เทคนิคการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับองค์กรธุรกิจ

โดย

ดร. ปรีชา พันธุมสินชัย, CPIM

บริษัท เอ็มโฟกัส จำกัด (ในกลุ่มล็อกซเล่ย์)

เมษายน 2541

บทนำ

ในธุรกิจ ตัวเลขการพยากรณ์หรือการประมาณการเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับการวางแผนและช่วยให้การตัดสินใจอยู่บนพื้นฐานที่มีเหตุผล ความจำเป็นในการจัดตั้งงบประมาณสำหรับทุกองค์กรในภาคธุรกิจหรือภาคอุตสาหกรรมมักจะทำให้เกิดความจำเป็นในการพยากรณ์อุปสงค์ของสินค้าและบริการ และสำหรับภาครัฐบาลการพยากรณ์รายได้จากการเก็บภาษีเป็นตัวกำหนดว่างบประมาณรายจ่ายของแผ่นดินควรจะอยู่ในระดับใด การเก็บข้อมูลและการสร้างระบบพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลเหล่านี้เพื่อให้ได้มาซึ่งตัวเลขการพยากรณ์อย่างรวดเร็วจะช่วยให้ธุรกิจสามารถปรับตัวเองให้เข้ากับสถานการณ์ทางเศรษฐกิจที่มีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลาได้

โดยปกติในธุรกิจน้อยใหญ่จะมีการเก็บข้อมูลทางธุรกิจเช่นยอดขายและค่าใช้จ่ายทางบัญชี แต่มักขาดความสนใจในการสร้างระบบพยากรณ์ หรือไม่ก็มอบหมายภาระหน้าที่ในการพยากรณ์อันสำคัญนี้ให้กับผู้ที่ขาดความรู้ด้านการพยากรณ์ ดังนั้นคุณภาพของค่าพยากรณ์ที่ได้มาจึงไม่ดีเท่าที่ควร ผลกระทบของการใช้ค่าพยากรณ์ด้อยคุณภาพเหล่านี้ในการตัดสินใจย่อมส่งผลต่อความอยู่รอดและความรุ่งเรืองขององค์กร บทความนี้เป็นบทความทางวิชาการซึ่งมีจุดประสงค์ที่จะให้ข้อมูลเกี่ยวกับเทคนิคการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาทางธุรกิจที่ได้ผลดี เพื่อให้ผู้อ่านทราบถึงหลักการที่ถูกต้องในการนำเทคนิคการพยากรณ์ไปใช้ เรียนรู้ว่าเทคนิคพยากรณ์ใดมีความแม่นยำอย่างไรโดยวิเคราะห์ผลจากการแข่งขันการพยากรณ์อนุกรมเวลาระดับสากลครั้งสำคัญๆ 3 ครั้ง เพื่อเป็นประโยชน์ในการสร้างระบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับองค์กรธุรกิจของท่านต่อไป

จากผลการวิจัยด้านการพยากรณ์กว่า 30 ปีที่ผ่านมา มีข้อสรุปสำคัญๆดังนี้ 1) วิธีการพยากรณ์โดยใช้ประสบการณ์หรือวิจารณญานของคน (judgmental methods) เช่น จากผู้จัดการฝ่ายขายที่แม้จะมีข้อมูลสนับสนุนมากมาย ไม่จำเป็นต้องแม่นยำกว่าวิธีการที่ใช้ตัวแบบคำนวณเป็นรูปธรรม (objective methods) 2) วิธีการประเภทมีมูลเหตุและผล (Causal methods) ไม่จำเป็นที่จะแม่นยำกว่าวิธีการอนุมานหรือการคาดการณ์ (Extrapolation methods) ที่ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา (time series) 3) เทคนิคพยากรณ์ที่ยากไม่จำเป็นต้องพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าเทคนิคที่ง่ายกว่าเสมอไป

ข้อมูลสำหรับการพยากรณ์

ในองค์กรที่มีแหล่งจำหน่ายสินค้าหรือบริการหลายแห่ง การเก็บข้อมูลยอดขายที่เกิดขึ้น ณ จุดขาย ควรกระทำอย่างสม่ำเสมอ หากเป็นไปได้ข้อมูลควรถูกเก็บในขั้นพื้นฐานที่สุด เช่น ในรูปของปริมาณขายตามใบสั่งซื้อในแต่ละวัน เป็นต้น ข้อมูลพื้นฐานนี้ทำให้สามารถรวบรวมให้อยู่ในรูปอนุกรมเวลาต่อสัปดาห์ ต่อเดือน ต่อไตรมาส ต่อปี ได้ และข้อมูลในลักษณะอนุกรมเวลาจะสะดวกต่อการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคทางสถิติ อนุกรมเวลาทางธุรกิจส่วนใหญ่มักจะใช้งวดเวลาเป็นเดือน อนุกรมเวลาที่ใช้งวดเวลาเป็นสัปดาห์ส่วนใหญ่มักจะมีความแปรปรวนสูงทำให้ยากต่อการพยากรณ์

ในบทความนี้ผู้เขียนจะเน้นเพียงข้อมูลประเภทอนุกรมเวลาเชิงธุรกิจ ซึ่งโดยมากจะมีปัจจัยของฤดูกาล (seasonalilty) ปัจจัยเชิงแนวโน้ม (trend-cycle) และปัจจัยที่อธิบายไม่ได้ (noise) บางอนุกรมเวลาอาจจะไม่มีฤดูกาล อาจจะไม่มีแนวโน้ม เพียงแต่มีค่าระดับ (level) บางข้อมูลสินค้าแสดงประวัติการขายสูง (fast movers) บางข้อมูลมีอัตราการขายปานกลาง (medium movers) บางข้อมูลเข้าข่ายสินค้ามีอัตราการขายต่ำ (slow movers) บางข้อมูลแสดงว่ามีการขายเป็นก้อนใหญ่ๆ (lumpy demand items) แต่การขายไม่สม่ำเสมอ ทำให้ยากต่อการพยากรณ์ การเลือกตัวแบบพยากรณ์ (forecasting models) จึงจำเป็นต้องเลือกให้เหมาะสมกับชนิดของข้อมูลและคำนึงถึงลักษณะข้อมูลเป็นหลัก

การวัดความแม่นยำของค่าพยากรณ์

ในเชิงสถิติ หากตัวแบบที่เลือกสำหรับพยากรณ์ข้อมูลชุดหนึ่งเป็นตัวแบบที่ถูกต้องและดีที่สุด ค่าพยากรณ์จะไม่มีความการลำเอียง (bias) และจะไม่มีข้อมูลที่สำคัญหลงเหลือที่จะสามารถสกัดออกมาได้อีกจากค่าผิดพลาดที่เหลืออยู่ (residual errors) โดยที่ค่าผิดพลาดที่เหลืออยู่คือผลต่างระหว่างค่าจริง (Actual) และค่าพยากรณ์ (Forecast)

มีสถิติหลายตัวที่สามารถใช้วัดความแม่นยำของค่าพยากรณ์และคุณสมบัติอื่นๆที่เป็นประโยชน์ต่อการเลือกตัวแบบที่ดีได้ อย่างไรก็ดีสถิติสองตัวที่นิยมใช้กันมากในการวัดความแม่นยำของค่าพยากรณ์คือ

1. Mean Absolute Percentage Error (MAPE) หรือ เปอร์เซนต์ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ ค่า MAPE โดยมากจะใช้ในการวัดความแม่นยำที่ต้องการเปรียบเทียบเป็นเปอร์เซนต์ อาทิ เปอร์เซนต์ความผิดพลาดของการประเมินงบประมาณของแต่ละเดือนโดยเฉลี่ย เป็นต้น

2. Mean Square Error (MSE) หรือค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดยกกำลังสอง ค่า MSE นี้ใช้วัดความแปรปรวนระหว่างค่าพยากรณ์และค่าที่เกิดขึ้นจริง หากผิดพลาดมากค่า MSE จะสูงขึ้นเพราะเป็นค่ายกกำลังสอง หากค่าพยากรณ์ไม่มีความลำเอียงจริง MSE จะใช้เป็นค่าที่ประเมินค่าแปรปรวนของค่าผิดพลาดได้ (variance of forecast error) โดยปกติค่าถอดรากกำลังสองของ MSE หรือ Root Mean Square Error (RMSE) จะถูกใช้เป็นค่าประเมินค่าเบี่ยงเบนของความผิดพลาด (standard deviation of forecast

error) และมีประโยชน์ในการหาปริมาณสินค้าสำรองหรือสต๊อคเผื่อขาด (safety stock) ในระหว่างที่ทำการสั่งสินค้าได้ อย่างไรก็ดีในการหาค่าสต๊อคเผื่อขาดนั้น ค่าพยากรณ์และค่าผิดพลาดที่มีประโยชน์คือค่าที่เกิดขึ้นในช่วงเวลานำของการสั่งสินค้า (cumulative leadtime) มากกว่าค่าผิดพลาดในแต่ละงวดเวลา (period error) ดังนั้นจึงควรระมัดระวังในการประยุกต์ใช้

โดยปกติแล้วการทดสอบความแม่นยำของตัวแบบทำได้โดยการแบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วน เช่น ถ้ามีข้อมูล 24 ปี จะใช้ข้อมูล 20 ปีแรกในการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับตัวแบบหนึ่งๆ ข้อมูลชุดนี้เรียกว่า fit set หรือชุดข้อมูลสำหรับหาตัวแบบที่เหมาะสม และเพื่อการเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบที่เป็นรูปธรรม จะใช้ข้อมูล 4 ปีสุดท้ายในการทดสอบ เป็นต้น ข้อมูลชุดหลังเรียกว่า test set หรือข้อมูลสำหรับใช้ทดสอบ

การทดสอบในช่วง test set ยังทำได้สองรูปแบบคือ

1. <u>Fixed-Origin (Static) Simulation หรือการจำลองอยู่กับที่</u> ในกรณีนี้ (สำหรับตัวอย่าง) จะพยากรณ์ปีที่ 21-24 โดยที่จะมีค่าพยากรณ์เพียง 4 ค่าคือ F_1 ,F_2 ,F_3 , และ F_4ดังต่อไปนี้

<u>Origin</u>	<u>Forecast</u>
Year 20	21 22 23 24
Leadtime (Steps Ahead)	F_1 F_2 F_3 F_4
ผลลัพท์	มีค่าพยากรณ์ 1 ค่าสำหรับทุกช่วงเวลานำ

2. <u>Rolling (Dynamic) Simulation หรือ การจำลองแบบเคลื่อนที่ หรือ แบบพลวัต</u> ในกรณีตัวอย่างนี้ จะมีค่าพยากรณ์ได้รวมถึง 10 ค่า โดยการเคลื่อนที่จุดเริ่มต้นของการพยากรณ์ทุกช่วงเวลาจนกว่าข้อมูลจะหมด

	<u>Forecast</u>
Period	20 21 22 23 24
Leadtime (Steps Ahead)	Origin F_1 F_2 F_3 F_4
	Origin F_1 F_2 F_3
	Origin F_1 F_2
	Origin F_1
ผลลัพท์	มีค่าพยากรณ์ 4 ค่าสำหรับช่วงเวลา 1 ปี (F_1)
	มีค่าพยากรณ์ 3 ค่าสำหรับช่วงเวลา 2 ปี (F_2)
	มีค่าพยากรณ์ 2 ค่าสำหรับช่วงเวลา 3 ปี (F_3)
	มีค่าพยากรณ์ 1 ค่าสำหรับช่วงเวลา 4 ปี (F_4)
	รวมค่าพยากรณ์เป็น 10 ค่า

ปัจจุบันการวัดความแม่นยำจะนิยมแบบพลวัตมากกว่า เนื่องจากมีสถิติจากการจำลองการพยากรณ์มากกว่า และเชื่อว่าจะได้ข้อสรุปที่น่าเชื่อถือกว่าแบบการจำลองอยู่กับที่

เทคนิคการพยากรณ์อนุกรมเวลา

เทคนิคการพยากรณ์ที่ใช้กันมากในธุรกิจมีตั้งแต่เทคนิคง่ายๆ เช่น วิธีการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Method), วิธีไร้เดียงสา (Naive Method), วิธีการแยกส่วน (Decomposition Method), วิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซโปเนนเชียล (Exponential Smoothing Method) จนถึงวิธีการที่ค่อนข้างสลับซับซ้อน เช่น วิธีการของ Census X-11, วิธีการของบ็อกซ-เจนกิ้นส์ (Box-Jenkins Method), วิธีการวิเคราะห์แบบถดถอย (Regression Analysis Method) เป็นต้น

ในแต่ละวิธีหรือกลุ่มของวิธีอาจจะมีตัวแบบแยกย่อยลงไป เป็นต้นว่า ในกลุ่มวิธีปรับเรียบแบบเอ็กซโปเนนเชียล มีหลายตัวแบบ เช่น วิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซโปเนนเชียลเชิงเดี่ยว (Single Exponential Smoothing Method), วิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซโปเนนเชียลเชิงคู่ (Double Exponential Smoothing Method), วิธีการของ Holt, วิธีการของ Winters, วิธีการหรือตัวแบบแนวโน้มเชิงลดหลั่น (Damped Trend Models) เป็นต้น สำหรับธุรกิจแล้วดูเสมือนว่ากลุ่มวิธีการเหล่านี้จะประสบความสำเร็จมากที่สุดและมีการใช้งานอย่างกว้างขวาง

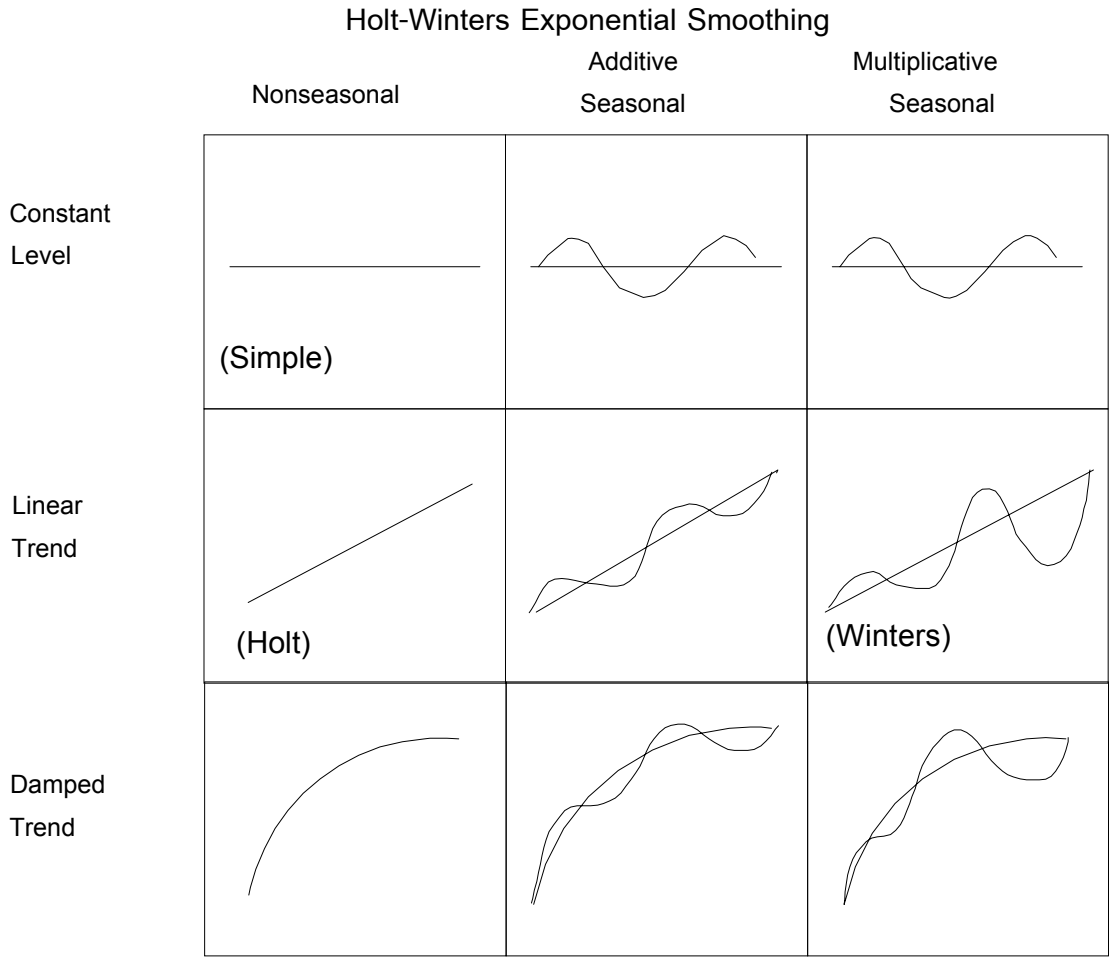
ในกลุ่มวิธีการของ Box-Jenkins นั้นก็ยังมีวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลและตัวแบบอีกมากมาย และเทคนิคของ Box-Jenkins นั้นสามารถใช้ในการพยากรณ์เชิงธุรกิจ เช่น พยากรณ์อุปสงค์ของสินค้า พยากรณ์อัตราดอกเบี้ย พยากรณ์ทิศทางขึ้นลงของเงินบาท และมีประโยชน์อย่างมากสำหรับพยากรณ์เชิงวิทยาศาสตร์ เช่น พยากรณ์ระดับความเข้มข้นของมลพิษหรือมลภาวะในแม่น้ำ เป็นต้น นอกจากนั้นยังมีเทคนิคเฉพาะอีกมากมายที่ถูกพัฒนาสำหรับกรณีพิเศษ ดูรายละเอียดใน Makridakis, et al (1983) หรือ Thomopoulos (1980) เป็นต้น

เนื่องจากกลุ่มวิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซโปเนนเชียลมีการใช้อย่างแพร่หลาย บทความนี้จึงขอให้รายละเอียดเพิ่มเติมเพื่อเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่ยังไม่เคยรู้จักวิธีการนี้เล็กน้อย เพื่อเป็นการง่ายต่อการเข้าใจเทคนิคเหล่านี้ มีพื้นฐานจากการสมมุติว่าลักษณะแท้ของข้อมูลมีรูปทรงเป็นแบบแนวราบ (horizontal models), แบบแนวโน้มเชิงเส้นตรง (linear trend models), และแบบแนวโน้มเชิงลดหลั่น (damped trend models) ดังเช่นในรูปข้างล่างนี้ และนอกจากนั้นผลกระทบจากฤดูกาล (seasonality) ทั้งในเชิงบวก (additive) และในเชิงคูณ (multiplicative) ทำให้มีตัวแบบเพิ่มขึ้น

ตัวแบบเอ็กซโปเนนเชียลที่มีแนวโน้มเชิงเส้นตรง (Holt & Winters Models) ถูกใช้กันมากเพราะได้ถูกพัฒนามานานแล้ว ประกอบกับใช้ง่ายและมีความแม่นยำเหมาะสมกับข้อมูลของธุรกิจยกเว้นในการพยากรณ์ไกลๆ เช่นเกิน 6 งวดเวลาเป็นต้น ในปี 1985 Gardner และ McKenzie ตีพิมพ์บทความเกี่ยวกับ

ตัวแบบแนวโน้มเชิงลดหลั่น (damped trend models) ซึ่งมีความแม่นยำมากขึ้นสำหรับข้อมูลธุรกิจ เป็นต้นว่า หากแนวโน้มของธุรกิจเป็นบวก (positive trend) การใช้ตัวแบบนี้หมายความว่าเราเชื่อว่าอัตรา การเติบโตมีการเพิ่มขึ้นก็จริงแต่ก็เพิ่มในอัตราที่ต่ำกว่าเส้นตรง ซึ่งสำหรับธุรกิจทั่วไป มักจะเข้าข่ายนี้เพราะ การพยากรณ์โดยใช้เส้นตรงมักจะทำให้พยากรณ์สูงกว่าความเป็นจริงบ่อยมากๆในธุรกิจ หากแนวโน้มของ ธุรกิจเป็นลบ การใช้ตัวแบบนี้หมายความว่าอัตราการขายจะลดลงเรื่อยๆแต่ไม่มีวันที่จะต่ำกว่าศูนย์

ในบางขณะของธุรกิจอาจจะมีการขยายตัวที่สูงผิดปกติ ดังเช่นเศรษฐกิจของประเทศไทยในยุคทอง ที่ผ่านไปแล้ว กรณีนี้คือกรณีของการเติบโตในอัตราสูงกว่าเส้นตรง ซึ่งเข้าข่ายกรณีที่เรียกว่า แบบแนวโน้ม เชิงเอ็กซโปเนนเชียล (exponential trend models) กรณีนี้เกิดขึ้นได้ก็จริง แต่ในการพยากรณ์ระยะยาว แล้วการใช้ตัวแบบนี้อาจจะส่งผลอันตรายได้ในธุรกิจ อย่างไรก็ดีปัจจุบันนักวิคราะห์หรือนักพยากรณ์เชื่อว่า ตัวแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลหนึ่งๆควรจะได้มาจากการวิเคราะห์ข้อมูลชุดนั้นๆ ซึ่งหมายความว่าในช่วง เวลาหนึ่งตัวแบบตัวหนึ่งอาจจะเหมาะสม แต่ในอีกช่วงเวลาหนึ่งตัวแบบตัวอื่นอาจจะเหมาะสมกว่าก็เป็นได้ ตัวแบบ damped trend สามารถปรับให้เป็นแบบ exponential trend หรือ linear trend ได้อย่างง่ายดาย โดยการปรับพารามิเตอร์เพียงตัวดียว



Forecast profiles from exponential smoothing

Adapted from E. Gardner, Journal of Forecasting, Vol. 4, (1985)

การพยากรณ์แบบผสม (Combination Forecasting)

แนวคิดของการพยากรณ์แบบผสมหมายถึงการนำค่าพยากรณ์จากหลายเทคนิค หรือจากหลายแหล่งมาผสมผสานกันเพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ใหม่ เป็นต้นว่า เอาค่าพยากรณ์ของ 5 เทคนิคมาเฉลี่ยและถือว่าเป็นค่าพยากรณ์ใหม่ การเฉลี่ยอาจจะทำได้ด้วยการถ่วงน้ำหนักที่แตกต่างกันหรือเท่าๆกันก็ได้ สำหรับจำนวนเทคนิคที่เหมาะสมที่สุดหรือน้ำหนักถ่วงในแต่ละเทคนิคที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละสถานการณ์ยังคงเป็นหัวข้อของการวิจัยอยู่ อย่างไรก็ดีผลของการวิจัยจากอดีตจนถึงปัจจุบันยืนยันว่าการพยากรณ์แบบผสมสามารถให้ความแม่นยำสูงขึ้นได้กว่าการใช้เทคนิคเดียวเพราะเชื่อว่าเทคนิคแต่ละเทคนิคมีความสามารถในการสกัดแยกแยะข้อมูลส่วนสำคัญจากข้อมูลดิบต่างกัน ดังนั้นการผสมผสานกันจึงเป็นทางออกหนึ่งที่จะได้ข้อมูลที่สำคัญจากหลายวิธี ทำให้ส่วนที่ผสมแล้วน่าจะดีกว่าแต่ละส่วนที่ยังไม่ได้ผสมกัน

การแข่งขันการพยากรณ์

สำหรับผู้ที่ขึ้นชื่อว่าพยากรณ์แม่นก็คงต้องมีสถิติมาสนับสนุนว่าสามารถพยากรณ์ใกล้ความเป็นจริง เฉกเช่นแชมป์นักมวยจะต้องได้ประลองยุทธ์กับนักมวยท่านอื่นๆหลายครั้งและผ่านกรรมวิธีการจัดอันดับที่มีมาตรฐานสากล จึงจะเป็นที่ยอมรับกันว่าเป็นผู้มีฝีมือ ในทำนองเดียวกันเทคนิคต่างๆมากมายก็มีความสามารถในการพยากรณ์แตกต่างกันในแต่ละกรณี ดังนั้นการจัดการแข่งขันการพยากรณ์จึงเป็นเวทีที่นักวิชาการจะได้ประลองฝีมือกันว่าเทคนิคใดหรือวิธีการของใครพยากรณ์ได้แม่นยำกว่ากัน

<u>การแข่งขันการพยากรณ์ M (M-Competition)</u>

ในปี 1982 Sprios Makridakis แห่งมหาวิทยาลัย Insead ประเทศฝรั่งเศสและเพื่อนๆ ตีพิมพ์บทความเกี่ยวกับผลการแข่งขันการพยากรณ์โดยเปรียบเทียบความแม่นยำของเทคนิคพยากรณ์ต่างๆเช่น Naive, Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing, Adaptive Response Rate Exponential Smoothing, วิธีการของ Holt, ของ Winters, ของ Box-Jenkins, รวมทั้งการพยากรณ์แบบผสม และยังมีเทคนิคเฉพาะบุคคลเช่นของ Lewandowski และของ Parzen เป็นต้นที่ต้องการเสนอเทคนิคของตนเองเข้าแข่งขัน Makridakis เรียกการแข่งขันนี้ว่า M-Competition เพื่อบอกว่าเป็นการแข่งขันระดับโลกครั้งแรกซึ่งจัดโดย Makridakis ในการแข่งขันนี้ใช้ฐานข้อมูล 1001 อนุกรมเวลาซึ่งมีความหลากหลายมาก โดยที่ข้อมูล 1,001 รายการมีทั้งประเภทรายเดือน รายไตรมาส และรายปี และมาจากข้อมูลของบริษัทธุรกิจบ้าง ข้อมูลทางเศรษฐศาสตร์บ้าง ข้อมูลเกี่ยวกับสถิติจำนวนประชากรบ้าง เป็นต้น และฐานข้อมูลนี้กลายเป็นฐานข้อมูลมาตรฐานสำหรับทดสอบอันหนึ่งซึ่งสามารถใช้ทดสอบว่าเทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาแบบใดมีความแม่นยำเท่าใด ในการแข่งขันในสมัยนั้นเนื่องจากวิวัฒนาการด้านคอมพิวเตอร์ยังไม่ดีเหมือนปัจจุบัน ดังนั้นวิธีการเช่น Box-Jenkins ซึ่งมีความสลับซับซ้อนจึงไม่สามารถใช้

พยากรณ์ทั้ง 1001 อนุกรมเวลาได้ แต่ได้ทำเพียง 111 อนุกรมเวลาเท่านั้นอีกทั้งยังต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญในการวิเคราะห์แต่ละอนุกรมเวลาเพื่อหาตัวแบบของ Box-Jenkins ที่เหมาะสมที่สุดอีกด้วย ปัจจุบันซอฟต์แวร์สำหรับเทคนิค Box-Jenkins ได้วิวัฒนาการไปมากจนกระทั่งมีระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert System) แทนการใช้คน ส่วนการวัดผลความแม่นยำของ M-Competion ก็ใช้การจำลองแบบอยู่กับที่ (Static Simulation) แทนที่จะใช้แบบพลวัต

ผลการแข่งขัน M-Competition โดยย่อซึ่งใช้สถิติ MAPE ปรากฏในตารางสองตารางข้างล่างสำหรับฐานข้อมูล 1001 รายการและ 111 รายการตามลำดับ และแสดงความแม่นยำสำหรับ 1, 2, 3, 6, และ 18 งวดเวลาในอนาคตที่พยากรณ์ รวมทั้งค่าเฉลี่ยความแม่นยำรวมทั้ง 1-18 งวดเวลา การวัดความแม่นยำโดยใช้ MAPE ใช้วิธีการทดสอบโดย Fixed-Origin (Static) Simulation

1001 DATA			Horizon			
MAPE	1	2	3	6	18	1-18
Naive 1	11.9	16.8	17.0	25.0	32.1	21.9
D Sing Exp	8.6	11.6	13.2	19.5	26.1	16.9
Winters	8.7	10.9	13.2	21.5	47.0	22.4
Comb A	8.1	10.4	12.1	19.2	30.8	17.9
Comb B	8.5	11.1	12.8	19.2	30.3	17.8

โดยภาพรวมจะเห็นได้ว่าวิธีการ Deseasonalized Single Exponential Smoothing (D Sing Exp) เป็นเทคนิคที่แม่นยำที่สุดสำหรับข้อมูลชุดนี้ และวิธีการของ Winters มีความแม่นยำเฉพาะช่วงต้นๆ แต่แม่นยำน้อยลงมากขึ้นเรื่อยๆเมื่อพยากรณ์ด้วยเส้นตรงออกไปไกลๆ และแม่นยำน้อยกว่าวิธีการไร้เดียงสาเสียอีก สำหรับ Comb A และ Comb B เป็นวิธีการพยากรณ์แบบผสมที่ใช้การถ่วงน้ำหนักที่ต่างกัน และเห็นได้ชัดว่าการผสมค่าพยากรณ์ของหลายเทคนิคทำให้ได้ความแม่นยำเพิ่มขึ้น

111 DATA			Horizon			
MAPE	1	2	3	6	18	1-18
Naive 1	13.2	17.3	20.1	23.5	34.9	22.3
D Sing Exp	7.8	10.8	13.1	17.2	30.1	16.8
Winters	9.2	10.5	13.4	18.7	34.5	19.5
Box-Jenkins	10.3	10.7	11.4	17.1	34.2	18.0
Lewandowski	11.6	12.8	14.5	17.6	28.6	18.6
Parzen	10.5	10.7	10.7	14.7	26.5	15.4

สำหรับข้อมูล 111 รายการจะเห็นได้ว่าวิธีการที่สลับซับซ้อนเช่น ของ Box-Jenkins, และของ Lewandowski ไม่มีประสิทธิภาพไปกว่าวิธีการที่ง่ายอย่างเช่น D Sing Exp เลย สำหรับวิธีการของ Parzen ซึ่งมีความแม่นยำสูงสุดโดยรวมสำหรับข้อมูลชุด 111 อนุกรมเวลานี้ ก็มีความสลับซับซ้อนไม่แพ้

Box-Jenkins และก็ชนะ D Sing Exp เพียงเล็กน้อย อย่างไรก็ดีผลลัพท์ที่ปรากฏนี้ไม่ได้หมายความว่าเทคนิคเหล่านี้จะแม่นยำในระดับนี้ทุกๆอนุกรมเวลา

<u>การแข่งขันการพยากรณ์ M2 (M2-Competition)</u>

ในปี 1993 Makridakis และเพื่อนๆอีกชุดหนึ่ง ตีพิมพ์บทความเกี่ยวกับผลการแข่งขันการพยากรณ์ของ Makridakis เป็นครั้งที่สอง โดยเรียกการแข่งขันครั้งนี้ว่า M2-Competition และใช้ฐานข้อมูลเพียง 29 อนุกรมเวลาเท่านั้น แต่กว่าที่ผลการแข่งขันนี้จะแล้วเสร็จเพื่อที่จะตีพิมพ์ก็ใช้เวลา 3-4 ปี การแข่งขันครั้งนี้มีจุดประสงค์ที่จะขจัดข้อครหาว่าการแข่งขันครั้งแรกนั้นผู้เข้าแข่งขันเห็นข้อมูลหมดแล้ว ดังนั้นบางท่านอาจจะสามารถใช้ข้อมูลเพิ่มเติมในการพยากรณ์ซึ่งทำให้สภาพการทดลองไม่สมจริง ดังนั้นการแข่งขัน M2 ครั้งนี้จึงเป็นการแข่งขันซึ่งผู้เข้าแข่งขันหรือนักพยากรณ์จะไม่สามารถทราบข้อมูลล่วงหน้าได้เพราะเป็นการแข่งขันในแบบเวลาจริงหรือ real-time สำหรับชุดข้อมูล 29 อนุกรมเวลานี้ 23 รายการเป็นข้อมูลที่ใช้เป็นพื้นฐานในการทำงบประมาณของบริษัท 4 แห่งคือบริษัท Honeywell, บริษัท Squibb, บริษัท Aussedat-Rey และบริษัทรถยนต์ในยุโรปแห่งหนึ่ง และอีก 6 รายการเป็นอนุกรมเวลาทางเศรษฐศาสตร์มหภาค เทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์ครั้งนี้มีที่ซ้ำกับของ M-Competition อยู่บ้าง แต่ก็มีเทคนิคใหม่คือ Dampen หรือ Damped Trend Models ซึ่งตีพิมพ์โดย Gardner & McKenzie (1985) และ Gardner (1985) รวมอยู่ด้วย การคำนวณค่าพยากรณ์ของ Damped Trend Models ทำได้ค่อนข้างง่าย ส่วนวิธีการ Box-Jenkins นั้นใช้วิธีการหาค่าพยากรณ์แบบเดียวกับที่ทำใน M-Competition นอกจากนั้นเพื่อเปรียบเทียบความสามารถของบุคคลกับการใช้สูตรคำนวณโดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ Makridakis ได้เชิญผู้เชี่ยวชาญด้านพยากรณ์อีก 5 ท่านที่สมัครเข้าร่วมการแข่งขันด้วยโดยเรียกชื่อนามแฝงว่า Forecaster A, B, C, D, และ E ตามลำดับ

ในการพยากรณ์ข้อมูลโดยผู้เชี่ยวชาญบุคคลนั้น ผู้เชี่ยวชาญทั้ง 5 สามารถใช้เทคนิคอะไรก็ได้ของตนเอง และนอกจากนั้นยังสามารถสอบถามข้อมูลอะไรก็ได้ที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลหรือสถานการณ์ของบริษัททั้ง 4 แห่งเพื่อให้ได้มาซึ่งค่าพยากรณ์ที่ดีที่สุด ในเบื้องต้นผู้เข้าร่วมได้รับข้อมูลจนถึงเดือนกันยายน 1987 และผู้เข้าร่วมต้องส่งค่าพยากรณ์ 15 เดือนต่อไปคือของเดือนตุลาคมจนถึงธันวาคมปีถัดไป หนึ่งปีต่อมาผู้เข้าร่วมพยากรณ์ได้รับข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงและถูกขอให้ส่งค่าพยากรณ์อีก 15 เดือนต่อไปอีกครั้งหนึ่ง การประเมินผลต้องรอจนกระทั่งได้ข้อมูลจริงที่เกิดขึ้นอีกอย่างน้อย 15 เดือนต่อมา

ผลการแข่งขันในปีแรกโดยย่อปรากฏในตารางข้างล่างและใช้สถิติ MAPE ในการวัดความแม่นยำและใช้วิธีการทดสอบโดย Fixed-Origin (Static) Simulation เช่นเดียวกับการแข่งขันครั้งแรก และพบว่าวิธีการ Damped Trend Models หรือ Dampen ในตารางมีความแม่นยำโดยรวมสูงสุด โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 11.0 ตามมาด้วยวิธีการ Single Exponential Smoothing ด้วยค่า MAPE 11.3 วิธีการ Comb Exp Sm และ Comp Forec เป็นวิธีการ

All Series M2	Horizon (Oct'87-Dec'88) - 1st Yr					
MAPE	1	2	3	6	15	Overall
Naive 1	7.3	16.6	20.0	34.9	24.2	22.0
Naive 2	1.1	6.4	15.1	12.3	15.0	12.9
Single O/S	2.3	8.0	12.1	9.9	13.6	11.8
Dampen O/S	2.7	9.5	13.6	12.4	13.6	13.1
Single Exp	1.9	6.1	12.1	13.0	11.9	11.3
Holt	2.5	9.3	9.9	15.1	10.7	12.1
Dampen	2.7	7.9	11.4	12.7	10.6	11.0
Box-Jenkins	5.2	14.4	13.7	19.0	16.1	15.4
Forecaster A	2.3	8.4	10.9	16.1	10.7	12.5
Forecaster B	2.6	12.5	6.3	23.2	21.8	19.4
Forecaster C	1.4	13.5	14.7	19.6	14.6	15.1
Forecaster D	3.4	15.1	15.2	21.0	22.9	19.8
Forecaster E	5.3	10.2	11.5	16.1	11.5	13.5
Comb Exp Sm	2.6	8.0	10.6	15.1	9.0	11.4
Comb Forec	2.0	10.3	9.4	19.3	7.8	13.1
Average	3.0	10.8	12.3	18.7	13.8	14.6

แบบผสม Exponential Smoothing และ วิธีการแบบผสมผู้เชี่ยวชาญทั้งห้า ตามลำดับ เป็นที่น่าสังเกตุว่าวิธีแบบผสมทั้งสองแบบมีความแม่นยำดีทีเดียวโดยเฉพาะอย่างยิ่งการพยากรณ์ในเดือนที่ 15 ส่วนเทคนิค Single O/S และ Damped T O/S คือวิธีการส่วนตัวของ Makridakis ที่เลือกวิธีการโดยใช้ sliding simulation และเลือกใช้ข้อมูล out-of-sample ในการเลือกตัวแบบ

ผลการแข่งขันรวมสองปีปรากฏในตารางข้างล่าง และเช่นเดียวกันในกรณีนี้วิธีการ Dampen หรือ Damped Trend ดูเสมือนว่าจะดีที่สุดสำหรับข้อมูลชุดนี้ และแม่นยำกว่าผู้เชี่ยวชาญการพยากรณ์หลายท่าน สิ่งที่น่าสังเกตุคือวิธีการ Naive 2 ซึ่งคือวิธีการไร้เดียงสา Naive 1 ที่คำนึงถึงปัจจัยฤดูกาลในการพยากรณ์มีความแม่นยำพอสมควร เพราะสามารถลดค่า MAPE จากวิธี Naive 1 ได้มากถึง 8.6% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสำคัญในการคำนึงถึงปัจจัยฤดูกาลในการพยากรณ์

All Series M2		Horizon (Oct'87-Dec'89) - Two Yrs +				
MAPE	1	2	3	6	15	Overall
Naive 1	8.3	16.4	20.7	34.6	28.1	21.9
Naive 2	9.1	6.6	14.0	12.9	16.4	13.3
Single O/S	4.8	8.1	10.0	12.3	16.3	11.9
Dampen O/S	4.1	8.1	10.9	14.3	15.1	12.8
Single Exp	6.5	7.7	10.9	13.9	14.6	11.9
Holt	5.0	9.1	9.0	17.3	15.3	13.2
Dampen	4.6	8.0	9.9	14.4	14.4	11.6
Box-Jenkins	9.8	11.0	14.6	20.6	20.6	16.0
Forecaster A	6.3	9.6	10.4	14.9	17.4	13.7
Forecaster B	5.1	11.6	8.9	23.6	26.1	19.5
Forecaster C	3.2	12.2	13.8	22.2	18.3	16.5
Forecaster D	5.9	14.2	14.9	22.0	22.9	19.3
Forecaster E	7.6	9.7	10.3	15.9	17.2	13.7
Comb Exp Sm	4.7	8.2	9.9	14.4	13.8	11.7
Comb Forec	4.1	8.7	9.1	18.0	14.2	13.4
Average	5.6	10.0	11.6	18.6	17.3	14.5

Gardner (1990) ได้รายงานว่าวิธีการ Damped Trend Models เป็นเทคนิคการพยากรณ์ที่สามารถลดค่าใช้จ่ายในการเก็บสินค้าคงคลังเผื่อขาดได้มากที่สุดสำหรับการทดสอบฐานข้อมูลจริง 5,661 รายการ เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการ Single Exponential Smoothing และวิธีการที่มีสมมติฐานว่าแนวโน้มเป็นเส้นตรง (Linear Trend) เช่น วิธีการของ Holt หรือของ Winters

<u>การแข่งขันการพยากรณ์ M3 (M3-Competition)</u>

ในต้นปี 1997 Makridakis ได้จัดการแข่งขันที่เรียกว่า M3-Competition แล้วโดยที่ใช้ฐานข้อมูลอนุกรมเวลา 3,003 รายการ และผลการแข่งขันเสร็จสิ้นลงแล้ว เป้าหมายของการแข่งขันก็คือ เพื่อยืนยันข้อสรุปของผลการแข่งขัน M1 โดยใช้ฐานข้อมูลที่ใหญ่ขึ้น ข้อสรุปมีดังนี้คือ 1) เทคนิคที่ยากไม่จำเป็นที่จะพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าเทคนิคที่ง่ายกว่า 2) การจัดอันดับเทคนิคพยากรณ์ขึ้นอยู่กับตัวสถิติที่ใช้วัด 3) โดยเฉลี่ยแล้ว การพยากรณ์แบบผสมมีความแม่นยำมากกว่าการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบเดี่ยว และ 4) ความแม่นยำของแต่ละวิธีขึ้นอยู่กับความไกลในการพยากรณ์ นอกจากนี้เป้าหมายอื่นก็คือเพื่อให้เทคนิคและซอฟต์แวร์ใหม่ๆที่ไม่ได้อยู่ในการแข่งครั้งแรกได้มีโอกาสแสดงฝีมือ ส่วนเทคนิคเก่าๆที่เป็นประโยชน์ในการเปรียบเทียบก็ยังคงมีอยู่

	Micro	Industry	Macro	Finance	Demo-graphic	Other	Total
Yearly	146	102	83	58	245	11	645
Qtrly	204	83	336	76	57		756
Monthly	474	334	312	145	111	52	1428
Other	4			29		141	174
Total	828	519	731	308	413	204	3003

ตารางข้างบนนี้แสดงถึงจำนวนอนุกรมเวลาของฐานข้อมูล M3 ซึ่งมีทั้งที่เป็นรายปี รายสามเดือน รายเดือน และอื่นๆ แต่เกือบครึ่งหนึ่งจะเป็นข้อมูลรายเดือน จำนวนเทคนิค/โปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ใช้สามารถจัดหมวดหมู่ออกเป็น 6 ประเภทคือ

i) **ประเภทง่ายแบบไร้เดียงสา** (Naive/Simple)

1. Naive2 – วิธีการไร้เดียงสาที่มีการเอาส่วนของฤดูกาลออก นำเสนอโดย M. Hibon
2. Single – การปรับเรียบแบบเอ็กซโปเนนเชียลเชิงเดี่ยว นำเสนอโดย M. Hibon

ii) **ประเภทใช้รูปแบบแนวโน้มที่ชัดเจน** (Explicit Trend Models)

3. Holt – วิธีการของ Holt ซึ่งใช้พารามิเตอร์ 2 ตัว นำเสนอโดย M. Hibon
4. Median Holt – วิธีของ Holt แต่ใช้ค่า median ของแนวโน้ม นำเสนอโดย M. Hibon
5. Robust-Trend – วิธีของ Holt แต่ใช้สถิติแบบ nonparametric นำเสนอโดย N. Meade
6. Winters – วิธีการของ Winters นำเสนอโดย M. Hibon
7. Dampen – วิธีการ Damped Trend Exponential Smoothing นำเสนอโดย M. Hibon
8. Median Dampen – วิธีการ Dampen แต่ใช้ค่า median ของแนวโน้ม นำเสนอโดย M. Hibon
9. PP Autocast – วิธีการ Damped Trend Exponential Smoothing แต่ implement ด้วยซอฟต์แวร์ Peer Planner นำเสนอโดย H. Levenbach
10. COMB S/H/D – วิธีผสม 3 ค่าพยากรณ์ Single/Holt/Dampen นำเสนอโดย M. Hibon
11. COMB S/MH/MD – วิธีผสม 3 ค่าพยากรณ์ Single/Median Holt/Median Dampen นำเสนอโดย M. Hibon

iii) **ประเภทตัวแบบ ARIMA/ARARMA (ARIMA/ARARMA Models)**

12. Forecast Pro Batch – วิธีการ Box-Jenkins แบบอัตโนมัติของซอฟต์แวร์ Forecast Pro Batch edition นำเสนอโดย M. Hibon
13. AUTOBOX1 – วิธีการที่หนึ่งของ Robust ARIMA Univariate Box-Jenkins with/witout Intervention Detection ของ ซอฟต์แวร์ AUTOBOX นำเสนอโดย D. Reilly
14. AUTOBOX2 – วิธีการที่สองของ ซอฟต์แวร์ AUTOBOX นำเสนอโดย D. Reilly
15. AUTOBOX3 – วิธีการที่สามของ ซอฟต์แวร์ AUTOBOX นำเสนอโดย D. Reilly
16. AAM1 – วิธีการที่หนึ่งของ Robust ARIMA Univariate Box-Jenkins with/witout Intervention Detection นำเสนอโดย G. Melard และ J.M. Pasteels

17. AAM2 – วิธีการที่สองของ AAM นำเสนอโดย G. Melard และ J.M. Pasteels
18. ARARMA – วิธีการอัตโนมัติของ Parzen ซึ่งใช้ Autoregressive filter นำเสนอโดย N. Meade

iv) **ประเภทประนีประนอม** (Eclectic)

19. Forecasr Pro3 – วิธีการอัตโนมัติของซอฟต์แวร์ Forecast Pro ซึ่งเลือกตัวแบบการพยากรณ์จากตัวแบบ Expenential Smoothing, Box-Jenkins/Poisson and Negative Binomial Models, วิธีของ Croston, และ Simple Moving Average นำเสนอโดยบริษัท Business Forecast Systems.

v) **ประเภทระบบผู้เชี่ยวชาญ** (Expert System)

20. SMARTForecast – วิธีการของซอฟต์แวร์ SMARTForecast นำเสนอโดย C. Smart ซึ่งเลือกตัวแบบจาก Expential Smoothing เท่านั้น
21. RBF – วิธีการ Rule-Based Forecasting ซึ่งใช้ตัวแบบ 3 วิธีคือ random walk, linear regression และ Holt เพื่อใช้ในการหาแนวโน้ม รวมกับกฎเกณฑ์อื่นๆ นำเสนอโดย M. Adya, S. Armstrong, F. Collopy และ M. Kennedy
22. Flores-Pearce1 – วิธีการที่หนึ่งของ Flores และ Pearce ซึ่งเลือกวิธีขึ้นอยู่กับคุณลักษณะของข้อมูล
23. Flores-Pearce2 – วิธีการที่สองของ Flores และ Pearce ซึ่งเลือกวิธีขึ้นอยู่กับคุณลักษณะของข้อมูล

vi) **ประเภทเครือข่ายระบบประสาทหรือเรียนรู้แบบเครื่องจักร** (Neural Networks/Machine Learning)

24. ANN – วิธีการ Automated Artificial Neural Networks สำหรับพยากรณ์ นำเสนอโดย K. Ord และ S. Balkin
25. THETA-Model – วิธีการ Hybrid forecasting based on successive filtering algorithm and a set of heuristic rules for both extrapolation and parameters calibration นำเสนอโดย P. Mourgos และ V. Assimakopoulos
26. ADAPTA – ซอฟต์แวร์นำเสนอโดย K. Arnz ซึ่งประเมินจากวิธีพยากรณ์ 6 วิธี

เนื่องจากปริมาณข้อมูลของผลของการแข่งขันมีมากมาย ไม่สามารถจะนำเสนอให้หมดได้ และคงต้องรออ่านรายละเอียดบทความใน Journal of Forecasting อีกพักใหญ่ๆ สำหรับผลที่จะนำเสนอนี้เป็นผลจากการประชุม DSI Meeting ในเดือนพฤศจิกายน 2540 ที่ผ่านมา และขอนำเสนอผลเฉพาะแบบย่อ (16 วิธีจากวิธีทั้งหมด 26 วิธี/ซอฟต์แวร์) และที่เกี่ยวกับสถิติวัดผล MAPE ที่กล่าวถึงในบทความนี้เท่านั้น

และจะนำเสนอเฉพาะวิธีที่คนส่วนใหญ่คุ้นเคยชื่อ หรือมีผลโดดเด่นในแต่ละประเภทเท่านั้น ส่วนผลของวิธีการที่ไม่ได้นำเสนอก็ไม่ดีกว่า 16 วิธีนี้ โดยที่การวัดผลยังคงใช้วิธีการทดสอบความแม่นยำแบบ Static Simulation หรือการจำลองอยู่กับที่เช่นเดียวกับ M-Competition และ M2-Competition

All Series M3	Horizon					
MAPE	1	2	3	6	18	Overall
Naive 2	11.0	11.5	13.9	16.2	20.9	15.9
Single	9.8	10.5	12.9	15.1	19.5	14.5
Holt	9.1	10.4	12.8	16.2	21.1	15.0
Median Holt	9.1	10.1	12.2	14.7	19.9	14.1
Winters	9.6	10.6	13.1	16.0	20.8	15.2
Dampen	9.0	9.9	12.0	14.4	18.7	13.7
Median Damp	9.0	9.8	11.6	13.8	18.2	13.3
PP-Autocast	9.1	10.0	12.1	14.7	19.6	14.0
Comb S/H/D	9.1	9.9	12.1	14.3	18.4	13.7
Cmb S/MH/MD	9.2	9.9	12.0	13.9	17.9	13.4
B-J automatic	9.2	10.4	12.2	14.8	19.3	14.0
AUTOBOX-2	9.5	10.4	12.2	14.9	19.9	14.4
ARARMA	9.7	10.9	12.6	15.6	20.3	14.7
ForecastPro3	8.6	9.6	11.4	14.3	18.3	13.2
RBF	9.9	10.5	12.4	14.2	17.8	13.8

จากตารางข้างบนจะเห็นได้ชัดว่าในคอลัมน์ Overall ค่าที่ต่ำที่สุดของ MAPE เท่ากับ 13.2 คือผลของซอฟต์แวร์ Forecast Pro3 และเมื่อเปรียบเทียบผลความแม่นยำกับความไกลของการพยากรณ์ (horizon length) ก็จะเห็นว่าผลของ Forecast Pro3 มีความโดดเด่นมาก อย่างไรก็ดีในแต่ละความไกลของการพยากรณ์อาจจะมีบางวิธีที่แม่นยำกว่าได้ วิธีการที่รองลงมาก็จะเป็น Median Dampen และ Dampen ซึ่งในการแข่งขันการพยากรณ์ M2 วิธีการ Dampen ก็มาเป็นที่หนึ่งโดยที่เอาชนะผู้เชี่ยวชาญบุคคลได้หลายคนทีเดียว

ข้อสรุปอื่นๆที่ได้จากผลการแข่งขัน M3 คือ 1) วิธีการผสมค่าพยากรณ์ได้ผลดีกว่าค่าพยากรณ์เดี่ยวๆ เป็นต้นว่า Comb S/MH/MD มักจะดีกว่า การพยากรณ์ด้วย S หรือ MH หรือ MD เดี่ยวๆ และ 2) ความแม่นยำขึ้นอยู่กับความไกลของการพยากรณ์และประเภทของข้อมูล เช่น ข้อมูลแบบไตรมาส แบบรายเดือน หรือแบบรายปี เป็นต้น 3) วิธีการระบบผู้เชี่ยวชาญ, วิธีการแบบเครือข่ายประสาทหรือเรียนรู้แบบเครื่องจักรยังไม่ใช่เป็นวิธีการที่ดีที่สุดในขณะนี้

ซอฟต์แวร์ด้านการพยากรณ์และบทสรุป

ปัจจุบันซอฟต์แวร์ด้านการพยากรณ์ได้ก้าวหน้าอย่างมากมาย ทำให้ผู้ใช้สามารถได้ค่าพยากรณ์ที่มี

คุณภาพในราคาที่ประหยัด อีกทั้งผู้ใช้ซอฟต์แวร์ไม่จำเป็นต้องเป็นผู้เชี่ยวชาญระดับสูง อย่างไรก็ดีผู้ใช้ก็ควรได้รับการอบรมพอสมควรในการใช้ซอฟต์แวร์ให้ถูกต้องรวมทั้งการตีความหมายสถิติที่ถูกพิมพ์ออกมาจากระบบเหล่านี้ ระบบซอฟต์แวร์เช่น Forecast Pro ถูกพัฒนาโดย Dr. Robert F. Goodrich มีวิธีการเยี่ยงผู้เชี่ยวชาญในการเลือกตัวแบบอย่างอัตโนมัติ เป็นต้นว่า สามารถเลือกตัวแบบของ Croston (1972) ซึ่งเหมาะกับข้อมูล Lumpy demand หรือเลือกตัวแบบชนิด Exponential Smoothing หรือเลือกตัวแบบ Box-Jenkins และหาพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับตัวแบบได้หมด นอกจากนั้นยังมีความสามารถเพิ่มเติมในการพยากรณ์แบบหลายระดับ (Multi-Level Forecasting) ซึ่งเหมาะกับการพยากรณ์อุปสงค์สำหรับสินค้าหลายรายการและหลายระดับของท้องที่ สามารถปรับค่าพยากรณ์จากผลกระทบของการโฆษณา เป็นต้น ผลจากการชนะการประกวดการแข่งขัน M3-Competition ในครั้งนี้ทำให้บริษัท BFS ประกาศว่าจะมีการตีพิมพ์หนังสือเกี่ยวกับแนวคิดของ Dr. Goodrich ในการพัฒนาซอฟต์แวร์ Forecast Pro รวมทั้งรายงานผลการแข่งขัน ซึ่งพวกเราก็คงต้องติดตามกันต่อไป

ความสามารถของซอฟต์แวร์เหล่านี้ทำให้ผู้ใช้สามารถสร้างระบบพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพและให้ข้อมูลที่เป็นประโยชน์ต่อการตัดสินใจในการลงทุนหรือเปลี่ยนแปลงนโยบายการทำธุรกิจได้ทันต่อเหตุการณ์ การพยากรณ์ให้แม่นยำมากๆยังคงเป็นสิ่งที่ยากอยู่ แต่ในปัจจุบันเทคโนโลยีการพยากรณ์ที่เป็นประโยชน์ต่อธุรกิจหลายประเภทมีอยู่พร้อมแล้วที่จะให้เลือกใช้

ในปี 1994 Sanders และ Manrodt รายงานผลของการสำรวจบริษัทในสหรัฐอเมริกา 124 บริษัทที่มีการทำการพยากรณ์ยอดขายจากการส่งคำถามไปให้ 500 บริษัท โดยที่การพยากรณ์ถือว่าเป็นกิจกรรมที่สำคัญในการวางแผนสำหรับบริษัทที่ตอบมา ผลของการสำรวจพบว่า 1) บริษัทส่วนใหญ่ยังคงใช้วิธีการแบบใช้วิจารณญานของคนหรือที่เรียกว่า judgmental methods ในการพยากรณ์โดยที่คนส่วนใหญ่ที่ตอบคำถามกล่าวว่ารู้จักเทคนิคการพยากรณ์เช่น exponential smoothing หรือ Box-Jenkins แต่เหตุผลใหญ่ที่สุดไม่ได้ใช้วิธีการแบบคำนวณเหล่านี้เป็นเพราะปัญหาขาดข้อมูล ที่รองลงมาคือความยากในการเข้าใจเทคนิคบางเทคนิค อย่างไรก็ดีแนวโน้มของการใช้วิธีการแบบคำนวณมีสูงขึ้นกว่าการสำรวจครั้งก่อนๆ ดังนั้นการสร้างระบบการพยากรณ์ที่ดีได้น่าจะเป็นการเริ่มจัดระบบการเก็บข้อมูลที่ดีก่อนอย่างอื่น

หนังสืออ้างอิง

- Croston, J.D., "Forecasting and Stock Control of Intermittent Demands," Oper. Res. Quart., 23 (1972), 289-303.
- Forecast Pro Batch Edition for Windows - User's Manual, Business Forecasting Systems, 1996.
- Gardner, E.S. and McKenzie, E. "Forecasting Trends in Time Series," Management Science,

31 (1985), 1237-1246.

- Gardner, E.S., "Exponential Smoothing: The State of the Art," J. Forecasting, 4 (January-March 1985), 1-28.
- Gardner, E.S., "Inventory Control System Forecasting", Management Science, 36 (April 1990), 490-499.
- Hibon, M., and Makridakis, S., “M3-IJF Competition,” Presentation notes from Decision Science Institute Annual Meeting, San Diego, November 1997.
- Makridakis, S. et al., "The Accuracy of Extrapolation (Time Series) Methods: Results of a Forecasting Competition," J. Forecasting, 1 (January-March 1982), 111-153.
- Makridakis, S. et al, "The M2-Competition: A real-time judgmentally based forecasting study," International Journal of Forecasting, 9 (1993), 5-22.
- Ord, Keith and Lowe, Sam, “Automatic Forecasting,” The American Statistician, 50:1 (February 1996): 88-94.
- Sanders, N.R., and Manrodt, K.B., “Forecasting Practices in US Corporations: Survey Results,” Interfaces, 24:2 (March-April 1994), 92-100.