูลค่ากำไร<br>ขาดทุน<br>(Baht) |
|---------|-------------|---------------------------|---------------------------------------|------------------------------|--------------------------------------|-----------------------|--------------------------------|
| Average | 38.12       | 1,565                     | 31                                    | 266                          | 532                                  | 6,240                 | -3,175                         |
| MARB    | 32.10       | 869                       | 71                                    | 827                          | 1,655                                | 6,240                 | 3,781                          |
| MC      | 31.75       | 1,029                     | 57                                    | 574                          | 1,149                                | 6,240                 | 2,182                          |
| MCRB    | 29.23       | 923                       | 71                                    | 598                          | 1,197                                | 6,240                 | 3,244                          |

ตารางที่ 4.6 ร้อยละการสูญเสียเท่ากับ 100 แบบไม่แยกวัน (จันทร์ – อาทิตย์)

| Method  | MAPE<br>รวม | ปริมาณ<br>สูญเสีย<br>(Kg) | จำนวนครั้ง<br>ที่สินค้าขาด<br>(ครั้ง) | ปริมาณ<br>สินค้า<br>ขาด (Kg) | มูลค่าเงินที่<br>เสียโอกาส<br>(Baht) | ยอดขาย<br>รวม<br>(Kg) | มูลค่ากำไร<br>ขาดทุน<br>(Baht) |
|---------|-------------|---------------------------|---------------------------------------|------------------------------|--------------------------------------|-----------------------|--------------------------------|
| Average | 44.18       | 1,438                     | 34                                    | 350                          | 701                                  | 6,240                 | -1,899                         |
| MARB    | 37.24       | 1,050                     | 70                                    | 902                          | 1,805                                | 6,240                 | 1,973                          |
| MC      | 34.87       | 1,039                     | 66                                    | 763                          | 1,526                                | 6,240                 | 2,084                          |
| MCRB    | 30.10       | 746                       | 71                                    | 899                          | 1,798                                | 6,240                 | 5,016                          |

จากภาพที่ 4.3 และ 4.4 แสดงผลกำไรจากความสูญเสียของผักกาดปลี (Decay Rate) ในระดับร้อยละ (%) ต่าง ๆ กัน ซึ่งในระดับ 100% หมายถึงสินค้าต้องขายวันต่อวัน (ถ้าขายไม่หมดสินค้าจะสูญเสีย (เน่าเสีย) ทั้งหมดและไม่สามารถนำไปขายในวันถัดไปได้) จากภาพจะเห็นได้ว่าวิธี MCRB เป็นวิธีที่ทำให้เกิดผลกำไรในภาพรวมดีที่สุดถึงแม้ว่าในการทดลองแบบแยกวันจะให้ผลดีน้อยกว่าวิธี MARB แต่กับการทดลองแบบไม่แยกวัน แสดงผลที่ดีกว่าวิธีอื่น ๆ อย่างชัดเจน และวิธีค่าเฉลี่ย เป็นวิธีที่แย่ที่สุด และทำให้บริษัทขาดทุน (ที่ระดับ Decay Rate 100%)

ตารางที่ 4.3 แสดงตัวอย่างรายละเอียดข้อมูลการสูญเสียของสินค้าคงเหลือโดยกำหนด Decay Rate 14% ของการพยากรณ์แบบแยกวัน ซึ่งจะเห็นได้ว่าวิธี MARB ทำให้เกิดผลกำไรมาก

ที่สุดเท่ากับ 11,263 บาท รองลงมาคือวิธี MCRB อย่างไรก็ตาม แม้วิธี MC และ MCRB จะมีมูลค่าผลกำไรน้อยกว่าวิธี MARB แต่ค่า MAPE (Mean Absolute Percentage Error), ค่าปริมาณสินค้าขาดรวม และมูลค่าเงินที่เสียโอกาส น้อยกว่าวิธี MARB ดังนั้นการพิจารณาว่าวิธีไหนดีกว่าย่อมขึ้นอยู่กับนโยบายการขายของบริษัทเป็นสำคัญ นอกจากนี้ เราสามารถสรุปข้อสังเกตของการพยากรณ์เพื่อกำหนดระดับสินค้าคงคลังให้เหมาะสมได้ดังนี้

- หากสินค้ามีปริมาณการสูญเสียมาก ผลกำไรย่อมลดลง
- หากยอมให้สินค้าขาดขายมาก ๆ จำนวนเงินที่เสียโอกาสมากขึ้น แต่จะทำให้ความเสี่ยงเนื่องจากสินค้าเสียหายลดลง ขึ้นอยู่กับการเลือกนโยบายในการขาย
- จำนวนครั้งที่เสียโอกาสอาจจะเท่ากัน ดังตัวอย่างที่ MARB และ MCRB แต่ไม่หมายถึงว่าเกิดครั้งที่เสียโอกาสเดียวกัน ปริมาณสินค้าขาดจึงไม่ตรงกัน

ตารางที่ 4.4 แสดงตัวอย่างรายละเอียดข้อมูลการสูญเสียสินค้าคงเหลือ โดยกำหนด Decay Rate 14% ของการพยากรณ์แบบไม่แยกวัน จะเห็นได้ว่าผลการพยากรณ์โดยรวมของวิธี MCRB ได้ผลกำไรสูงสุดเท่ากับ 11,436 บาท โดย ค่า MAPE รวมและ ปริมาณการสูญเสีย ลดลงจากตารางที่ 4.3 แต่ปริมาณสินค้าขาดและมูลค่าเงินที่เสียโอกาสเพิ่มขึ้นจากเดิม

ตารางที่ 4.5 แสดงตัวอย่างรายละเอียดข้อมูลการสูญเสียสินค้าคงเหลือโดยกำหนด Decay Rate 100% ของการพยากรณ์แบบแยกวัน จะเห็นได้ว่าวิธี MARB ยังคงเป็นวิธีที่ได้กำไรสูงสุดเท่ากับ 3,781 บาท รองลงมาคือ วิธี MCRB ส่วนวิธี Average นั้น เกิดผลขาดทุนอย่างชัดเจน

ตารางที่ 4.6 แสดงตัวอย่างรายละเอียดข้อมูลการสูญเสียสินค้าคงเหลือโดยกำหนด Decay Rate 100% แบบไม่แยกวัน จะเห็นได้ว่าวิธี MCRB เป็นวิธีที่ให้ผลกำไรสูงสุดเท่ากับ 5,016 บาท ซึ่งมากกว่าวิธีอื่น ๆ เป็นอย่างมาก โดยเฉพาะเมื่อเปรียบเทียบกับวิธี Average ซึ่งทำให้บริษัทมีผลการดำเนินการขาดทุน

**ส่วนที่สาม** แสดงผลการทดลองเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ความต้องการสินค้า โดยใช้วิธีจากผู้เชี่ยวชาญ การพยากรณ์โดยบุคคล และวิธีทางสถิติ ซึ่งผลการทดลองพบว่าวิธีจากผู้เชี่ยวชาญที่พัฒนาขึ้น เป็นวิธีที่ให้ค่าการพยากรณ์ถูกต้องมากกว่าอีกสองวิธี ซึ่งส่งผลให้การสั่งซื้อสินค้าเพื่อขายมีกำไรสูงสุด นอกจากนี้ผลการทดลองยังพบว่า ผู้เชี่ยวชาญหรือนักคนบางส่วนสามารถพยากรณ์ยอดขายพักกะหล่ำปลีได้อย่างค่อนข้างแม่นยำ แต่เมื่อพิจารณาผลกำไรขาดทุนแล้ว

วิธี MCRB เป็นวิธีที่ให้ผลกำไรมากที่สุด ผลการทดลองยังชี้ให้เห็นว่า วิธี MCRB ที่สร้างขึ้นมีความสามารถในการพยากรณ์ได้เทียบเคียงกับผู้เชี่ยวชาญ (สิริพร พูลสวัสดิ์ และคณะ, 2551c)

อย่างไรก็ตามจากการเปรียบเทียบผลกำไรต่าง ๆ ผลการทดลองข้างต้นพบว่าในบางวิธีการให้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์มากแต่กลับได้ผลกำไรมากกว่าบางวิธีที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยหรือมีความแม่นยำกว่าแต่กลับได้ผลกำไรน้อยกว่าเนื่องจากในบางระเบียบที่ทำการพยากรณ์ได้ผลพยากรณ์สูงกว่ายอดขายจริงมากทำให้สินค้าเหลือกลายเป็นส่วนที่ต้องคิดในอัตราค่าใช้จ่ายหรือต้นทุนที่ต้องเสียไปจากการเน่าเสียของสินค้านั้นเอง แต่ในภาพรวมแล้วทั้งการเปรียบเทียบด้วยค่าความแม่นยำ และการเปรียบเทียบด้วยผลกำไรขาดทุนวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญที่พัฒนาขึ้นยังถือว่าอยู่ในระดับที่ดีและเหมาะสมในการช่วยตัดสินใจในทางธุรกิจ

#### การทดลอง (Experimental Settings)

##### ข้อมูลความต้องการสินค้า

ในการทดลองนี้ เราใช้ข้อมูลยอดขายจำหน่ายผักกะหล่ำปลี (หน่วย Kg) จากห้างค้าปลีกสมัยใหม่แห่งหนึ่ง ซึ่งเป็นสินค้าที่มีลักษณะอายุการขายอยู่ในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ บริษัทต้องวางแผนการซื้อให้เกิดผลกำไรมากที่สุด และเกิดผลเสียหายกับสินค้าที่เน่าเสียน้อยที่สุด โดยข้อมูลที่ใช้จำลองเป็นยอดขายกะหล่ำตั้งแต่เดือน ตุลาคม 2547 ถึงเดือน มีนาคม 2548 รวมทั้งสิ้น 27 สัปดาห์ หรือ 182 ระเบียบข้อมูล 150 ระเบียบแรกจะถูกใช้ในการสร้างแบบจำลองเริ่มต้น (Model initialization) หรือตรวจสอบลักษณะของข้อมูล (Pattern Verification) สำหรับข้อมูลส่วนที่เหลือจะใช้ในการพยากรณ์และประเมินความถูกต้องในการพยากรณ์

##### การตรวจสอบข้อมูลเพื่อใช้วิเคราะห์ความแปรปรวนทางเดียว

การวิเคราะห์ความแปรปรวนทางเดียว (One-Way ANOVA) ใช้ทดสอบความแตกต่างของคะแนนเฉลี่ยมากกว่า 2 กลุ่มขึ้นไป โดยมีเงื่อนไขและขั้นตอนการวิเคราะห์ ดังนี้

##### ขั้นที่ 1 การพิสูจน์สมมติฐานเบื้องต้น

- ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ต้องสุ่มเลือกมาจากประชากรที่มีการแจกแจงแบบปกติ
- ข้อมูลจากตัวอย่างที่นำมาวิเคราะห์ต้องได้มาจากประชากรที่มีความแปรปรวนไม่แตกต่างกัน

ขั้นที่ 2 การวิเคราะห์ความแปรปรวนทางเดียว โดยมีสมมติฐานทางสถิติที่ใช้ทดสอบ

$H_0$  : ค่าเฉลี่ยของแต่ละประชากรไม่มีความแตกต่างกัน

$H_1$  : ค่าเฉลี่ยของแต่ละประชากรมีความแตกต่างกันอย่างน้อย 2 กลุ่ม

การตัดสินใจ เมื่อกำหนดระดับนัยสำคัญ  $\alpha = 0.05$

โดยจะใช้ค่า P-value (Sig.) เปรียบเทียบกับ  $\alpha$  โดยมีหลักเกณฑ์คือ

จะปฏิเสธ  $H_0$  ถ้า  $P\text{-Value} < \alpha$  , จะยอมรับ  $H_0$  ถ้า  $P\text{-Value} > \alpha$

บุคคลที่เป็นกลุ่มตัวอย่างในการพยากรณ์

งานวิจัยนี้ เราใช้บุคคลที่เป็นกลุ่มตัวอย่างในการพยากรณ์ยอดขายผักกะหล่ำปลีจำนวน 10 คน จากสาขาต่าง ๆ ที่มีความเกี่ยวข้อง ได้แก่

ผู้พยากรณ์ 1 Supervisor ฝ่ายวางแผนการผลิตสินค้าบริษัทผลิตอุปกรณ์ไฟฟ้ามีหน้าที่พยากรณ์ยอดขายสินค้าเพื่อวางแผนการผลิต มีประสบการณ์ทำงาน 4 ปี

ผู้พยากรณ์ 2 ผู้ค้าปลีกอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ซึ่งเป็นสินค้าที่มีการพัฒนาทางด้านเทคโนโลยีและการขยายตลาดเติบโตขึ้นอย่างรวดเร็ว มีประสบการณ์ทำงาน 3 ปี

ผู้พยากรณ์ 3 นักศึกษาปริญญาโทด้านการบริหารการขนส่งและโลจิสติกส์ ชั้นปีที่ 2

ผู้พยากรณ์ 4 บุคลากรด้านคอมพิวเตอร์ธุรกิจ

ผู้พยากรณ์ 5 อาจารย์ที่ปรึกษางานวิจัย มีความเชี่ยวชาญด้านการจัดการโลจิสติกส์

ผู้พยากรณ์ 6 นักศึกษาปริญญาเอกด้านสาขาโลจิสติกส์ มีประสบการณ์ทำงาน 20 ปี

ผู้พยากรณ์ 7 ข้าราชการจบปริญญาโทด้านโลจิสติกส์ มีประสบการณ์ทำงาน 30 ปี

ผู้พยากรณ์ 8 นักการตลาด มีประสบการณ์ทำงาน 20 ปี

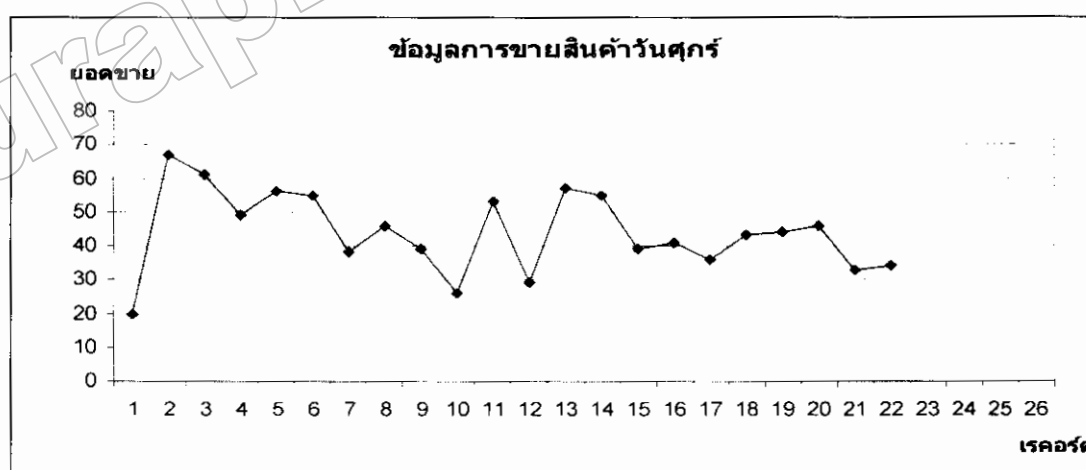
ผู้พยากรณ์ 9,10 นักบัญชี มีประสบการณ์ทำงานกว่า 5 ปี และ 10 ปี ตามลำดับ

ในขั้นตอนของการพยากรณ์นั้นผู้พยากรณ์จะได้เห็นข้อมูลค่าเฉลี่ย ( $\bar{x}$ ) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ( $S.D.$ ) ยอดขายสินค้าแยกตามรายวันของทุก ๆ สัปดาห์ก่อนหน้า และข้อมูลยอดขายสินค้าวันก่อนการพยากรณ์ รวมทั้ง กราฟแสดงยอดขายแบบแยกวันและยอดขายสินค้าโดยรวมแบบไม่แยกวันเพื่อประกอบการวิเคราะห์ ดังแสดงในภาพที่ 4.5

ตารางที่ 4.7 ตัวอย่างแบบทดสอบการพยากรณ์ยอดขายผักกะหล่ำปลี

| ยอดขาย<br>จันทร์ | $\bar{x}$ | <i>S.D.</i> | ForC. | ยอดขาย<br>อังคาร | $\bar{x}$ | <i>S.D.</i> | ForC. |
|------------------|-----------|-------------|-------|------------------|-----------|-------------|-------|
| 28               | 28        | 0           |       | 34               | 34.00     | 0.00        |       |
| 54               | 41        | 9.192       |       | 46               | 40.00     | 4.24        |       |
| 60               | 47.33     | 10.48       |       | 47               | 42.33     | 4.39        |       |
| 61               | 50.75     | 10.42       |       | 28               | 38.75     | 6.58        |       |
| 49               | 50.4      | 9.34        |       | 38               | 38.60     | 5.89        |       |
| 20               | 45.33     | 13.41       |       | 29               | 37.00     | 6.29        |       |
| 28               | 42.86     | 13.62       |       | 36               | 36.86     | 5.84        |       |
| 25               | 40.63     | 13.89       |       | 22               | 35.00     | 7.14        |       |
| :                | :         | :           |       | :                | :         | :           |       |
| :                | :         | :           |       | :                | :         | :           |       |

จากตารางที่ 4.7 แสดงตัวอย่างแบบทดสอบ โดยผู้พยากรณ์จะเห็นยอดขายของวันก่อนหน้า รวมทั้งยอดขาย ค่าเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของวันเดียวกันในสัปดาห์ที่ผ่านมา เมื่อผู้พยากรณ์ป้อนค่าพยากรณ์ในช่อง ForC. แล้ว ผู้วิจัยจะเฉลี่ยยอดขายจริงให้ผู้พยากรณ์ป้อนในช่องยอดขายจริง รวมทั้งค่าเฉลี่ย ในช่อง  $\bar{x}$  และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในช่อง *S.D.* เพื่อใช้ในการพยากรณ์ครั้งถัดไป



ภาพที่ 4.5 ตัวอย่างกราฟข้อมูลยอดขายผักกะหล่ำปลีแบบแยกวัน (วันศุกร์)

จากผลการทดลอง ผู้วิจัยจะได้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ (MAPE) ของผู้เชี่ยวชาญแต่ละคน และผลกำไรที่ระดับความสูญเสียสินค้าต่อวัน (ร้อยละ 14) แสดงในตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 ผลการพยากรณ์ของผู้เชี่ยวชาญ

| ผู้เชี่ยวชาญ | #1    | #2    | #3    | #4    | #5    | #6    | #7    | #8    | #9    | #10   |
|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| ค่า MAPE     | 21.80 | 19.25 | 27.68 | 26.32 | 27.00 | 22.34 | 23.83 | 24.00 | 21.45 | 26.12 |
| ผลกำไร       | 2,183 | 2,229 | 2,194 | 2,202 | 2,105 | 2,172 | 2,201 | 2,191 | 2,234 | 2,166 |

#### การวิเคราะห์ค่าความแตกต่างในการพยากรณ์โดยผู้เชี่ยวชาญ

เรานำข้อมูลดังกล่าวมาหาความแตกต่างระหว่างผู้พยากรณ์ว่ามีความแตกต่างกันหรือไม่ ผลการวิเคราะห์แสดงในตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 One-Way ANOVA จากการพยากรณ์ยอดขายโดยบุคคล

|                | Sum of Squares | df  | Mean Square | F    | Sig. |
|----------------|----------------|-----|-------------|------|------|
| Between Groups | 597.000        | 9   | 66.333      | .875 | .548 |
| Within Groups  | 23501.750      | 310 | 75.812      |      |      |
| Total          | 24098.750      | 319 |             |      |      |

เนื่องจากค่า p-value (หรือ Sig) มีค่า 0.548 ซึ่งมากกว่า 0.05 จึงยอมรับ  $H_0$  สรุปว่าข้อมูลไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05

ข้อมูลยอดขายฝึกกล้าปลิในรูปแบบค่ากำไรขาดทุนที่ได้จากการพยากรณ์โดยวิธีต่าง ๆ แสดงใน ตารางที่ 4.10-4.11

ตารางที่ 4.10 ผลการพยากรณ์ที่ระดับความสูญเสียสินค้าต่อวัน (ร้อยละ 14)

| การพยากรณ์       | MAPE<br>รวม | ปริมาณ<br>สูญเสีย<br>(กก.) | จำนวน<br>ครั้งที่<br>สินค้า<br>ขาด<br>(ครั้ง) | ปริมาณ<br>สินค้า<br>ขาด<br>(กก.) | มูลค่า<br>เงินที่<br>เสีย<br>โอกาส<br>(บาท) | ยอดขาย<br>รวม<br>(กก.) | มูลค่า<br>กำไร<br>ขาดทุน<br>(บาท) |
|------------------|-------------|----------------------------|-----------------------------------------------|----------------------------------|---------------------------------------------|------------------------|-----------------------------------|
| Box - Jenkins    | 24.21       | 34.48                      | 8                                             | 62.35                            | 125                                         | 1,238                  | 2,130                             |
| MCRB             | 21.50       | 23.70                      | 10                                            | 115.35                           | 231                                         | 1,238                  | 2,238                             |
| ผู้เชี่ยวชาญ # 2 | 19.25       | 24.63                      | 9                                             | 80.99                            | 162                                         | 1,238                  | 2,229                             |

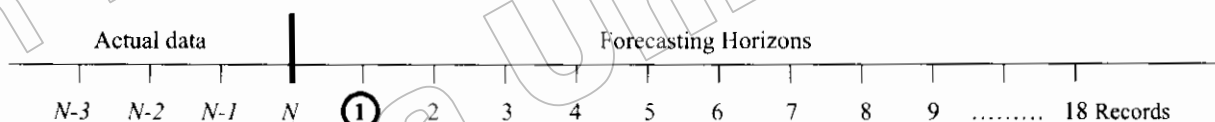
ตารางที่ 4.11 ผลการพยากรณ์ที่ระดับความสูญเสียสินค้าต่อวัน (ร้อยละ 100)

| การพยากรณ์      | MAPE<br>รวม | ปริมาณ<br>สูญเสีย<br>(กก.) | จำนวน<br>ครั้งที่<br>สินค้า<br>ขาด<br>(ครั้ง) | ปริมาณ<br>สินค้า<br>ขาด<br>(กก.) | มูลค่า<br>เงินที่<br>เสีย<br>โอกาส<br>(บาท) | ยอดขาย<br>รวม<br>(กก.) | มูลค่า<br>กำไร<br>ขาดทุน<br>(บาท) |
|-----------------|-------------|----------------------------|-----------------------------------------------|----------------------------------|---------------------------------------------|------------------------|-----------------------------------|
| Box - Jenkins   | 24.21       | 246.32                     | 8                                             | 62.35                            | 125                                         | 1,238                  | 12                                |
| MCRB            | 21.50       | 169.32                     | 10                                            | 115.35                           | 231                                         | 1,238                  | 782                               |
| ผู้เชี่ยวชาญ #2 | 19.25       | 175.96                     | 9                                             | 80.99                            | 162                                         | 1,238                  | 715                               |

จากตารางที่ 4.10 และ 4.11 แสดงค่าร้อยละความผิดพลาดในการพยากรณ์ (MAPE) โดยเลือกผู้เชี่ยวชาญที่พยากรณ์ได้ถูกต้องมากที่สุดจากผู้เชี่ยวชาญทั้งหมด เปรียบเทียบกับวิธี MCRB และ Box-Jenkins โดยค่า MAPE ของผู้เชี่ยวชาญมีค่าต่ำที่สุดส่วนวิธี MCRB มีค่าสูงกว่าเล็กน้อย แต่ทั้งสองวิธีถือว่ามีความใกล้เคียงกันทั้งค่า MAPE และมูลค่าผลกำไรมากกว่าวิธี Box-Jenkins อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาผลกำไรจากการดำเนินงานที่อัตราการสูญเสีย (เน่าเสีย) ของผักกะหล่ำปลีร้อยละ 14 และร้อยละ 100 ต่อวัน วิธี MCRB เป็นวิธีที่ให้ผลกำไรสูงสุด

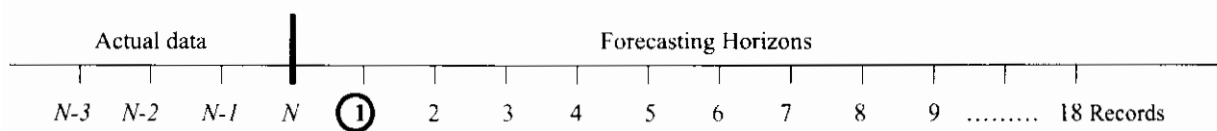
## 4.2 ผลการพยากรณ์ข้อมูล M-3 Competition

ในส่วนนี้เราแสดงผลการพยากรณ์ข้อมูลของกฏผู้เชี่ยวชาญที่ทำการพัฒนา และทำการพยากรณ์ข้อมูล 18 เดือนล่วงหน้ากับข้อมูล M3-Competition ซึ่งผู้วิจัยเลือกข้อมูลแบบรายเดือน ประกอบไปด้วยข้อมูลประเภทต่าง ๆ ทางธุรกิจ 6 รูปแบบ เช่น ข้อมูลการเงิน(finance) ข้อมูลด้านอุตสาหกรรม(Industry) และข้อมูลอื่น ๆ (Other) เป็นต้น รวม 1,428 ชุดข้อมูล แสดงผลการวิเคราะห์ด้วยค่า Average symmetric MAPE (sMAPE) เป็นตารางและกราฟ โดยลักษณะการพยากรณ์มีรูปแบบการทดลอง 2 แนวทางที่สำคัญคือการทดลองพยากรณ์แบบล่วงหน้าตามจำนวนครั้งที่ต้องการพยากรณ์ในครั้งเดียว (Jump : J) โดยใช้ข้อมูลจริงของเดิมเป็นฐานเริ่มต้น เช่น ตามตัวอย่างในภาพที่ 4.4(ก) ข้อมูล  $N-3$  ถึง  $N$  เพื่อพยากรณ์ระยะเบี่ยงที่ 1 และใช้ค่าพยากรณ์ที่ได้ในการพยากรณ์ล่าสุดเป็นฐานต่อการพยากรณ์ครั้งถัดไป เช่น ข้อมูลระยะเบี่ยงที่  $N-3$  ถึง 1 เพื่อพยากรณ์ระยะเบี่ยงที่ 2 (ข้อมูลระยะเบี่ยงที่ 1 เป็นข้อมูลที่เกิดจากการพยากรณ์) ซึ่งเป็นลักษณะการพยากรณ์ของกฏผู้เชี่ยวชาญของงานวิจัยนี้

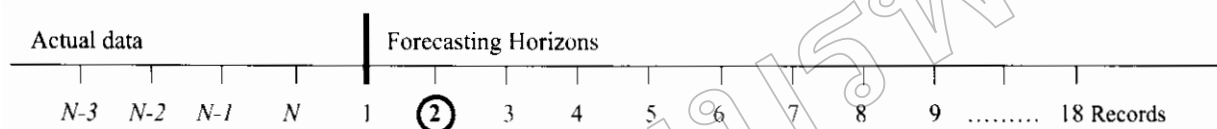


ภาพที่ 4.6(ค) การพยากรณ์แบบล่วงหน้าในครั้งเดียว (Jump)

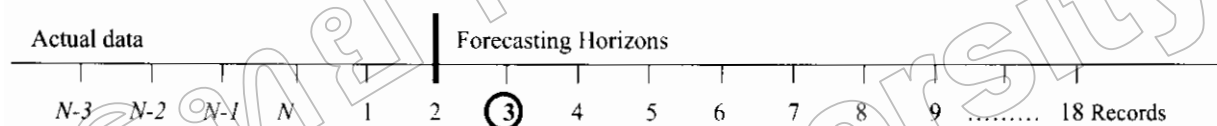
ส่วนอีกแนวทางหนึ่งเป็นลักษณะการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลามีลักษณะการพยากรณ์โดยอาศัยข้อมูลจริงก่อนหน้านี้เป็นฐานในการพยากรณ์(Moving Step : S) ดังตัวอย่างในภาพ โดยใช้ข้อมูลจริงของเดิมเป็นฐานเริ่มต้น เช่น ภาพที่ 4.6(ข) ต้องการพยากรณ์ข้อมูลระยะเบี่ยงที่ 1 จะใช้ข้อมูลจริง  $N-3$  ถึง  $N$  เพื่อพยากรณ์ระยะเบี่ยงที่ 1 ต่อมาในภาพที่ 4.6(ค) ต้องการพยากรณ์ข้อมูลระยะเบี่ยงที่ 2 จะใช้ข้อมูลจริง  $N-3$  ถึง 1 เพื่อพยากรณ์ระยะเบี่ยงที่ 2 และในภาพที่ 4.6(ง) ต้องการพยากรณ์ข้อมูลระยะเบี่ยงที่ 3 จะใช้ข้อมูลจริง  $N-3$  ถึง 2 เพื่อพยากรณ์ระยะเบี่ยงที่ 3



ภาพที่ 4.6(ข) การพยากรณ์ข้อมูลระยะเบี่ยนที่ 1



ภาพที่ 4.6(ค) การพยากรณ์ข้อมูลระยะเบี่ยนที่ 2



ภาพที่ 4.6(ง) การพยากรณ์ข้อมูลระยะเบี่ยนที่ 3

ตารางที่ 4.12 การเปรียบเทียบผลการค่า Average symmetric MAPE (sMAPE)

| Method            |      | Forecasting horizons |       |       |       |       |       |       |       |       |       |       | Average | Ranking |
|-------------------|------|----------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|---------|---------|
|                   | Type | 1                    | 2     | 3     | 4     | 5     | 6     | 8     | 12    | 15    | 18    |       |         |         |
| Theta             | J    | 11.20                | 10.70 | 11.80 | 12.40 | 12.20 | 12.40 | 12.70 | 13.20 | 16.20 | 18.20 | 13.10 | 1       |         |
| ForecastPro       | S    | 11.50                | 10.70 | 11.70 | 12.90 | 11.80 | 12.30 | 12.60 | 13.20 | 16.40 | 18.30 | 13.14 | 2       |         |
| SmarFcs           | S    | 11.60                | 11.20 | 12.20 | 13.60 | 13.10 | 13.70 | 13.50 | 14.90 | 11.80 | 19.40 | 13.50 | 3       |         |
| Forecastx         | S    | 11.60                | 11.20 | 12.60 | 14.00 | 12.40 | 12.20 | 12.80 | 13.90 | 17.80 | 18.70 | 13.72 | 4       |         |
| Comb S-H-D        | S    | 12.30                | 11.50 | 13.20 | 14.30 | 12.90 | 12.50 | 13.00 | 13.60 | 17.30 | 18.30 | 13.89 | 5       |         |
| Dampen            | S    | 11.90                | 11.40 | 13.00 | 14.20 | 13.90 | 12.60 | 13.00 | 13.90 | 17.50 | 18.90 | 13.93 | 6       |         |
| B-J automatic     | S    | 12.30                | 11.70 | 12.80 | 14.30 | 12.70 | 12.60 | 13.00 | 14.10 | 17.80 | 19.30 | 14.06 | 7       |         |
| Automat ANN       | J    | 11.60                | 11.60 | 12.00 | 14.10 | 12.20 | 13.90 | 13.80 | 14.60 | 17.30 | 19.60 | 14.07 | 8       |         |
| Thcta-sm          | J    | 12.60                | 12.90 | 13.20 | 13.70 | 13.40 | 13.30 | 13.70 | 14.00 | 16.20 | 18.30 | 14.13 | 9       |         |
| RBF               | J    | 13.70                | 12.30 | 13.70 | 14.30 | 12.30 | 12.80 | 13.50 | 14.10 | 17.30 | 17.80 | 14.18 | 10      |         |
| PP-autocast       | J    | 12.70                | 11.70 | 13.30 | 14.30 | 13.20 | 13.40 | 14.00 | 14.30 | 17.70 | 19.60 | 14.42 | 11      |         |
| Rule-based Expert | J    | 14.58                | 11.81 | 11.99 | 12.91 | 13.83 | 13.94 | 17.17 | 13.83 | 15.50 | 18.73 | 14.43 | 12      |         |
| Flores/pearce2    | S    | 12.60                | 12.10 | 13.70 | 14.70 | 13.20 | 12.90 | 13.40 | 14.40 | 18.20 | 19.90 | 14.51 | 13      |         |
| Holt              | S    | 12.20                | 11.60 | 13.40 | 14.60 | 13.60 | 13.30 | 13.70 | 14.80 | 18.80 | 20.20 | 14.62 | 14      |         |
| AAM1              | S    | 12.00                | 12.30 | 12.70 | 14.10 | 14.00 | 14.00 | 14.30 | 14.90 | 18.00 | 20.40 | 14.67 | 15      |         |
| Single            | S    | 13.00                | 12.10 | 14.00 | 15.10 | 13.50 | 13.10 | 13.80 | 14.50 | 18.30 | 19.40 | 14.68 | 16      |         |
| Winter            | S    | 12.50                | 11.70 | 13.70 | 14.70 | 13.60 | 13.40 | 14.10 | 14.60 | 18.90 | 20.20 | 14.74 | 17      |         |
| Autobox2          | S    | 13.10                | 12.10 | 13.50 | 15.30 | 13.30 | 13.80 | 13.90 | 15.20 | 18.20 | 19.90 | 14.83 | 18      |         |
| AAM2              | S    | 12.30                | 12.40 | 12.90 | 14.40 | 14.30 | 14.20 | 14.50 | 15.10 | 18.40 | 20.70 | 14.92 | 19      |         |
| Autobox1          | S    | 13.00                | 12.20 | 13.00 | 14.80 | 14.10 | 13.40 | 14.30 | 15.40 | 19.10 | 20.40 | 14.97 | 20      |         |
| ARARMA            | S    | 13.10                | 12.40 | 14.90 | 13.70 | 14.20 | 15.00 | 15.20 | 18.50 | 20.30 | 13.42 | 15.07 | 21      |         |
| Autobox3          | S    | 12.30                | 12.30 | 13.00 | 14.40 | 14.60 | 14.20 | 14.80 | 16.10 | 19.20 | 21.20 | 15.21 | 22      |         |
| Flores/pearce1    | S    | 12.40                | 12.30 | 14.20 | 16.10 | 14.60 | 14.00 | 14.60 | 14.40 | 19.10 | 20.80 | 15.25 | 23      |         |
| Naive2            | J    | 15.00                | 13.50 | 15.70 | 17.00 | 14.90 | 14.70 | 15.60 | 16.00 | 19.30 | 20.70 | 16.24 | 24      |         |
| Robust-Trend      | S    | 15.30                | 13.80 | 15.50 | 17.00 | 15.30 | 15.60 | 17.40 | 17.50 | 22.20 | 24.30 | 17.39 | 25      |         |

\* ส่วนของ Type J หมายถึง การพยากรณ์ในครั้งเดียว (Jump) S หมายถึง การพยากรณ์โดยอาศัยข้อมูลจริงก่อนหน้านี้เป็นฐานในการพยากรณ์ (Step by Step)

จากตารางที่ 4.12 จะเห็นว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยรวมของวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญคือ 14.43 ซึ่งอยู่ในระดับปานกลางเมื่อเทียบกับวิธีอื่น ๆ และเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีที่แม่นยำที่สุดอย่างวิธี Theta ซึ่งมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยเท่ากับ 13.10 ถือว่ามีความผิดพลาดต่างกันเพียงเล็กน้อยเท่านั้น แต่จะเห็นได้ว่าวิธีใช้กฎผู้เชี่ยวชาญในการพยากรณ์ซึ่งเป็นการใช้กฎในการเลือกวิธีการพยากรณ์ตามลักษณะของข้อมูล ได้ผลที่แม่นยำกว่าวิธีใดวิธีหนึ่ง อย่างเช่นวิธี Naive2 หรือ Winter ซึ่งเป็นวิธีการพยากรณ์ข้อมูลแบบมีฤดูกาล และวิธี Robust-Trend ซึ่งเป็นวิธีการพยากรณ์แบบมีแนวโน้ม กับข้อมูลทั้งหมด ให้ค่าความผิดพลาดสูงกว่าวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญที่ใช้วิธีสลับเลือกวิธีการพยากรณ์ตามรูปแบบข้อมูลที่ตรวจสอบได้

ตารางที่ 4.13 การเปรียบเทียบผลค่า Average symmetric MAPE (sMAPE) ด้วยวิธีฤดูกาลของกฎผู้เชี่ยวชาญกับวิธีที่เป็นฤดูกาลและวิธีอื่น ๆ

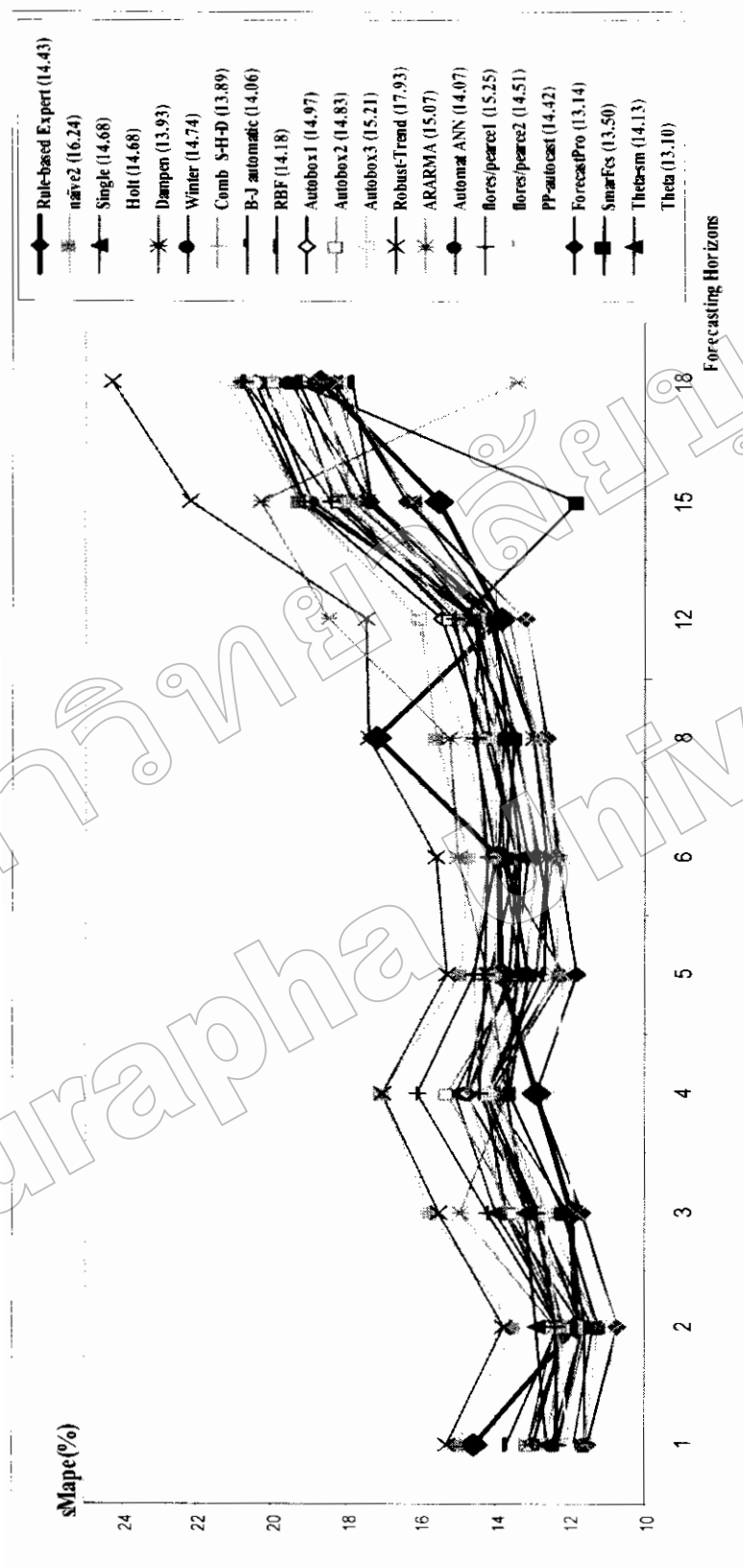
| Method                                       | ชุดข้อมูล 1 | ชุดข้อมูล 2 | ชุดข้อมูล 3 | ชุดข้อมูล 4 | ชุดข้อมูล 5 | Average | Ranking |
|----------------------------------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|---------|---------|
| Rule-based Expert                            | 25.80       | 26.31       | 21.25       | 17.13       | 3.73        | 18.84   | 1       |
| Holt-Winter's Additive Seasonal effect       | 31.68       | 27.96       | 22.95       | 20.03       | 4.76        | 21.43   | 2       |
| Holt-Winter's Multiplicative Seasonal effect | 35.88       | 27.19       | 22.74       | 24.30       | 4.76        | 22.97   | 3       |
| Double Exponential Smoothing                 | 58.30       | 31.63       | 22.90       | 58.62       | 5.25        | 35.34   | 4       |

จากตารางที่ 4.13 แสดงผลเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์ข้อมูลที่มีฤดูกาลของ M3-Competition ที่กฎผู้เชี่ยวชาญตรวจพบและเลือกวิธีการพยากรณ์เป็นวิธีดัชนีฤดูกาล ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์แบบฤดูกาลอย่าง Holt-Winter ทั้งสองแบบ และวิธีอื่นที่ไม่ใช่วิธีแบบฤดูกาล จะเห็นได้ชัดว่าวิธีการใช้กฎผู้เชี่ยวชาญให้ค่าความแม่นยำที่สูงกว่า

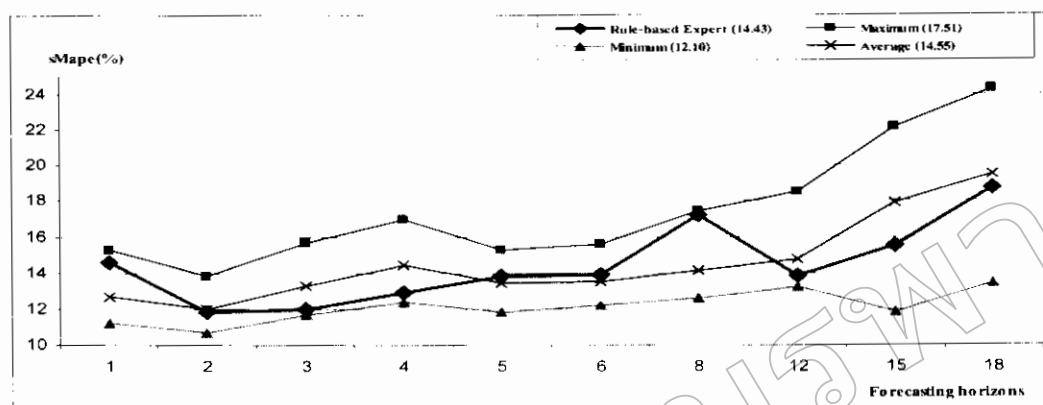
ตารางที่ 4.14 ผลสรุปค่า Average symmetric MAPE (sMAPE) ด้วยวิธีฤดูกาลของกฎผู้เชี่ยวชาญกับวิธีที่เป็นฤดูกาลและวิธีอื่น ๆ

| Method                                       | Average (%)  | Ranking  |
|----------------------------------------------|--------------|----------|
| <b>Rule-based Expert</b>                     | <b>21.50</b> | <b>1</b> |
| Holt-Winter's Multiplicative Seasonal effect | 22.24        | 2        |
| Holt-Winter's Additive Seasonal effect       | 22.89        | 3        |
| Double Exponential Smoothing                 | 23.28        | 4        |

จากตารางที่ 4.14 แสดงผลสรุปเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์ข้อมูลที่มีฤดูกาลของ M3-Competition ที่กฎผู้เชี่ยวชาญตรวจพบและเลือกวิธีการพยากรณ์เป็นวิธีดัชนีฤดูกาล ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์แบบฤดูกาลอย่าง Holt-Winter ทั้งสองแบบ และวิธีอื่นที่ไม่ใช่วิธีแบบฤดูกาล จะเห็นได้ว่าวิธีการใช้กฎผู้เชี่ยวชาญให้ค่าความแม่นยำที่สูงเฉลี่ยสูงสุด โดยมีค่าความผิดพลาดร้อยละ 21.50 ซึ่งก็ยังมีค่าความถูกต้องประมาณร้อยละ 78.50 นั่นเอง



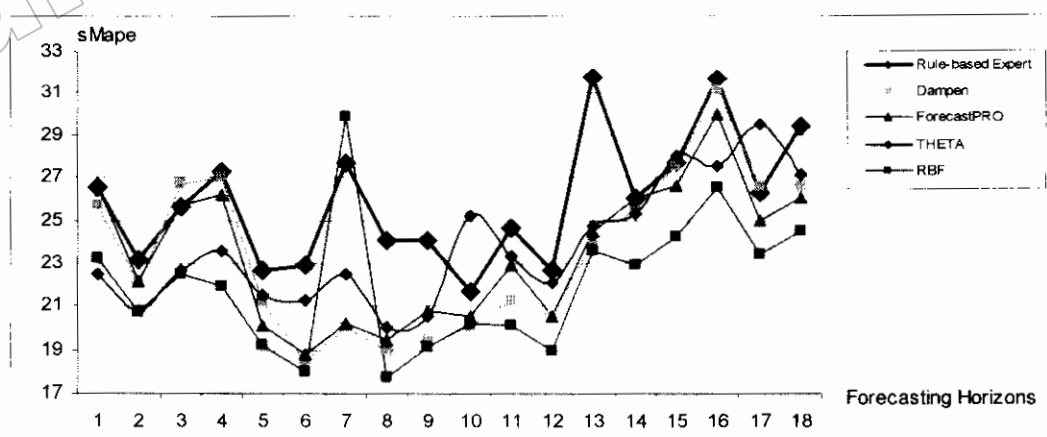
ภาพที่ 4.7 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่า sMAPE ผลพยากรณ์รายเดือนทั้งหมด



ภาพที่ 4.8 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่า sMAPE ในภาพรวมกับวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญ

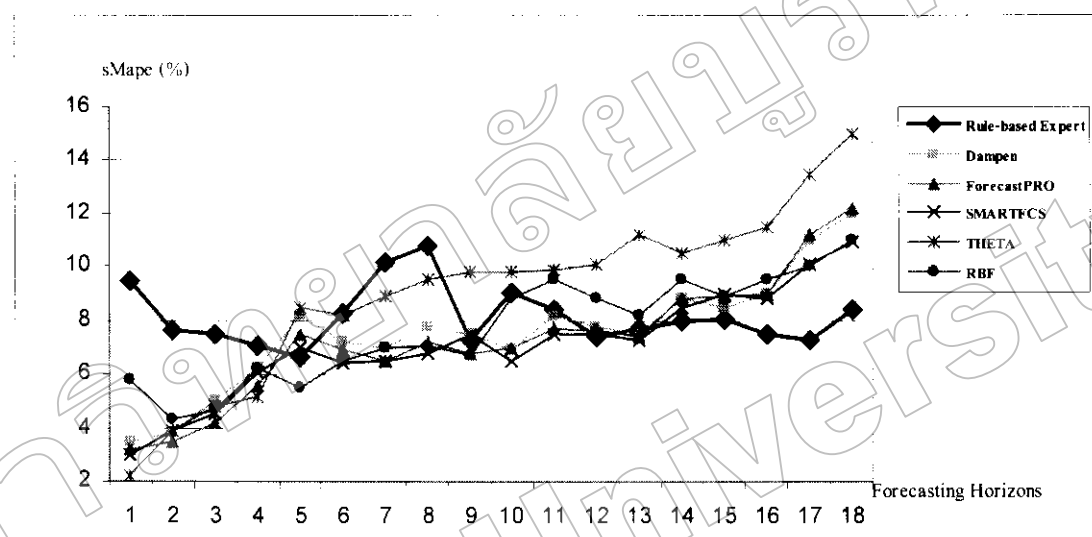
จากภาพที่ 4.7 แสดงให้เห็นถึงระดับความผิดพลาดในการพยากรณ์ข้อมูล ซึ่งในภาพรวมถือว่าอยู่ในระดับที่ไม่สูงมากนักมีระดับความผิดพลาดสูงสุดในช่วงระยะระยะเบี่ยงที่ 1 และ 8 ที่สูงมากผิดปกติจึงทำให้ผลเฉลี่ยความผิดพลาดโดยรวมสูงตามไปด้วย

เมื่อนำข้อมูลมาทำการวิเคราะห์ต่อดังแสดงในภาพที่ 4.8 โดยนำข้อมูลทั้งหมดมาสรุปเป็นค่าสูงสุด ค่าต่ำสุด และ ค่าเฉลี่ย จากผลการพยากรณ์ในแต่ละงวดเพื่อแสดงผลในภาพรวมจะเห็นว่า ผลการพยากรณ์ด้วยวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญอยู่ในระหว่างค่าสูงสุดและต่ำสุดในแต่ละงวด การพยากรณ์ คือ ไม่เคย ผิดพลาดสูงสุด และแม่นยำที่สุด เมื่อเทียบกับวิธีอื่น ๆ แต่ผลพยากรณ์อยู่ในระดับกลาง ๆ และยังให้ผลความผิดพลาดที่ต่ำกว่าค่าเฉลี่ยโดยรวมเป็นส่วนใหญ่ด้วย



ภาพที่ 4.9 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่า sMAPE ผลพยากรณ์รายเดือนข้อมูล Micro

จากภาพที่ 4.9 แสดงการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์พยากรณ์ชุดข้อมูล Micro ด้วยวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญ กับวิธีการพยากรณ์อื่นที่มีจุดเด่น และมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้แก่วิธี Dampen ForecastPRO THETA และ RBF อ้างจากการวิเคราะห์สรุปผลของงานวิจัยอื่น (Makridakis & Hibon, 2000) โดยการวิเคราะห์กราฟวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญมีความผิดพลาดของผลการพยากรณ์ในชุดข้อมูล Micro โดยภาพรวมค่อนข้างสูงกว่าวิธีอื่น ๆ



ภาพที่ 4.10 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่า sMAPE ผลพยากรณ์รายเดือนข้อมูล Demographic

จากภาพที่ 4.10 แสดงการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ชุดข้อมูล Demographic ด้วยวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญ กับวิธีการพยากรณ์อื่น ที่มีจุดเด่น เช่นเดียวกับภาพที่ 4 แต่ข้อมูลของ Demographic มีลักษณะของผลแตกต่างกับวิธีอื่น ๆ คือ จะมีความผิดพลาดมากกว่าวิธีอื่น ๆ ในช่วงต้น แต่จะน้อยกว่าวิธีอื่น ในช่วงท้าย

### สรุป

ในส่วนนี้ผู้วิจัยสรุปผลการทดลองแบ่งออกเป็น 3 ส่วนตามลำดับการทดลองข้อมูล ได้แก่ พยากรณ์ความต้องการสินค้าและบริการ เราใช้ข้อมูลความต้องการของสินค้าและบริการในอดีตจำนวน 6 ชุด มาทดสอบและประเมินประสิทธิภาพวิธีพยากรณ์ที่พัฒนาขึ้น ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้กฎผู้เชี่ยวชาญช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ โดยมีค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ลดลง

ผลการทดลองในส่วนของการพยากรณ์ยอดขายผักกะหล่ำปลีชี้ให้เห็นว่า การประยุกต์ใช้ กฎผู้เชี่ยวชาญช่วยให้ผลการพยากรณ์มีความถูกต้องมากขึ้น ส่งผลให้ผลกำไรจากการขายผักกะหล่ำปลีของบริษัทมากกว่าวิธีที่ใช้อยู่ในปัจจุบันและวิธีทางสถิติแบบอื่น ๆ

และผลการทดลองพบว่าวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญมีความถูกต้องใกล้เคียงกับงานวิจัยด้านการพยากรณ์อื่นที่มีความแม่นยำ มีค่าความผิดพลาด sMAPE อยู่ที่ระดับ 14.43 หรือมีถูกต้องประมาณร้อยละ 85 ในข้อมูลทุกลักษณะที่ทำการทดลอง ซึ่งผิดพลาดมากกว่าวิธี Theta ที่มีความแม่นยำที่มากที่สุดมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย 13.10 ต่างกันเพียงร้อยละ 1.33 และวิธีกฎผู้เชี่ยวชาญเป็นวิธีที่เลือกวิธีการพยากรณ์ให้เหมาะสมกับรูปแบบข้อมูลที่ตรวจสอบได้ยังให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าการใช้วิธีใดวิธีหนึ่งเพียงอย่างเดียวอย่างวิธี Naive หรือ Winter ซึ่งใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลแบบมีฤดูกาล และวิธีที่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลแบบมีแนวโน้มอย่าง Robust-Trend วิธีกฎผู้เชี่ยวชาญก็ให้ค่าความผิดพลาดโดยรวมที่ต่ำกว่า เช่นเดียวกัน