บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การจัดการสินค้าคงคลังโดยทั่วไปมักใช้เทคนิคสถิติในการพยากรณ์อุปสงค์ แล้วจึงนำค่าอุปสงค์ที่พยากรณ์ได้ใช้เป็นข้อมูลในการพิจารณาและคำนวณหาปริมาณการสั่งสินค้าและระยะเวลาการสั่งสินค้าด้วยตัวแบบคณิตศาสตร์ ดังนั้นในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีการพยากรณ์และการควบคุมสินค้าคงคลัง นอกจากนี้ยังกล่าวถึงโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งจะนำมาประยุกต์ใช้ในการจัดการสินค้าคงคลัง ตลอดจนกล่าวถึงผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดการสินค้าคงคลัง การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับงานต่างๆ และการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการจัดการสินค้าคงคลัง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 การพยากรณ์

กุณฑลี รื่นรมย์ (2545) และทรงศิริ แต้สมบัติ (2539) กล่าวถึงการพยากรณ์ไว้ดังนี้ การพยากรณ์ หมายถึง การคาดคะเนหรือทำนายการเกิดของเหตุการณ์หรือสภาพการณ์ต่างๆ ในอนาคต เทคนิคการพยากรณ์มี 2 ประเภท ประเภทแรก คือ การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Forecasting) เป็นการใช้ความรู้ความสามารถ ประสบการณ์ และวิจารณญาณของผู้พยากรณ์ หากมีข้อมูลการพยากรณ์ที่ถูกต้องสูงก็จะทำให้การวางแผนหรือการตัดสินใจเป็นไปได้อย่างถูกต้อง เทคนิคการพยากรณ์เชิงคุณภาพ ได้แก่ Delphi, Scenario Analysis, Analogy, S-Curve Model เป็นต้น ประเภทที่สอง คือ การพยากรณ์ เชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting) เป็นการศึกษาแนวโน้มและรูปแบบการเกิดของเหตุการณ์หรือสภาพการณ์จากข้อมูลในอดีต เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ มี 2 กลุ่มใหญ่ คือ

1) เทคนิคความสัมพันธ์ของข้อมูล (Causal Models)

เทคนิคความสัมพันธ์ของข้อมูล เป็นการพยากรณ์ที่วิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรที่มีผลกระทบต่อตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ ซึ่งตัวแปรที่ใช้ในการพยากรณ์มี 2 ประเภท คือ ตัวแปรตาม (Dependent variable) และตัวแปรอิสระ (Independent variable) วิธีการพยากรณ์เทคนิค

นี้ ได้แก่ วิธีการถดถอยเชิงเดี่ยว (Simple regression model), วิธีการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple regression model) และ ตัวแบบการถดถอยกับตัวแปรหุ่น (Regression with dummy variables)

2) เทคนิคอนุกรมเวลา (Time Series Techniques)

เทคนิคอนุกรมเวลาเป็นเทคนิคที่ใช้ข้อมูลเชิงปริมาณในอดีตที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้นทำการพยากรณ์ในอนาคต โดยมีข้อสมมติว่าแผนแบบการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาในอนาคตเป็นไปตามแผนแบบการเคลื่อนไหวในอดีต เทคนิคการพยากรณ์อนุกรมเวลามีหลายประเภท ได้แก่

2.1) กลุ่มค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average)

- เทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย (Single Moving Average: SMA)

$$F_{t+1} = (X_t + X_{t-1} + \ldots + X_{t-n+1}) / n$$

โดย X_t คือ ค่าที่เกิดขึ้นจริง ณ เวลา t

F_t คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

t คือ เวลาหรือลำดับของงวด

n คือ จำนวนงวดที่เฉลี่ย

(คำอธิบายค่าตัวแปรข้างต้นนี้ นำไปใช้กับตัวแปรของสมการพยากรณ์ในส่วนต่อไปด้วย)

- เทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบถ่วงน้ำหนัก (Weighted Moving Average: WMA)

$$F_{t+1} = W_1X_t + W_2X_{t-1} + \ldots + W_nX_{t-n+1}$$; W คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก

- เทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สองครั้ง (Double Moving Average: DMA)

$$F_{t+m} = a_t + b_tm$$; m คือ จำนวนงวดที่พยากรณ์ไปข้างหน้า

โดย $a_t = 2S_t' - S_t''$

$b_t = 2/(n-1) \times (S_t' - S_t'')$

S_t' = ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ครั้งที่ 1 (Single Exponential Smoothing)

$= (X_t + X_{t-1} + X_{t-2} + \ldots + X_{t-n+1}) / n$

S_t'' = ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ครั้งที่ 2 (Double Exponential Smoothing)

$= (S'_t + S'_{t-1} + S'_{t-2} + \ldots + S'_{t-n+1}) / n$

2.2) กลุ่มเทคนิคปรับเรียบเส้นโค้ง (Smoothing Technique)

- **เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบง่าย** (Single Exponential Smoothing: SES)

$$F_{t+1} = \alpha X_t + \alpha(1-\alpha)X_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 X_{t-2} + \ldots + (1-\alpha)^n F_{t-n+1}$$

เมื่อ α คือ ค่าปรับน้ำหนัก ซึ่งเป็นค่าคงที่ที่มีค่าอยู่ระหว่าง $0 \leq \alpha \leq 1$

- **เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบดับเบิ้ล - วิธีของ** Brown (Double Exponential Smoothing (DES) : Brown's One – Parameter Linear Model)

$$F_{t+m} = a_t + b_t m$$

โดย a_t = ค่า intercept $= 2S_t' - S_t''$

$b_t = [\alpha/(1-\alpha)](S_t' - S_t'')$

m = จำนวนงวดข้างหน้าที่จะพยากรณ์

$S_t' = \alpha X_t + (1 - \alpha) S'_{t-1}$

$S_t'' = \alpha S_t' + (1 - \alpha) S''_{t-1}$

- **เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบดับเบิ้ล - วิธีของ** Holt (Double Exponential Smoothing (DES) : Holt's Two – Parameter Method)

$$F_{t+m} = S_t + b_t m$$

โดย $S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$; α คือ ค่าปรับน้ำหนัก โดยที่ $0 \leq \alpha \leq 1$

$b_t = \beta (S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta) b_{t-1}$; β คือ ค่าปรับน้ำหนัก โดยที่ $0 \leq \beta \leq 1$

- **เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล** (Triple Exponential Smoothing: TES)

$$F_{t+m} = a_t + b_t m + \tfrac{1}{2} c_t m^2$$

โดย $a_t = 3S_t' - 3S_t'' + S_t'''$

$b_t = \alpha/2(1-\alpha)^2 [(6-5\alpha)S_t' - (10-8\alpha)S_t'' + (4-3\alpha)S_t''']$

$c_t = \alpha^2/(1-\alpha)^2 (S_t' - 2S_t'' + S_t''')$

$S_t' = \alpha X_t + (1-\alpha) S'_{t-1}$

$S_t'' = \alpha S'_t + (1-\alpha) S''_{t-1}$

$S_t''' = \alpha S_t'' + (1-\alpha) S_{t-1}'''$

- **เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบฤดูกาล** (Seasonal Exponential Smoothing)

รูปแบบบวก:

$F_{t+m} = S_t + I_{t-L+m}$; L คือ ค่าคงที่ที่ใช้แทนจำนวนช่วงเวลาตามฤดูกาล

I คือ ปัจจัยตามฤดูกาล

โดย $S_t = \alpha(X_t - I_{t-L}) + (1-\alpha)S_{t-1}$; α คือ ค่าปรับน้ำหนัก โดยที่ $0 \le \alpha \le 1$

$I_t = \beta(X_t - S_t) + (1-\beta)I_{t-L}$; β คือ ค่าปรับน้ำหนัก โดยที่ $0 \le \beta \le 1$

รูปแบบคูณ:

$$F_{t+m} = S_t \times I_{t-L+m}$$

โดย $S_t = \alpha(X_t / I_{t-L}) + (1-\alpha)S_{t-1}$

$I_t = \beta(X_t/S_t) + (1-\beta)I_{t-L}$

– เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบ Holt-Winters (HWS)

รูปแบบบวก:

$$F_{t+m} = S_t + b_t m + I_{t-L+m}$$

โดย $S_t = \alpha(X_t - I_{t-L}) + (1-\alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$

$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$; γ คือ ค่าปรับน้ำหนัก โดยที่ $0 \le \gamma \le 1$

$I_t = \beta(X_t - S_t) + (1-\beta)I_{t-L}$

รูปแบบคูณ:

$$F_{t+m} = (S_t + b_t m)\, I_{t-L+m}$$

โดย $S_t = \alpha(X_t / I_{t-L}) + (1-\alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$

$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$

$I_t = \beta(X_t/S_t) + (1-\beta)I_{t-L}$

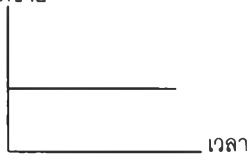
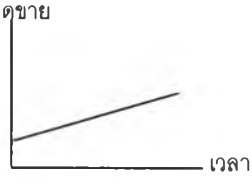
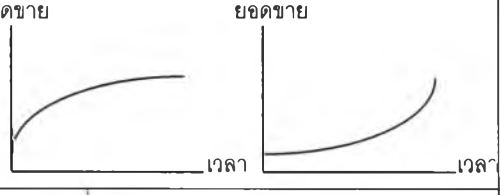
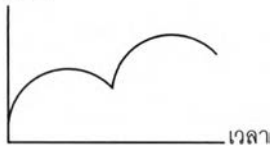
2.3) การแยกส่วนประกอบ (Decomposition)

เทคนิคการแยกส่วนประกอบมีข้อสันนิษฐานว่า ข้อมูลที่นำมาพยากรณ์จะประกอบด้วย แนวโน้ม (Trend : T), อิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal effect : S), อิทธิพลของวัฏจักร (Cyclical effect : C), และเหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregular effect : I) ซึ่งการพยากรณ์โดยเทคนิคนี้จะพยายามแยกข้อมูลออกมาเป็นส่วนๆ ว่าเป็น T, S, C, I เพื่อใช้ทำการพยากรณ์ โดยมี 2 ชนิด คือ

- การแยกส่วนประกอบแบบคูณ : $Y_t = T_t \times S_t \times C_t \times I_t$
- การแยกส่วนประกอบแบบบวก : $Y_t = T_t + S_t + C_t + I_t$

การตัดสินใจเลือกใช้เทคนิคในการพยากรณ์อาจพิจารณาได้จากลักษณะของข้อมูลที่ทำการพยากรณ์ อัจฉรา จันทร์ฉาย (2544) ได้แนะนำเทคนิคการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับแต่ละลักษณะข้อมูล ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ลักษณะข้อมูลกับเทคนิคการพยากรณ์ทางสถิติที่เหมาะสม

ลักษณะข้อมูล	เทคนิคที่เหมาะสม
1. ข้อมูลราบเรียบ (Horizontal Data Pattern) ยอดขาย  	– เทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย (SMA) – เทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบถ่วงน้ำหนัก (WMA) – เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบง่าย (SES)
2. ข้อมูลที่เป็นแนวเส้นตรง (Linear Trend) ยอดขาย  	– เทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่สองครั้ง (DMA) – เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบดับเบิ้ล (DES)
3. ข้อมูลที่เป็นแนวเส้นโค้ง (Quadratic Trend) ยอดขาย ยอดขาย  	– เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบทริปเปิ้ล (TES)
4. ข้อมูลที่เป็นฤดูกาล (Seasonal Time Series) ยอดขาย  	– เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบฤดูกาล (SSES) – เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กโปเนนเชียลแบบ Holt-Winters (HWS) – เทคนิคการแยกส่วนประกอบ

การเลือกใช้เทคนิคการพยากรณ์ นอกจากการพิจารณาจากลักษณะของข้อมูลแล้ว อาจพิจารณาได้จากความแม่นยำในการพยากรณ์ ซึ่งมาตรที่ใช้วัดความแม่นยำ ได้แก่

– ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อน (Mean Error : ME)

$$ME = \Sigma (X_t - F_t) / n$$

– ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Deviation : MAD)

$$MAD = \Sigma \mid X_t - F_t \mid / n$$

- ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error : MSE)

$$MSE = \Sigma (X_t - F_t)^2 / n$$

- รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\Sigma (X_t - F_t)^2 / n}$$

- ร้อยละของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Percentage Error : MPE)

$$MPE = [\Sigma ((X_t - F_t) / X_t) / n] \times 100$$

- ค่าเฉลี่ยของร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE)

$$MAPE = [\Sigma (\mid X_t - F_t \mid / X_t) / n] \times 100$$

โดย X คือ ค่าที่เกิดขึ้นจริง

F คือ ค่าพยากรณ์

n คือ จำนวนข้อมูล

2.1.2 การจัดการสินค้าคงคลัง (Inventory Management)

การจัดการสินค้าคงคลังมีความสำคัญต่อประสิทธิภาพการดำเนินงานขององค์กร ซึ่งการจัดการสินค้าคงคลังที่ดีสามารถช่วยลดต้นทุนที่ไม่มีคุณค่าออกไปอันนำไปสู่การเพิ่มกำไรที่สูงขึ้น และเป็นการป้องกันการสูญเสียยอดขาย รวมทั้งช่วยสร้างความพอใจให้แก่ลูกค้าได้ Brewer, Button, and Hensher (2001) กล่าวว่าในการจัดการสินค้าคงคลังต้องทำการหาคำตอบของ 3 คำถามสำคัญ คือ จะสั่งสินค้าอะไร เมื่อไรจึงจะทำการสั่งสินค้า และจะสั่งสินค้าเป็นจำนวนเท่าใด ซึ่งวิธีการหาคำตอบของปัญหาเหล่านี้ขึ้นอยู่กับระบบที่ใช้ในการจัดการสินค้าคงคลัง การที่จะพิจารณาเลือกระบบเข้ามาใช้ในการบริหารจัดการสินค้าคงคลังของแต่ละองค์กร ควรเลือกให้เหมาะสมกับปัจจัยแวดล้อมและประเภทของสินค้าคงคลังเฉพาะอย่าง ทั้งนี้ พิภพ ลลิตาภรณ์ (2546) ได้กล่าวว่า โดยทั่วไปสินค้าคงคลังที่เป็นลักษณะวัตถุดิบ (Raw materials) หรืองานระหว่างทำ (Work in process) จะเหมาะกับระบบการวางแผนความต้องการวัสดุ (Material Requirement Planning : MRP) ส่วนสินค้าคงคลังที่เป็นลักษณะสินค้าสำเร็จรูป (Finished goods) จะเหมาะสมกับระบบจุดสั่งซื้อ (Order Point Systems)

2.1.2.1 ระบบการควบคุมสินค้าคงคลังแบบจุดสั่งซื้อ (Order Point Systems)

ระบบจุดสั่งซื้อเป็นวิธีที่ทำการสั่งสินค้าเข้ามาแทนที่เมื่อสินค้าคงคลังลดลงมาถึงจุดที่กำหนดหรือทำการสั่งสินค้าเมื่อถึงรอบเวลาที่กำหนด ทั้งนี้จะทำการตรวจสอบปริมาณสินค้าที่มีอยู่แล้วทำการเปรียบเทียบกับระดับสินค้าที่ต้องการ เพื่อทำการตัดสินใจว่าต้องทำการสั่งสินค้าเพิ่มเมื่อไรและจะสั่งแต่ละครั้งจำนวนเท่าไร ซึ่งในการพิจารณาจำเป็นต้องทราบข้อมูล ได้แก่ อุปสงค์หรือปริมาณสินค้าที่ต้องการใช้ เวลานำ ค่าใช้จ่ายสินค้าคงคลัง และสินค้าคงคลังสำรอง โดยปกติหากอุปสงค์และเวลานำมีความแน่นอน อาจไม่จำเป็นต้องมีการเก็บสินค้าคงคลังเผื่อไว้เลย คือสามารถสั่งสินค้าให้มาถึงในเวลาที่สินค้าที่มีอยู่หมดพอดี แต่โดยทั่วไปแล้วทั้งอุปสงค์และเวลานำมักมีความไม่แน่นอน จึงทำให้ต้องมีการเก็บสินค้าคงคลังเผื่อเอาไว้มากกว่าปริมาณที่คาดว่าจะมีการใช้โดยปกติ สินค้าคงคงคลังส่วนที่เพิ่มขึ้นมานี้เรียกว่าสินค้าคงคลังสำรอง (Safety Stock) ด้วยภาวะที่มีความไม่แน่นอนเช่นนี้ จึงมีการเตรียมสินค้าคงคลังสำรองเผื่อไว้เพื่อลดความเสี่ยงต่อการเกิดภาวะสินค้าขาดมือ วิธีการที่ใช้ในการบริหารการสั่งสินค้าเพิ่มที่รู้จักกันโดยทั่วไปซึ่งแบ่งตามลักษณะการสั่งซื้อ ได้แก่ ตัวแบบรอบเวลาการสั่งคงที่ และตัวแบบปริมาณการสั่งคงที่ (Waters, 2003)

1) ตัวแบบรอบเวลาการสั่งคงที่ (Fixed Order Interval Model)

ตัวแบบรอบเวลาการสั่งคงที่ (Fixed Order Interval Model) หรือ Periodic Review System จะกำหนดปริมาณการสั่งไม่เท่ากันในแต่ละครั้ง แต่ระยะเวลาในการสั่งจะเท่ากันทุกครั้ง โดยมีการกำหนดรอบเวลาการสั่งไว้และทำการสั่งตามระยะเวลาที่กำหนด ปริมาณที่ทำการสั่งจะขึ้นอยู่กับระดับของสินค้าที่เหลืออยู่ในขณะทำการสั่ง โดยคำนึงถึงจำนวนที่คาดว่าจะมีการใช้ใน 1 รอบของการสั่งกับจำนวนสินค้าคงคลังสำรอง ซึ่งสามารถคำนวณได้ตามสมการ

$$Q = D - O + LTD + SS$$

โดยที่ Q คือ ปริมาณสินค้าที่สั่งต่อครั้ง

D คือ อุปสงค์หรือปริมาณสินค้าที่คาดว่าจะมีการใช้ในแต่ละรอบ

O คือ ระดับของสินค้าคงคลังที่เหลืออยู่ขณะทำการสั่ง (On Hand)

LTD คือ อุปสงค์ในช่วงเวลานำ (Lead time Demand)

= อุปสงค์ต่อวัน x เวลานำ (Lead time)

SS คือ ปริมาณสินค้าคงคลังสำรอง

2) ตัวแบบปริมาณการสั่งคงที่ (Fixed Order Quantity Model)

ตัวแบบปริมาณการสั่งคงที่ (Fixed Order Quantity Model) หรือ Continuous Review System จะกำหนดปริมาณการสั่งเท่ากันทุกครั้ง แต่ระยะเวลาการสั่งในแต่ละครั้งจะไม่เท่ากัน จำนวนที่สั่งอาจกำหนดเป็นปริมาณการสั่งที่ประหยัด (Economic Order Quantity : EOQ) ซึ่งเป็นปริมาณสินค้าที่จะทำให้ค่าใช้จ่ายสินค้าคงคลังโดยรวมต่ำที่สุด (Ghiani, Laporte, and Musmanno, 2004) ส่วนการพิจารณาจุดสั่งซื้อ (Re-Order Point : ROP) จะทำการสั่งซื้อสินค้า ณ ระดับที่สินค้าเหลืออยู่ในจำนวนที่คาดว่าจะมีการใช้สินค้าในช่วงเวลานำรวมกับสินค้าคงคลังสำรอง ซึ่งกำหนดเป็นจุด ROP นั่นเอง

$$EOQ\ (Q^*) = \sqrt{2DC_o / C_h}$$

โดยที่ D คือ อุปสงค์ต่อปี

C_o คือ ต้นทุนการสั่งซื้อสินค้าต่อครั้ง

C_h คือ ต้นทุนการเก็บรักษาสินค้า = C x H

C คือ มูลค่าของสินค้าคงคลังต่อหน่วย (Unit Cost)

H คือ อัตราส่วนต้นทุนการเก็บรักษาสินค้าต่อปี (Annual Holding Cost Rate)

$$ROP = LTD + SS$$

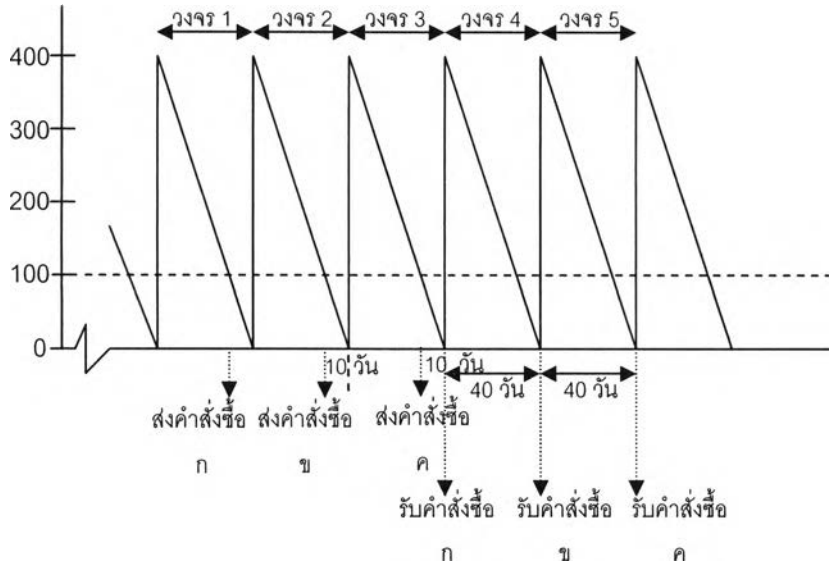
โดยที่ SS (Safety Stock) คือ สินค้าคงคลังสำรอง

LTD (Lead Time Demand) คือ อุปสงค์ในช่วงเวลานำ = LT x D

เมื่อ D คือ อุปสงค์ต่อวัน และ LT คือ เวลานำ (เป็นวัน)

Shogan (1988) กล่าวว่า สูตรการหา ROP ข้างต้นใช้ในกรณีที่อุปสงค์ในช่วงเวลานำน้อยกว่าปริมาณที่สั่งในแต่ละครั้ง เช่น ถ้าปริมาณการสั่งสินค้าต่อครั้ง คือ 400 หน่วย อุปสงค์ต่อวัน คือ 10 หน่วย และ เวลานำ คือ 5 วัน นั่นคืออุปสงค์ในช่วงเวลานำ คือ 50 หน่วย จะสามารถใช้สูตรการหา ROP ดังข้างต้นได้โดยทำการสั่งเมื่อสินค้าเหลืออยู่ที่ 50 + SS หน่วย แต่หากเปลี่ยนเวลานำเป็น 90 วัน นั่นคืออุปสงค์ในช่วงเวลานำเป็น 900 หน่วย ซึ่งถ้าใช้สูตรการหา ROP ข้างต้น จะต้องทำการสั่งสินค้าเมื่อสินค้าเหลืออยู่ที่ 900 + SS หน่วย ซึ่งไม่มีทางเป็นไปได้ เพราะปริมาณสินค้าสูงสุดที่จะมีได้ คือ 400 + SS หน่วย เนื่องจากทำการสั่งสินค้าเพียงครั้งละ 400 หน่วยเท่านั้น ดังกล่าวนี้จะสามารถพิจารณาได้ว่าอุปสงค์จำนวน 900 หน่วยนี้ จะได้จากการสั่งสินค้าในหลายรอบ ซึ่งสามารถแบ่งได้ดังตัวอย่างต่อไปนี้

900	=	100	+	400	+	400
อุปสงค์ในช่วงเวลานำ		อุปสงค์ในช่วง 10 วันของปลายวงจร 3 (ได้จากสินค้าที่เหลืออยู่ขณะส่งคำสั่งซื้อ ค)		อุปสงค์ในวงจร 4 (ได้จากคำสั่งซื้อ ก)		อุปสงค์ในวงจร 5 (ได้จากคำสั่งซื้อ ข)



รูปที่ 2.1 กราฟแสดงรอบการสั่งสินค้า

ดังนั้นหากกรณีที่อุปสงค์ในช่วงเวลานำมากกว่าหรือเท่ากับปริมาณสินค้าที่สั่งต่อครั้ง จะต้องนำค่าที่ได้มาปรับโดยการ modulo วิธีการ modulo แสดงได้ดังตัวอย่าง คือ ค่าที่ได้จาก 900 modulo 400 จะได้เท่ากับ 100 ฉะนั้นเมื่ออุปสงค์ในช่วงเวลานำมากกว่าหรือเท่ากับปริมาณการสั่งต่อครั้งจะสามารถหา ROP ได้ตามสมการ

$$ROP = [(D \times LT) + SS] \text{ modulo } Q^*$$

2.1.2.2 สินค้าคงคลังสำรอง (Safety Stock)

พิภพ ลลิตาภรณ์ (2546) กล่าวว่า สินค้าคงคลังสำรองเป็นสินค้าที่เก็บไว้เกินจากจำนวนสินค้าที่คาดว่าจะมีการใช้ในรอบปกติเพื่อป้องกันสินค้าขาดที่อาจเกิดขึ้นเมื่อความต้องการสินค้ามีมากกว่าสินค้าที่มีอยู่ ซึ่งเกิดจากความไม่แน่นอนของอุปสงค์หรือเวลานำ การคำนวณหาระดับสินค้าคงคลังสำรองทำได้หลายวิธีดังนี้

1) วิธีประมาณการค่าใช้จ่ายต่ำสุด

การใช้วิธีนี้จะต้องทราบค่าใช้จ่ายการขาดสต็อกและค่าใช้จ่ายจากการมีสินค้าสำรองเผื่อไว้ โดยทำการเปรียบเทียบต้นทุนรวมของระดับสินค้าคงคลังสำรองในระดับต่างๆ และทำการเก็บสินค้าคงคลังสำรองในระดับที่มีต้นทุนรวมต่ำที่สุด ต้นทุนทั้งสองชนิดนี้มีความขัดแย้งกันเนื่องจากหากทำการเก็บสินค้าคงคลังไว้มากจะทำให้ต้นทุนในการเก็บรักษาสูงแต่ต้นทุนสินค้าขาดสต็อกต่ำ ทั้งนี้โดยทั่วไปจะมีการเพิ่มปริมาณระดับสินค้าคงคลังสำรองขึ้นเรื่อยๆ ตราบใดที่ต้นทุนในการดำเนินการเก็บรักษาสินค้าคงคลังสำรองน้อยกว่าต้นทุนการเสียโอกาสจากการที่สินค้าขาดสต็อก

2) วิธีกำหนดนโยบายระดับบริการ

วิธีการนี้ต้องมีการกำหนดระดับการบริการและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของอุปสงค์ในช่วงเวลานำเอาไว้ โดยมีสมมติฐานว่า ความแปรปรวนใดๆ ของอุปสงค์หรือช่วงเวลานำสามารถที่จะจัดเข้าสู่รูปแบบของการกระจายปกติได้ ระดับการบริการในรอบของการสั่งสามารถกำหนดได้ในรูปแบบของความน่าจะเป็นที่อุปสงค์จะไม่เกินกว่าปริมาณสินค้าคงคลังที่จัดไว้ในช่วงเวลานำ หรืออาจมองในแง่ของความเสี่ยงในการขาดสต็อกซึ่งหมายถึงโอกาสที่ลูกค้าต้องการสินค้าแล้วมีสินค้าไม่เพียงพอที่จะตอบสนองให้แก่ลูกค้าได้ โดยที่องค์กรจะกำหนดว่าสามารถยอมรับความเสี่ยงของการขาดสต็อกนี้ได้ในระดับใด ซึ่งจะนำมาใช้ในการกำหนดค่า Z เพื่อนำไปใช้ในการคำนวณหาปริมาณสินค้าคงคลังสำรอง ปริมาณสินค้าคงคลังสำรอง (Safety Stock: SS) สำหรับใช้ในตัวแบบปริมาณการสั่งคงที่สามารถคำนวณได้ตามสมการดังนี้

2.1) กรณีอุปสงค์และเวลานำมีความแปรปรวน

$$SS = Z\sigma_{DLT}$$

โดยที่ $\sigma_{DLT} = \sqrt{\overline{LT}\,\sigma_D^2 + \overline{D}^2\sigma_{LT}^2}$

Z คือ ค่าคงที่จากตารางการแจกแจงแบบปกติโดยการกำหนดระดับการบริการ

σ_{DLT} คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของอุปสงค์ในช่วงเวลานำ โดยมีความแปรปรวนทั้งอุปสงค์และเวลานำ

LT คือ เวลานำ

D คือ อุปสงค์

2.2) กรณีอุปสงค์มีความแปรปรวน แต่เวลานำคงที่

$$SS = Z\sigma_D\sqrt{LT/R}$$

โดยที่ $\sigma_D = \sqrt{\sum_{i=1}^{N}(D_i - \overline{D})^2 f_i / \sum_{i=1}^{N} f_i}$

$\sigma_D \sqrt{LT/R}$ คือ ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของอุปสงค์ในช่วงเวลานำ

R คือ ช่วงเวลาที่ใช้ในการเก็บข้อมูลเพื่อหาค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน

f_i คือ ความถี่ที่เกิดขึ้น

2.3) กรณีอุปสงค์คงที่ แต่เวลานำมีความแปรปรวน

$$SS = Z\sigma_{LT} D$$

โดยที่ σ_{LT} คือ ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของช่วงเวลานำ

$$= \sqrt{\sum_{i=1}^{N}(LT_i - \overline{LT})^2 f_i / \sum_{i=1}^{N} f_i}$$

การคำนวณหาปริมาณสินค้าคงคลังสำรองสำหรับใช้ในตัวแบบรอบเวลาการสั่งคงที่สามารถหาได้ในลักษณะเดียวกันกับตัวแบบปริมาณการสั่งคงที่ แต่ในตัวแบบรอบเวลาการสั่งคงที่นั้นการวิเคราะห์ข้อมูลอุปสงค์หรือความต้องการใช้สินค้าจะเป็นการวิเคราะห์ในช่วงเวลาของเวลานำ (LT) รวมกับรอบเวลาการสั่งซื้อ (T) ซึ่งต่างกับตัวแบบปริมาณการสั่งคงที่ที่จะวิเคราะห์เฉพาะในขอบเขตของช่วงเวลานำ (LT) เท่านั้น ดังนั้นค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของอุปสงค์สำหรับรอบเวลาการสั่งซื้อคงที่จะต้องเป็นค่า σ_D ในช่วงเวลา LT+T จะสังเกตได้ว่าสินค้าคงคลังสำรองของตัวแบบนี้จะสูงกว่าตัวแบบปริมาณการสั่งคงที่เนื่องจากพิจารณาในช่วงเวลาที่ยาวนานกว่า

เนื่องจากวิธีกำหนดระดับบริการนี้มีสมมติฐานว่าข้อมูลต้องมีการแจกแจงแบบปกติ ดังนั้นจึงอาจมีการตรวจสอบการแจกแจงของข้อมูลก่อนซึ่ง กัลยา วานิชบัญชา (2546) ได้กล่าวถึงการตรวจสอบการแจกแจงของข้อมูลเชิงปริมาณโดยใช้สถิติทดสอบ โดยมีสถิติทดสอบที่ใช้ คือ

- Kolmogorov – Smirnov Test (K-S Test)

Kolmogorov–Smirnov Test เป็นสถิติทดสอบที่ใช้ทดสอบการแจกแจงของประชากรว่าเป็นแบบปกติหรือไม่ หลักการของการทดสอบนี้ คือ การเปรียบเทียบค่าฟังก์ชันการแจกแจงสะสมของข้อมูลตัวอย่างกับค่าฟังก์ชันการแจกแจงสะสมของข้อมูลภายใต้สมมติฐานว่าประชากรหรือข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติ ถ้าค่าความแตกต่างต่ำแสดงว่าการแจกแจงเป็นแบบปกติ

สมมติฐานของการทดสอบ คือ

H_0 : สุ่มตัวอย่างจากประชากรที่มีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : สุ่มตัวอย่างจากประชากรที่ไม่ได้มีการแจกแจงแบบปกติ

สถิติทดสอบ : Kolmogorov

เขตปฏิเสธ H_0: จะปฏิเสธ H_0 ถ้าค่า Significance น้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด

- Shapiro – Wilk Test

Shapiro–Wilk เป็นสถิติทดสอบที่ใช้ทดสอบการแจกแจงของตัวแปรเชิงปริมาณว่ามีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่

สมมติฐานของการทดสอบ คือ

H_0 : สุ่มตัวอย่างจากประชากรที่มีการแจกแจงแบบปกติ

H_1 : สุ่มตัวอย่างจากประชากรที่ไม่ได้มีการแจกแจงแบบปกติ

สถิติทดสอบ : Shapiro-Wilk

เขตปฏิเสธ H_0: จะปฏิเสธ H_0 ถ้าค่า Significance น้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด

3) วิธีกำหนดโดยประสบการณ์ของผู้บริหาร

3.1) กำหนดสินค้าคงคลังสำรองเป็นร้อยละของอุปสงค์โดยเฉลี่ยในช่วงเวลานำ จะได้

$$SS = j(\overline{D} \times \overline{LT})$$

โดยที่ j คือ ปัจจัยที่มีค่าแปรเปลี่ยนระหว่าง 0-3

D คือ อุปสงค์ต่อวัน

LT คือ ช่วงเวลานำ

3.2) กำหนดสินค้าคงคลังสำรองให้เท่ากับค่ารากที่สองของอุปสงค์โดยเฉลี่ยในช่วงเวลานำ จะได้

$$SS = \sqrt{\overline{D} \times \overline{LT}}$$

2.1.2.3 ค่าใช้จ่ายหรือต้นทุนด้านสินค้าคงคลัง

ต้นทุนสินค้าคงคลังมีความสำคัญด้วยเหตุผล 3 ประการ ประการแรก คือ ต้นทุนสินค้าคงคลังเป็นต้นทุนที่มีสัดส่วนสูงของต้นทุนทั้งหมดในหลายๆ องค์กร ประการที่สอง คือ ระดับสินค้าคงคลังที่องค์กรจัดเก็บจะมีผลกระทบต่อระดับการบริการลูกค้าขององค์กร และประการที่สาม คือ การตัดสินใจด้านการขัดแย้งกันของต้นทุน (Cost trade-off) มักส่งผลต่อต้นทุนการถือสินค้าคงคลัง ต้นทุนสินค้าคงคลัง ได้แก่ ต้นทุนในการสั่งซื้อ ต้นทุนในการเก็บรักษา และต้นทุนสินค้าขาดสต็อก (Coyle, Bardi, and Langley, 2002)

1) ต้นทุนในการสั่งซื้อ (Ordering Cost)

ต้นทุนในการสั่งซื้อเกิดขึ้นเมื่อมีการสั่งซื้อสินค้า ซึ่งจะกำหนดจำนวนเงินไว้คงที่ต่อการสั่งซื้อหนึ่งครั้ง นั่นคือต้นทุนในการสั่งซื้อมีจำนวนเงินเท่ากันทุกครั้งที่มีการสั่งซื้อ ต้นทุนชนิดนี้จะไม่แปรผันตามขนาดการสั่งซื้อแต่จะแปรผันตามจำนวนครั้งที่สั่งซื้อ สามารถประหยัดต้นทุนประเภทนี้ได้เมื่อทำการสั่งซื้อสินค้าน้อยครั้งโดยทำการสั่งสินค้าครั้งละมากๆ ต้นทุนในการสั่งซื้อประกอบด้วย ต้นทุนด้านการเตรียมคำสั่งซื้อ ต้นทุนด้านการส่งคำสั่งซื้อ ต้นทุนด้านการขนส่งสินค้า ต้นทุนด้านการตรวจและรับสินค้าเข้าคลังสินค้า

2) ต้นทุนในการเก็บรักษาหรือต้นทุนในการถือสินค้า (Carrying Cost หรือ Holding Cost)

ต้นทุนในการเก็บรักษาสินค้าเกิดขึ้นจากการที่มีการนำสินค้าเข้ามาเก็บไว้ โดยต้นทุนประเภทนี้จะแปรผันโดยตรงกับปริมาณของสินค้าคงคลัง ซึ่งมีการคำนวณออกมาเป็นจำนวนเงินต่อปีและนำมาคำนวณให้อยู่ในรูปของร้อยละของมูลค่าของสินค้าคงคลังถัวเฉลี่ย ต้นทุนในการเก็บรักษาสินค้าประกอบด้วย ต้นทุนของเงินทุน (Capital Cost) ต้นทุนด้านการบริการที่เกี่ยวกับสินค้าคงคลัง (Inventory Service Cost) เช่น ค่าภาษีและค่าประกันภัย ต้นทุนการใช้พื้นที่เก็บสินค้าคงคลัง (Storage Space Cost) เช่น ค่าเช่าคลังสินค้าและค่าใช้จ่ายเกี่ยวกับกิจกรรมที่จัดการกับสินค้าเหล่านั้น (Handling Cost) และต้นทุนความเสี่ยงที่เกิดจากสินค้าคงคลัง (Inventory Risk Cost) เช่น สินค้าเกิดความเสียหายหรือสูญหาย

3) ต้นทุนสินค้าขาดสต็อก (Shortage Cost)

ต้นทุนสินค้าขาดสต็อก คือ ค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นเมื่อมีการสั่งซื้อสินค้าแล้วไม่มีสินค้า ทำให้เสียโอกาสในการขายนั่นหมายถึงการสูญเสียกำไรที่ควรจะได้รับไป หรือหากลูกค้าต้องการรอสินค้าก็ต้องเสียค่าใช้จ่ายเพิ่มขึ้นในการที่ต้องจัดส่งสินค้าให้ตามหลัง (Back Order) นอกจากนี้ยังมีต้นทุนที่ยากจะประเมินออกมาเป็นจำนวนเงินได้คือความไม่พอใจของลูกค้า ซึ่งมีผลให้ลูกค้าขาดความเชื่อถือจนอาจหันไปซื้อสินค้ากับคู่แข่ง ทั้งนี้ในบางครั้งอาจไม่สามารถคำนวณต้นทุนประเภทนี้ออกมาเป็นจำนวนเงินได้อย่างชัดเจน จึงอาจคำนวณออกมาให้อยู่ในรูปแบบของอัตราสินค้าขาดสต็อก (Stockout Rate) โดยจะแสดงในรูปของจำนวนครั้งของการขาดสินค้ารวมต่อจำนวนคำสั่งซื้อทั้งหมด

ต้นทุนด้านสินค้าคงคลังจะมีลักษณะการขัดแย้งกัน กล่าวคือ หากทำการสั่งสินค้าต่อครั้งในปริมาณน้อยหรือเก็บสินค้าในปริมาณที่ไม่มากแต่มีการสั่งซื้อหลายครั้ง ต้นทุนในการเก็บรักษาสินค้าจะต่ำแต่ต้นทุนในการสั่งซื้อสินค้าจะสูง แต่หากมีสินค้าไม่เพียงพอต่อความต้องการก็จะทำให้เกิดต้นทุนสินค้าขาดมือขึ้น ในทางตรงกันข้ามหากทำการสั่งต่อครั้งในปริมาณมากจะมีต้นทุนในการเก็บรักษาสูงแต่มีต้นทุนในการสั่งซื้อต่ำ ดังนั้นจึงต้องพยายามรักษาสมดุลระหว่างต้นทุนด้านต่างๆ โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อให้การบริการลูกค้าอยู่ในระดับลูกค้าพอใจ ในขณะเดียวกันต้องลดการลงทุนในสินค้าคงคลังให้ต่ำที่สุดด้วย

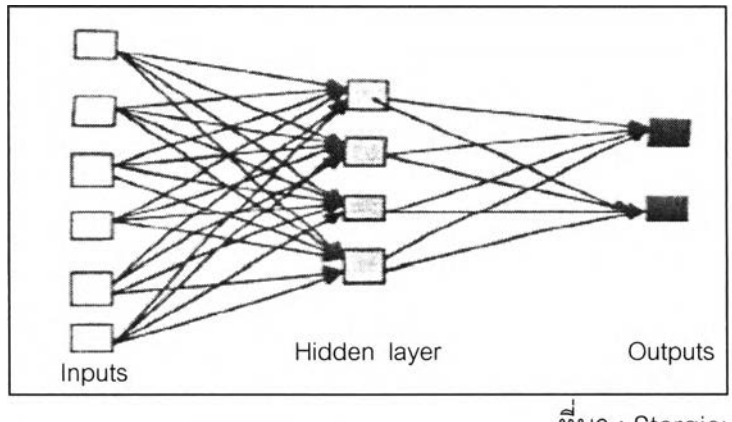
2.1.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN)

Sawhney and Abrahamson (1997) ได้อธิบายถึงโครงข่ายประสาทเทียมว่าเป็นระบบที่ประกอบด้วยหน่วยประมวลผลหลายๆ หน่วย โดยมีโครงสร้างเป็นโครงข่ายเชื่อมโยงกันระหว่างหน่วย ทำการเรียนรู้จากประสบการณ์ สามารถที่จะรับรู้ข้อมูลและปรับตัวเข้ากับสถานการณ์หรือสิ่งแวดล้อมที่กำลังเผชิญอยู่ ซึ่งเป็นแนวคิดที่ถูกออกแบบมาให้ทำงานในลักษณะเดียวกับสมองของมนุษย์

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นหลักการประมวลผลที่พัฒนาเลียนแบบมาจากการทำงานของสมองมนุษย์ซึ่งเป็นรูปแบบหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligent : AI) สมองของมนุษย์ประกอบด้วยเซลล์ประสาทจำนวนมากที่มีโครงสร้างเชื่อมโยงกันระหว่างเซลล์แต่ละหน่วย โดยมีส่วนประกอบที่ทำหน้าที่แตกต่างกันไป ได้แก่ เส้นประสาท (Synapses) ทำหน้าที่เป็นตัวเชื่อมโยงระหว่างเซลล์ แต่ละเซลล์จะโยงใยติดต่อกันโดยมี เดนไดรต์ (Dendrites) ทำหน้าที่ในการรับข้อมูลนำเข้าซึ่งผ่านมาทางเส้นประสาท จากนั้นตัวเซลล์ (Soma หรือ Cell body) จะทำการประมวลผลข้อมูลทั้งหมดที่เข้ามาในเซลล์จนได้เป็นผลลัพธ์ออกมาในส่วนของแอ็กซอน (Axon) ผลลัพธ์เหล่านี้อาจมีการส่งต่อไปเป็นข้อมูลนำเข้าของเซลล์อื่นโดยผ่านทางเส้นประสาท ทั้งนี้ได้มีการจำลองเอาโครงสร้างของสมองมนุษย์นี้มาใช้ในการประมวลผลข้อมูลโดยใช้เครื่องมือทางคอมพิวเตอร์ โดยทำการจำลองโครงสร้างเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบไปด้วย หน่วยตัวแปรนำเข้า (Inputs) ซึ่งจำลองการทำงานของเดนไดรต์ เมื่อทำการประมวลผลเรียบร้อยแล้วจะได้ผลลัพธ์ออกมาในส่วนของหน่วยตัวแปรผลลัพธ์ (Output) ซึ่งเทียบได้กับแอ็กซอนของเซลล์สมองมนุษย์ โดยจะมีค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) เป็นตัวกำหนดระดับความสัมพันธ์ของข้อมูลนำเข้าแต่ละตัวที่มีต่อผลลัพธ์ซึ่งเทียบได้กับเส้นประสาทของสมองมนุษย์ (Stergiou and Siganos, 1996)

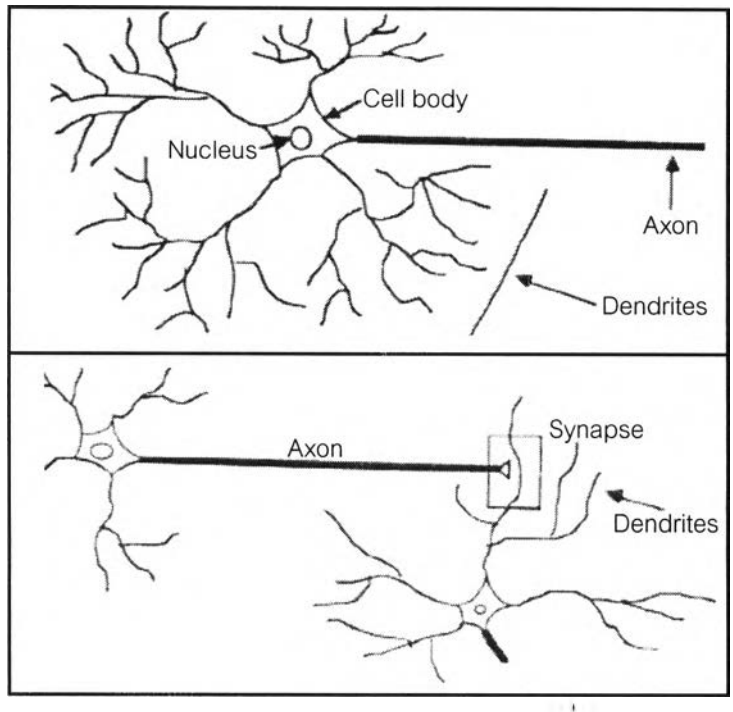
2.1.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยหน่วยต่างๆ มากมายที่เชื่อมโยงกันอยู่ หน่วยดังกล่าวเรียกว่า neurons, units หรือ nodes โดยที่หน่วยเหล่านี้มีการจัดเรียงตัวกันเป็นกลุ่มโดยแบ่งเป็นชั้น (Layer) ประกอบด้วยชั้นนำเข้า (Input layer) จำนวน 1 ชั้น ชั้นผลลัพธ์ (Output layer) จำนวน 1 ชั้น และชั้นซ่อนหรือชั้นแอบแฝง (Hidden layer) หากมีเพียงชั้นเดียวจะเรียกว่าโครงข่ายประสาทแบบชั้นเดียว (Single layer) แต่หากมีชั้นซ่อนมากกว่าหนึ่งชั้นขึ้นไปจะเรียกว่าโครงข่ายประสาทแบบหลายชั้น (Multilayer) หน่วยในแต่ละชั้นจะมีการเชื่อมโยงต่อกันเป็นทอดๆ ซึ่งจะมีการประมวลผลเรียงตามชั้นโดยในขั้นแรกจะมีการรับข้อมูลเข้ามาทางหน่วยในชั้นนำเข้าเพื่อนำมาประมวลผลต่อในชั้นซ่อน และชั้นผลลัพธ์ตามลำดับ ทั้งนี้ในกระบวนการเรียนรู้อาจมีการส่งข้อมูลย้อนกลับมาตามชั้นเพื่อทำการปรับปรุงผลการคำนวณ แต่ละหน่วยในแต่ละชั้นจะถูกเชื่อมโยงกันด้วยเส้นประสาทเทียมซึ่งมีหน้าที่ในการส่งสัญญาณข้อมูลจากหน่วยประมวลผลในชั้นหนึ่งไปยังอีกชั้นหนึ่ง อาจเป็นแบบไปข้างหน้า (Forward) คือ การเคลื่อนที่ของข้อมูลจากหน่วยในชั้นนำเข้าผ่านชั้นซ่อนไปยังชั้นผลลัพธ์ หรือเป็นแบบย้อนกลับ (Feedback) คือ การเคลื่อนที่ย้อนกลับจากชั้นผลลัพธ์ผ่านชั้นซ่อนไปสู่ชั้นนำเข้า โดยมีค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวกำหนดระดับความสัมพันธ์ระหว่างหน่วยประมวลผลแต่ละคู่ที่เชื่อมโยงกันอยู่ซึ่งเป็นการจำลองขนาดของเส้นประสาทของมนุษย์ที่แต่ละเส้นมีขนาดใหญ่เล็กไม่เท่ากัน ในการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมต้องมีการระบุวิธีการที่สัญญาณจะถูกรวมเข้ามาที่หน่วยในชั้นนำเข้ารวมทั้งการแปลงค่าสัญญาณรวมให้ออกมาที่หน่วยผลลัพธ์ นั่นคือฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer function) หรือฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) ซึ่งมีรูปแบบหลากหลายทั้งที่เป็นแบบเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น เช่น ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function) ฟังก์ชันแบบขั้นบันได (Step function) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function) และฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทนเจนท์ (Hyperbolic tangent)



ที่มา : Stergiou

รูปที่ 2.2 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม



ที่มา : Stergiou

รูปที่ 2.3 โครงสร้างเซลล์สมองมนุษย์

– โครงข่ายมัลติเลเยอร์ฟีดฟอร์เวิร์ด (Multilayer Feedforward)

โครงข่ายมัลติเลเยอร์ฟีดฟอร์เวิร์ด คือ โครงข่ายแบบเคลื่อนไปข้างหน้าหลายชั้น โดยหน่วยในแต่ละชั้นจะถูกเชื่อมโยงกันในลักษณะของการเดินหน้า (Feedforward) ประกอบไปด้วยชั้นนำเข้าจำนวน 1 ชั้น ชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้นขึ้นไป และชั้นผลลัพธ์จำนวน 1 ชั้น ข้อมูลต่างๆ จะเข้าสู่ระบบการประมวลผลโดยผ่านทางหน่วยในชั้นนำเข้า ซึ่งหน่วยในชั้นนำเข้าจะมีหน้าที่ส่งผ่านข้อมูลเพื่อให้หน่วยในชั้นถัดๆ ไปนำไปประมวลผลต่อ กระบวนการดังกล่าวเกิดขึ้นโดยหน่วยในชั้นนำเข้าจะส่งสัญญาณเป็น เวคเตอร์ x ให้แก่หน่วยในชั้นซ่อนชั้นแรก ชั้นซ่อนดังกล่าวจะรับสัญญาณจากหน่วยนำเข้าผ่านค่าถ่วงน้ำหนักและจะคำนวณฟังก์ชันของสัญญาณนำเข้าโดยคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างหน่วยในชั้นนำเข้ากับหน่วยในชั้นซ่อนชั้นแรก แล้วทำการแปลงสัญญาณโดยผ่านกระบวนการของฟังก์ชันการแปลงค่าซึ่งจะได้เป็นผลลัพธ์ออกมาเพื่อนำไปเป็นข้อมูลนำเข้าของหน่วยในชั้นถัดไป ซึ่งจะมีการคำนวณในลักษณะเดียวกันนี้จนถึงชั้นผลลัพธ์ (Olshausen, 1998)

2.1.3.2 หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และทำการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างหน่วยนำเข้ากับหน่วยผลลัพธ์ได้ด้วยตัวเองโดยไม่ต้องมีการสร้างเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ของตัวแปรนำเข้าขึ้นมาเพื่อทำการประมวลผลหาผลลัพธ์ เพียงทำการหาข้อมูลนำเข้าที่คาดว่าเกี่ยวข้องหรือมีผลต่อผลลัพธ์ที่ต้องการทราบ ทั้งนี้ความสัมพันธ์หรืออิทธิพลของหน่วยนำเข้าแต่ละตัวที่มีต่อหน่วยผลลัพธ์จะไม่เท่ากันหรือบางตัวอาจไม่มีผลเลย ระดับความสัมพันธ์จะถูกแทนด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งโครงข่ายสามารถเรียนรู้และทำการปรับค่าน้ำหนักจนกระทั่งผลลัพธ์ที่ได้กับเป้าหมายเกิดความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด (Estebon, 1997) สามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนำเข้า (X) ตัวแปรผลลัพธ์ (Y) และค่าถ่วงน้ำหนัก (W) ได้เป็นสมการ คือ

$$Y = X_1W_1 + X_2W_2 + \ldots = \sum XW$$ โดยที่ Y เป็นฟังก์ชันแบบไม่เชิงเส้น

ค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกคูณเข้ากับค่าหน่วยนำเข้าแต่ละตัวจากนั้นจะนำค่ามารวมกัน โดยค่าผลรวมที่ได้จะเป็นค่าของผลลัพธ์ ค่าผลลัพธ์อาจมีการปรับเปลี่ยนไปจนได้ค่าที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุดโดยได้จากการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก การหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมจะใช้วิธีการ Optimization ที่เรียกว่า Gradient descent ซึ่งจะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อลดความผิดพลาดของการคำนวณในแต่ละรอบในระหว่างการเรียนรู้

2.1.3.3 กระบวนการเรียนรู้

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมมีจุดประสงค์เพื่อทำการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักให้มีความเหมาะสมในการได้มาซึ่งผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากขึ้นเรื่อยๆ ยิ่งมีการเรียนรู้มากความถูกต้องของการประมวลผลก็จะมีประสิทธิภาพมากขึ้น เสรี ศุภราทิตย์ (2544) ได้อธิบายถึงกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมไว้ดังนี้ กระบวนการเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งได้เป็น 3 ประเภท ตามพื้นฐานการเรียนรู้ ได้แก่

1) การเรียนรู้แบบมีครูสอน (Supervised learning)

การเรียนรู้แบบมีครูสอนเป็นการเรียนรู้โดยสมมติว่ามีครูคอยกำกับดูแลการทำงานของโครงข่าย ในระหว่างการเรียนรู้จะมีการเปรียบเทียบผลการคำนวณที่ได้ของโครงข่ายกับเป้าหมาย ความคลาดเคลื่อนของผลที่คำนวณได้กับเป้าหมายจะถูกนำมาใช้ในการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักของหน่วยนำเข้าที่มีต่อผลลัพธ์เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ใกล้กับเป้าหมายมากที่สุดหรือมีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

2) การเรียนรู้แบบเสริม (Reinforcement)

การเรียนรู้แบบเสริมเป็นการเรียนรู้แบบมีครูกำกับแต่ไม่ได้มีการนำเป้าหมายมาแสดงไว้ในโครงข่าย ดังนั้นผลการคำนวณที่ได้จากโครงข่ายจะแสดงออกมาในรูปของถูกหรือผิด ไม่ได้มีการนำความคลาดเคลื่อนระหว่างผลที่คำนวณได้กับเป้าหมายไปใช้ประโยชน์ในการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก แต่จะมีการปรับแก้โดยพิจาณาว่าถ้าผลการคำนวณถูกต้องโครงข่ายจะได้รับรางวัลโดยจะเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักให้กับหน่วยนำเข้าบางหน่วย ถ้าผลการคำนวณที่ได้ผิดก็จะได้รับการลงโทษโดยการลดค่าถ่วงน้ำหนักลง

3) การเรียนรู้แบบไม่มีครูสอน (Unsupervised learning)

โครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบไม่มีครูสอนจะไม่สามารถรับรู้ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากข้อมูลเป้าหมาย ดังนั้นโครงข่ายจะต้องเรียนรู้ให้สามารถค้นพบโครงสร้างที่เหมาะสมของรูปแบบข้อมูลนำเข้า โดยการปรับตัวเข้าสู่การกระจายตัวเชิงสถิติของข้อมูลนำเข้า การเรียนรู้แบบนี้จะใช้วิธีการสร้างความเข้มแข็งให้กับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงหน่วยนำเข้า ที่ตอบสนองได้ดีกับผลลัพธ์ในขณะเดียวกันก็จะลดความสำคัญของหน่วยนำเข้าที่อ่อนแอลง

โครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ส่วน โดยที่จะนำมาใช้แตกต่างกันไป คือ
ข้อมูลส่วนที่ 1 : ใช้ในการสอน หรือการเรียนรู้โครงข่าย (Network training)
ข้อมูลส่วนที่ 2 : ใช้ในการเรียนรู้ข้าม (Cross training)
ข้อมูลส่วนที่ 3 : ใช้ในการทดสอบโครงข่าย (Network testing)

การเรียนรู้จากข้อมูลส่วนแรกเพื่อที่จะหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างหน่วยในชั้นต่างๆ ของโครงข่ายที่ทำให้ผลการคำนวณของโครงข่ายใกล้เคียงกับเป้าหมาย จึงควรมีจำนวนข้อมูลในส่วนนี้มากเพียงพอในการเรียนรู้ อย่างไรก็ตามในขั้นตอนนี้อาจมีการเรียนรู้ที่มากเกินไป (Overtraining หรือ Overfiting) ทำให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้หรือจดจำลักษณะของข้อมูลบางตัวมากเกินความจำเป็นแทนที่จะเรียนรู้เพียงแนวโน้มความสัมพันธ์ของข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์ วิธีการหนึ่งที่จะใช้หยุดยั้งการเรียนรู้มากเกินความจำเป็น คือ การทำให้เกิดการเรียนรู้ข้ามโดยใช้ข้อมูลส่วนที่สองซึ่งจะทำให้โครงข่ายเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น และข้อมูลในส่วนที่สามจะใช้เพื่อทำการทดสอบว่าโครงข่ายมีประสิทธิภาพในการประมวลผลมากน้อยเพียงใด

– กระบวนการเรียนรู้แบบแบ็คพรอพาเกชั่น (Back-propagation learning algorithm : BP)

Mitchell (1997) กล่าวถึงวิธีการเรียนรู้แบบแบ็คพรอพาเกชั่นโดยเป็นการเรียนรู้แบบมีครูสอน (Supervised learning) มีกระบวนการเรียนรู้ คือ ข้อมูลนำเข้าจะถูกส่งผ่านไปข้างหน้าตามลำดับชั้น จนได้ผลการคำนวณในรูปแบบของผลลัพธ์ จากนั้นผลการคำนวณจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับข้อมูลเป้าหมายเพื่อหาความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น ค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะนำไปใช้เป็นข้อมูลนำเข้าย้อนกลับ และจะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างหน่วยในแต่ละชั้นในทิศทางย้อนกลับ เริ่มจากการปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นผลลัพธ์กับชั้นซ่อนสุดท้าย และในทำนองเดียวกันความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในชั้นซ่อนสุดท้ายจะนำมาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนสุดท้ายกับชั้นซ่อนก่อนหน้า โดยวิธีนี้ความคลาดเคลื่อนจะถูกทำให้เคลื่อนตัวย้อนกลับผ่านชั้นแต่ละชั้นในลักษณะของวิธีการแบบซ้ำๆ กัน จนกระทั่งความคลาดเคลื่อนทั้งหมดในชั้นผลลัพธ์ลู่เข้าหาค่าที่ต่ำที่สุด Qnet 2000 (1999) อธิบายถึงขั้นตอนการเรียนรู้แบบแบ็คพรอพาเกชั่นดังนี้ (เวคเตอร์แสดงด้วยตัวอักษรที่ขีดเส้นใต้)

1) รูปแบบของข้อมูลนำเข้าแสดงในรูปของเวคเตอร์นำเข้า คือ

$$\underline{X}_{(P,1)} = (X_{p,1}, X_{p,2}, X_{p,3}, \ldots, X_{p,N})$$

โดยที่ P คือ ลำดับของข้อมูล

N คือ ความยาวของเวคเตอร์ ซึ่งเท่ากับจำนวนหน่วยในชั้นนำเข้า

เวคเตอร์เหล่านี้จะไม่มีการเปลี่ยนแปลงใดๆ ในชั้นนำเข้า เป็นเพียงผลลัพธ์จากชั้นนำเข้าไปสู่ชั้นถัดไป คือ ชั้นซ่อนชั้นแรก

2) แต่ละหน่วยในชั้นซ่อนหรือชั้นผลลัพธ์จะได้รับข้อมูลเป็นเวคเตอร์นำเข้า ($\underline{X}$) จากชั้นก่อนหน้า โดยที่แต่ละหน่วยจะทำการประมวลผลเวคเตอร์ที่ได้รับ โดยนำมาคูณกับค่าถ่วงน้ำหนัก และบวกกับค่า Bias ดังสมการต่อไปนี้

$$Y_{(P,L,J)} = \underline{X}_{(P,L-1)} \cdot \underline{W}_{(J,L)} + B_{(J,L)}$$

โดยที่ $Y_{(P,L,J)}$ คือ ผลการประมวลผลของหน่วย J ในชั้น L

$\underline{X}_{(P,1)}$ คือ เวคเตอร์หน่วยในชั้นนำเข้า

$\underline{W}_{(J,L)}$ คือ เวคเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนัก

$B_{(J,L)}$ คือ ค่า Bias

3) ค่าผลลัพธ์ $Y_{(P,L,J)}$ ที่ได้นั้นจะนำมาผ่านกระบวนการที่เรียกว่า ฟังก์ชันการกระตุ้นหรือทำการแปลงสัญญาณ

4) ผลรวมของค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลของทั้งชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์แต่ละชั้นได้เป็นเวคเตอร์ผลลัพธ์

$$\underline{X}_{(P,1)} = (f(Y_{(P,L,1)}), f(Y_{(P,L,2)}),\ldots, f(Y_{(P,L,K)}))$$

โดยที่ K คือ ผลรวมของจำนวนหน่วยในชั้น L

เวคเตอร์ผลลัพธ์ที่ได้นี้จะกลายเป็นเวคเตอร์นำเข้าของชั้นถัดไป

5) กระบวนการดังกล่าวจะดำเนินไปจนกระทั่งถึงชั้นผลลัพธ์จนได้ผลลัพธ์สุดท้ายออกมาคือ $\underline{X}_{(P,O)}$

6) เวคเตอร์ผลลัพธ์สุดท้าย ($\underline{X}_{(P,O)}$) จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับเวคเตอร์เป้าหมายของการสอน ($\underline{T}_{(P)}$) เพื่อทำการหาค่าความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์หรือเวคเตอร์ความคลาดเคลื่อน ($\underline{E}_{(P)}$) โดยมีสมการคือ

$$\underline{E}_{(P,O)} = (\underline{T}_{(P)} - \underline{X}_{(P,O)})\, \underline{X'}_{(P,O)}$$

โดยที่ $\underline{X'}_{(P,O)} = (f'(Y_{(P,O,1)}), f'(Y_{(P,O,2)}),\ldots, f'(Y_{(P,O,K)}))$

f' = ค่าอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของฟังก์ชันการแปลงค่า f

ค่าความคลาดเคลื่อนของหน่วย J ในชั้นซ่อน L สามารถหาได้โดยสมการ

$$E_{(P,L,J)} = X'_{(P,L,J)} \times SUM_K\ (E_{(P,L+1,K)} \times W_{(K,L+1,J)})$$

โดยที่ K คือ หน่วยที่ K ในชั้น L+1

เวคเตอร์ความคลาดเคลื่อน ($\underline{E}_{(P,L)}$) ที่ได้ในแต่ละชั้นซ่อนจะนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก

7) เวคเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละหน่วยจะได้รับการปรับแก้ จนกระทั่งได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่ทำให้ค่าผลลัพธ์มีความใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายมากที่สุดออกมา ค่าถ่วงน้ำหนักหลังการปรับแก้ของหน่วย J ในชั้น L สามารถคำนวณโดย

$$\underline{W}_{(J,L)}^{T+1} = \underline{W}_{(J,L)}^{T} + \eta \times SUM_P(E_{(P,L,J)} \times \underline{X}_{(P,L-1)}) + \alpha \times (\underline{W}_{(J,L)}^{T} - \underline{W}_{(J,L)}^{T-1})$$

โดยที่ η (eta) คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate)

α (alpha) คือ โมเมนตัม (Momentum)

T คือ วงจรรอบการเรียนรู้ (Iteration cycle)

เป็นที่สังเกตว่าการปรับแก้ของค่าถ่วงน้ำหนักจะคำนวณจากค่าถ่วงน้ำหนักก่อนมีการปรับแก้คูณกับโมเมนตัม โดยโมเมนตัมเป็นตัวที่ช่วยรักษาเสถียรภาพของกระบวนการเรียนรู้ โดยช่วยไม่ให้มีการแกว่งไปมาของค่าถ่วงน้ำหนักมากนัก

8) เวคเตอร์นำเข้าทุกหน่วยจะถูกดำเนินการโดยโครงข่ายในการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักตามรอบการเรียนรู้ที่กำหนดให้

9) ภายหลังแต่ละรอบการเรียนรู้จะมีการคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณกับค่าเป้าหมาย (Training targets) ซึ่งใช้ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error : RMSE) โดยมีสมการคำนวณคือ

$$RMSE = \sqrt{(SUM_{P,K}((T_{(P,K)} - X_{(P,O,K)})^2) / (P_T \times K_T))}$$

โดยที่ P คือ ข้อมูลการสอนที่ P

K คือ หน่วยผลลัพธ์ที่ K

P_T คือ จำนวนชุดข้อมูลทั้งหมด

K_T คือ จำนวนหน่วยผลลัพธ์ทั้งหมด

จะทำการประมวลผลเช่นเดียวกันนี้ในรอบการเรียนรู้ (Iteration) ถัดๆ ไป

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนนี้จะกล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับ การจัดการสินค้าคงคลัง การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในงานต่างๆ รวมถึงการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการจัดการสินค้าคงคลัง

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดการสินค้าคงคลัง มีดังนี้

โกศาชาญ จริยาวิโรจน์ (2543) ได้ศึกษาการพัฒนาระบบควบคุมการผลิตและการควบคุมสินค้าคงคลังอย่างมีประสิทธิภาพในอุตสาหกรรมบัลลาสต์ โดยได้ทำการพยากรณ์อุปสงค์รายเดือนของผลิตภัณฑ์ซึ่งมีตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมต่างกันตามรูปแบบของอุปสงค์ของผลิตภัณฑ์แต่ละตัวโดยตัวแบบที่เหมาะสมคือตัวแบบที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด ทั้งนี้ตัวแบบการพยากรณ์ที่ใช้เป็นแบบอนุกรมเวลา แล้วจึงนำข้อมูลที่ได้ไปใช้วางแผนการผลิตโดยหาขนาดการผลิตที่ดีที่สุด และจัดลำดับการผลิต จากนั้นนำลำดับการผลิตไปทำการวางแผนความต้องการวัตถุดิบและชิ้นส่วนแล้วหาแผนการสั่งซื้อและสั่งผลิตโดยใช้ทฤษฎี MRP ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ทำการพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อช่วยในการวางแผนความต้องการวัตถุดิบ และการควบคุมการทำงานประจำวันและจัดทำรายงาน เช่น การควบคุมการเบิกจ่ายสินค้าคงคลัง การสั่งซื้อและการสั่งผลิต เป็นต้น ซึ่งพบว่าหลังจากที่ได้นำระบบที่พัฒนาขึ้นนี้ไปใช้งานจริงสามารถลดค่าใช้จ่ายต่างๆ ที่ไม่จำเป็นลง และเวลานำ (Lead time) ในการผลิตสินค้าสำเร็จรูปก็ลดลงเช่นกัน

รัตนชัย ไชยพัฒนะพฤกษ์ (2540) ทำการศึกษาระบบการจัดการสินค้าคงคลัง โดยศึกษาจากข้อมูลยอดขายสินค้าเครื่องสำอางชุดครีมบำรุงผิวหน้า ครีมบำรุงผิวกาย และน้ำหอม ระหว่าง พ.ศ.2538-2540 ทั้งนี้ได้ทำการพยากรณ์ยอดขายโดยนำค่าดัชนีฤดูกาลเข้ามาพิจารณาเพื่อ

นำมาใช้ในการกำหนดปริมาณการสั่งซื้อแบบประหยัด (EOQ) จุดสั่งซื้อซ้ำ (ROP) และระดับสินค้าคงคลังสำรอง (Safety Stock) ซึ่งในการศึกษาได้ใช้วิธีการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาหาแนวโน้มสมการเส้นตรง และใช้แบบจำลองการจัดการสินค้าคงคลัง จากการศึกษาพบว่าดัชนีฤดูกาลมีผลต่อผลิตภัณฑ์ทั้ง 3 ประเภท ซึ่งมีความต้องการสินค้ามากในช่วงครึ่งปีแรกของทุกปี และมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นทุกปี สำหรับการจัดวางระบบการจัดการสินค้าคงคลังของสินค้าเหล่านี้จะดำเนินการวางแผนใน 3 ส่วน คือ การกำหนดปริมาณการสั่งซื้อที่เหมาะสม การกำหนดจุดสั่งซื้อซ้ำ และกำหนดระดับสินค้าคงคลังสำรอง ซึ่งผลการศึกษาจะได้แผนการจัดการสินค้าคงคลังของสินค้าทั้ง 3 ประเภทใน พ.ศ.2541-2543 โดยกำหนดจำนวนครั้งของการสั่งซื้อ รอบระยะเวลาการสั่งซื้อ ปริมาณการสั่งซื้อแต่ละครั้ง จุดสั่งซื้อซ้ำ และระดับสินค้าคงคลังสำรองของสินค้าทั้ง 3 ประเภทออกมา ทั้งนี้จะต้องมีการปรับค่าพยากรณ์แนวโน้มความต้องการสินค้าหากสภาพแวดล้อมทางเศรษฐกิจเปลี่ยนแปลงไป และนำค่าพยากรณ์ที่ปรับเปลี่ยนนี้ไปคำนวณเพื่อปรับเปลี่ยนการวางระบบการจัดการสินค้าคงคลังใหม่ต่อไป

จักรเพชร พรณจินดา (2541) ทำการศึกษาเพื่อหารูปแบบการควบคุมปริมาณสินค้าคงคลังภายในคลังสินค้า เนื่องจากมีปัญหาในการจัดส่งสินค้าไม่ตรงตามวันที่ตกลงและมีการจัดส่งไม่ครบตามจำนวนที่สั่งซื้อ ซึ่งจากการศึกษาเบื้องต้นพบว่าเกิดจากการมีปริมาณสินค้าคงคลังไม่เพียงพอที่จะจัดส่ง ทั้งนี้ได้ทำการหาสาเหตุของความไม่เพียงพอของสินค้าโดยเกิดจากลูกค้ามีความต้องการสินค้าสูงขึ้น และในบางครั้งการดำเนินการสั่งซื้อของลูกค้าไม่ได้ปฏิบัติตามระเบียบที่ตกลงกันไว้ รวมทั้งเกิดจากการที่ไม่มีการปรับเปลี่ยนรูปแบบการควบคุมสินค้าคงคลังให้เหมาะสมกับปัจจุบัน แนวทางในการกำหนดรูปแบบการควบคุมสินค้าคงคลังแบบใหม่ คือ ศึกษาแนวโน้มความต้องการใช้สินค้าของลูกค้าโดยการพยากรณ์จากข้อมูลการขายในอดีต กำหนดวิธีการควบคุมการสั่งซื้อของลูกค้าเพื่อทราบถึงการเคลื่อนไหวของสินค้าในคลังที่จะถูกนำส่งให้กับลูกค้าโดยใช้หลัก MRP เข้าช่วยในการกำหนดรูปแบบ ศึกษาช่วงเวลานำที่ได้รับสินค้าจากแผนกผลิต กำหนดปริมาณสินค้าคงคลังต่ำสุดที่ต้องมีในคลัง และจุดสั่งผลิตใหม่ กำหนดปริมาณสั่งผลิตที่ประหยัดที่สุด และกำหนดวิธีการควบคุมและการติดตามผลการดำเนินงานเพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์การดำเนินงาน การกำหนดรูปแบบการควบคุมสินค้าคงคลังนี้เป็นระยะสั้นซึ่งสามารถใช้ได้เพียง 1 ปี จากนั้นจะต้องนำผลที่ผ่านมาปรับปรุงรูปแบบให้เหมาะสมยิ่งขึ้น

ดวงแข เวชชศาสตร์ (2540) ทำการศึกษาปรับปรุงการควบคุมสินค้าคงคลังขององค์การโทรศัพท์แห่งประเทศไทย โดยทำการพิจารณาระดับสินค้าคงคลังที่เหมาะสม การจัดสรรพื้นที่คลังสินค้าและทำการออกแบบอุปกรณ์ที่ใช้ในการจัดเก็บสินค้าคงคลัง ในการศึกษาได้ทำการ

รวบรวมข้อมูลสินค้าออกและสินค้าเข้าโดยที่ได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการวาดกราฟข้อมูลสะสมที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณสะสมสินค้าเข้าและออกกับเวลาที่อยู่ในคลังของสินค้า และทำการพยากรณ์อุปสงค์ด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาโดยได้พิจารณาจากกราฟแสดงปริมาณสินค้าออกที่มีความสัมพันธ์กับเวลา ระดับสินค้าคงคลังที่เหมาะสมจะได้จากระดับที่ทำให้ค่าใช้จ่ายสินค้าคงคลังรวม คือ ค่าใช้จ่ายในการสั่งสินค้าและค่าใช้จ่ายในการถือสินค้าต่ำที่สุด ปริมาณการสั่งสินค้าพิจารณาจากค่าอุปสงค์ที่พยากรณ์ได้ ส่วนการจัดสรรพื้นที่การวางสินค้าและการออกแบบเครื่องมือที่ใช้ในการจัดเก็บจะพิจารณาจากขนาดและน้ำหนักของสินค้าซึ่งพบว่าบรรจุภัณฑ์ที่มีขนาดเล็กควรเก็บไว้บนชั้นวาง ส่วนบรรจุภัณฑ์ที่มีขนาดใหญ่เหมาะที่จะเก็บบนโครงวางแพลเล็ต (Pallet rack)

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้กับงานด้านต่างๆ มีดังนี้

ระพี สุประดิษฐ ณ อยุธยา (2544) ได้นำเสนอการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการพยากรณ์อุปสงค์การใช้น้ำประปาในเขตพื้นที่รับผิดชอบของการประปานครหลวง ซึ่งข้อมูลนำเข้าของโครงข่าย ได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ อัตราค่าน้ำส่วนที่เพิ่มขึ้น และจำนวนผู้ใช้น้ำ โดยมีผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ คือ อุปสงค์การใช้น้ำประปา ทั้งนี้โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้เป็นแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าสองชั้น (Two layer feed-forward network) และมีการเรียนรู้แบบแบ็คพรอพาเกชั่น ผลการศึกษาพบว่าการพยากรณ์อุปสงค์การใช้น้ำประปาในปีงบประมาณ 2542 และ 2543 ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำมากกว่าผลการพยากรณ์อุปสงค์ที่ได้จากวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ซึ่งเป็นวิธีที่การประปานครหลวงใช้งานอยู่ โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ -0.18% ส่วนวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ 4.06%

ธนพล พิมาน (2545) ทำการศึกษาการพยากรณ์น้ำท่ารายวันโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบ็คพรอพาเกชั่น โดยการศึกษามีจุดมุ่งหมายเพื่อหาแนวทางในการคัดเลือกชุดตัวแปรนำเข้าและลักษณะโครงข่ายภายในที่เหมาะสมในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการพยากรณ์อัตราการไหลน้ำท่ารายวันล่วงหน้า 1-7 วัน โดยได้จัดสร้างแบบจำลองแยกตามฤดูกาล คือ แบบจำลองสำหรับใช้ในฤดูฝนและฤดูแล้ง ข้อมูลนำเข้าที่ใช้ในการศึกษา คือ ปริมาณฝนเฉลี่ยรายวันทั่วทั้งพื้นที่ และอัตราการไหลของน้ำท่ารายวันย้อนหลัง ส่วนผลลัพธ์ คือ อัตราการไหลของน้ำท่ารายวันล่วงหน้าครั้งละ 1 วัน จากผลการศึกษาพบว่า

ฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ เทียบกับเวลาสามารถนำมาใช้เป็นแนวทางในการคัดเลือกชุดตัวแปรนำเข้าที่เหมาะสมสู่แบบจำลองได้ดี และจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนที่เหมาะสมพบว่าควรมีจำนวนเท่ากับจำนวนตัวแปรนำเข้าโดยหากแบบจำลองมีจำนวนตัวแปรนำเข้าตั้งแต่ 5 ตัวขึ้นไป ควรมีชั้นซ่อน 2 ชั้น ในแต่ละชั้นมีจำนวนหน่วยเป็นครึ่งหนึ่งของจำนวนตัวแปรนำเข้า การพยากรณ์อัตราการไหลน้ำท่ารายวันล่วงหน้าหลายวันควรใช้แบบจำลองร่วมกับการพยากรณ์โดยวิธี Standard Step ซึ่งจะทำการพยากรณ์ล่วงหน้าวันต่อวัน เนื่องจากให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าการพยากรณ์โดยวิธี Direct Step ที่จะพยากรณ์ล่วงหน้าภายในครั้งเดียว นอกจากนี้พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบจำลองถดถอยเชิงเส้นตัวแปรอิสระหลายตัว

วัลลภา อุนวิจิตร (2539) ได้ศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบซึ่งเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา โดยใช้ข้อมูลราคาน้ำมันดิบรายวันเป็นข้อมูลนำเข้า และราคาน้ำมันดิบของวันถัดไปเป็นผลลัพธ์ ใช้โครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแบ็คพรอพาเกชั่นที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น ทั้งนี้ได้ทำการทดลองจำนวน 6 การทดลอง โดยใช้จำนวนหน่วยในชั้นข้อมูลนำเข้าแตกต่างกัน ได้แก่ 20, 40, 80, 160, 320, และ 460 หน่วย ในแต่ละการทดลองจะแสดงผลการทดลองในรูปของค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย และผังค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ซึ่งพบว่าการทดลองที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือ การใช้หน่วยนำเข้าจำนวน 160 หน่วย หรือมีจำนวนข้อมูลนำเข้า 160 วัน นั่นแสดงให้เห็นว่าข้อมูลนำเข้าควรมีจำนวนที่เหมาะสมไม่มากหรือน้อยเกินไป ทั้งนี้พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาใช้ในงานพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยเฉพาะการพยากรณ์ระยะสั้น

งานวิจัยที่นำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้กับการจัดการสินค้าคงคลัง มีดังนี้

Bansal, Vadhavkar, และ Gupta (1998) ได้ศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการจัดการสินค้าคงคลังของบริษัทขนาดใหญ่ชื่อว่า Retailcorp ซึ่งดำเนินธุรกิจด้านการกระจายสินค้าผลิตภัณฑ์ยาโดยมีร้านค้าปลีกในเครือกว่า 1,000 แห่ง ทั้งนี้ Retailcorp มีปัญหาในการกำหนดปริมาณสินค้าคงคลังที่ควรเก็บในแต่ละร้านค้าและคลังสินค้า โดยมีนโยบายทบทวนการสั่งสินค้าทุก 3 สัปดาห์ ส่วนร้านค้าในเครือจะทบทวนการสั่งทุก 1 สัปดาห์และจะได้รับสินค้าหลังจากทำการสั่ง 2-3 วัน Retailcorp มีหลักในการบริหารสำคัญ 2 ประการ คือ การลดจำนวนสินค้าคงคลังให้ต่ำที่สุดและมีระดับความพอใจของลูกค้าสูงที่สุดโดยมีระดับการบริการที่ยอมรับได้ คือ

95 เปอร์เซ็นต์ แนวคิดในการปรับปรุงการจัดการสินค้าคงคลังของงานวิจัยนี้ คือ พยายามพัฒนาเทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์อุปสงค์ของลูกค้า (Customer demand) และจำนวนสินค้าคงคลังให้ดีขึ้น ในการศึกษานี้มุ่งพัฒนาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับใช้ในการพยากรณ์อุปสงค์ให้มีความแม่นยำมากกว่าการใช้วิธีวิเคราะห์การถดถอยที่ใช้อยู่เดิม โปรแกรมที่ใช้ในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม คือ SNNS version 4.0 โดยในเบื้องต้นทำการศึกษาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมหลายประเภท ได้แก่ Feed-forward หรือ Multi-layer Perceptron (MLP), Time Delay Neural Network (TDNN) และ Recurrent Neural Networks รวมทั้งกระบวนการเรียนรู้ ได้แก่ Hebbian learning, Backpropagation momentum learning, Time delay network learning และ Topographic learning พบว่าโครงข่ายแบบ MLP และ TDNN ให้ผลดีกว่าโครงข่ายแบบอื่นจึงได้นำไปศึกษาต่ออย่างละเอียดและท้ายสุดได้ใช้โครงข่ายแบบ MLP โดยมีโครงสร้าง คือ ชั้นนำเข้ามีจำนวน 14 หน่วย ชั้นซ่อน 1 หน่วย และชั้นผลลัพธ์ 1 หน่วย ทั้งนี้ได้ใช้ข้อมูลยอดขายในปี ค.ศ.1994 และ ค.ศ.1995 ในการสอนโครงข่ายและใช้ข้อมูลในปี ค.ศ.1996 ในการทดสอบ ผลการศึกษาเมื่อเทียบกับวิธีทางสถิติแล้วพบว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์อุปสงค์สามารถลดจำนวนวันที่เก็บสินค้า (Days of supply) ลงได้ 66 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งทำให้มูลค่าสินค้าคงคลังลดลงเหลือเพียงครึ่งหนึ่ง ในขณะที่ยังคงรักษาระดับความพอใจของลูกค้า (Customer satisfaction level) ได้เท่าเดิม คือ 95 เปอร์เซ็นต์ โดยสามารถวัดได้จากจำนวนครั้งที่ลูกค้ามาแล้วไม่มีสินค้า (Undershoots) มีจำนวน 3 ครั้ง

Hall และ Krumm (1999) ได้ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณสินค้าคืนและยอดขายของอุตสาหกรรมดนตรีโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้มีความแม่นยำมากขึ้น ภายใต้ระบบการกระจายสินค้าที่ผู้กระจายสินค้าทำการส่งสินค้าให้แก่ผู้ค้าปลีกโดยอัตโนมัติซึ่งหากปริมาณสินค้ามีมากเกินความต้องการสินค้าจะถูกส่งกลับมายังผู้กระจายสินค้าทำให้ผู้กระจายสินค้าต้องเสียค่าใช้จ่ายเกี่ยวกับสินค้าคืนและการเก็บสต๊อกสินค้าเป็นจำนวนมาก ดังนั้นผู้กระจายสินค้าจำเป็นต้องทำการพยากรณ์ยอดขายสินค้าให้มีความแม่นยำมากที่สุดเพื่อให้มีสินค้าคืนน้อยที่สุด โดยในการศึกษาจะใช้โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feedback (Back propagation) หรือ Feed-forward ทั้งนี้ข้อมูลนำเข้าได้แก่ ยอดขายของเดือนที่ 1, อัตราส่วนของยอดขายเดือนที่ 3 ต่อเดือนที่ 2, ปริมาณสินค้าคืนหลังจากผ่านไป 3 เดือน, ปริมาณสินค้าคืนหลังจากผ่านไป 6 เดือน ผลการศึกษาซึ่งทำการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีวิเคราะห์การถดถอย พบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายได้แม่นยำมากกว่า โดยที่ในการพยากรณ์ยอดขาย วิธีวิเคราะห์การถดถอยมี R-squares คือ 94 เปอร์เซ็นต์ ในขณะที่วิธี

โครงข่ายประสาทเทียม คือ 97 เปอร์เซ็นต์ ส่วนการพยากรณ์ปริมาณสินค้าคืน วิธีวิเคราะห์การถดถอยมี R-squares คือ 86 เปอร์เซ็นต์ ในขณะที่วิธีโครงข่ายประสาทเทียม คือ 98 เปอร์เซ็นต์

Godfrey (2004) ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของการใช้โครงข่ายประสาทเทียมโดยเทียบกับวิธีการกำหนดขนาดการซื้อสินค้าที่ทำให้ต้นทุนต่ำที่สุด (An algorithm for determining minimum cost purchase lot sizes) วิธีการดังกล่าวถูกคิดขึ้นโดย Swenseth และ Godfrey (2003) ซึ่งในการศึกษานี้เรียกวิธีดังกล่าวว่า The purchasing lot-sizing algorithm ปัจจัยที่ใช้ในการเปรียบเทียบ คือ จำนวนน้ำหนักบรรทุกที่เกินกว่าที่แจ้งไว้ (The truckload over-declared weight) และ ต้นทุนรวมโลจิสติกส์ (Total logistics costs) ซึ่งประกอบด้วย ต้นทุนการสั่งซื้อ ต้นทุนการเก็บรักษาสินค้า และต้นทุนขนส่งต่อปี ทั้งนี้เป็นการศึกษาการสั่งซื้อสินค้าของโรงงานที่ทำการสั่งซื้อชิ้นส่วนเพื่อใช้ในการผลิตสินค้าและทำการขนส่งโดยรถบรรทุก โดยทราบอุปสงค์ต่อปีที่แน่นอน ในการพัฒนาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมดำเนินการโดยใช้ซอฟท์แวร์ ชื่อ Statistica Neural Networks (SNN) ซึ่งทำงานโดยอัตโนมัติ เรียกว่า The Automatic Network Designer ทั้งนี้ระบบจะทำการสร้างและทดสอบโครงข่ายจำนวนมากและเลือกโครงข่ายที่ดีที่สุดเพียง 1 โครงข่ายออกมา ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง คือ น้ำหนักต่อหน่วย ปริมาณสินค้าที่ต้องการต่อปี อัตราต้นทุนถือสินค้า ต้นทุนต่อหน่วย ต้นทุนถือสินค้าต่อหน่วยต่อปี ต้นทุนสั่งสินค้าต่อครั้ง(เท่ากันทุกครั้ง) ส่วนลดเมื่อบรรทุกไม่เต็มคันรถ ชั้นของการขนส่ง (Freight Class) และอัตราการขนส่งเมื่อเต็มคันรถต่อปอนด์ ซึ่งข้อมูลเหล่านี้จะถูกนำไปใช้ในการประมวลผลของ The purchasing lot-sizing algorithm เพื่อทำการหาน้ำหนักที่เกินกว่าที่แจ้งไว้ (An over-declared weight) และปริมาณการสั่งซื้อ ส่วนการนำไปใช้ประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นก็เพื่อทำการหาน้ำหนักที่เกินกว่าที่แจ้งไว้ ส่วนลดเมื่อบรรทุกไม่เต็มคันรถ อัตราขนส่งต่อปอนด์ และระยะทางขนส่ง ผลการศึกษาเมื่อพิจารณาจากน้ำหนักที่เกินกว่าที่แจ้งไว้ (A truckload over-declared weight) พบว่า วิธี The purchasing lot-sizing algorithm ให้ค่าที่ถูกต้องมากว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อเป็นการขนส่งเต็มคันรถ (TL) เนื่องจากน้ำหนักที่เกินกว่าที่แจ้งไว้ที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมากกว่าทั้งของวิธี The purchasing lot-sizing algorithm และที่เกิดขึ้นจริง อย่างไรก็ตามวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีความถูกต้องมากกว่าเมื่อน้ำหนักไม่เต็มคันรถ (LTL) ส่วนการพิจารณาจากต้นทุนโลจิสติกส์ของทั้ง The purchasing lot-sizing algorithm และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าได้ผลที่ไม่แตกต่างกัน

จากผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจัดการสินค้าคงคลังจะเห็นได้ว่าจะต้องทำการหาค่าพยากรณ์อุปสงค์ของสินค้าก่อนแล้วจึงนำค่าพยากรณ์อุปสงค์ที่ได้ไปใช้ในการจัดการสินค้าคงคลังต่อไปตามรูปแบบที่เหมาะสมกับแต่ละประเภทสินค้า และผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในงานด้านต่างๆ แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการปรับปรุงวิธีการในการหาผลลัพธ์ที่ต้องการได้ดีกว่าวิธีการทางสถิติ ทั้งนี้สามารถทำการออกแบบลักษณะการเรียนรู้ของโครงข่ายได้ทั้งในลักษณะของความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้าแต่ละตัวที่มีต่อผลลัพธ์ซึ่งมีลักษณะคล้ายกับหลักการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ทางสถิติแต่ไม่ต้องทำการสร้างสมการความสัมพันธ์ออกมา รวมทั้งสามารถออกแบบลักษณะการเรียนรู้ของข้อมูลในเชิงอนุกรมกรมเวลา คือ ให้โครงข่ายทำการวิเคราะห์รูปแบบของข้อมูลนำเข้าได้เองโดยผู้พยากรณ์ไม่ต้องทำการวิเคราะห์ลักษณะของรูปแบบข้อมูลนำเข้าด้วยตนเอง ส่วนในการสำรวจผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการจัดการสินค้าคงคลังพบว่ากระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับนำมาใช้ในการพยากรณ์อุปสงค์เพื่อการจัดการสินค้าคงคลัง คือ การเรียนรู้แบบแบ็คพรอพาเกชั่น (Back-propagation) ซึ่งใช้กับโครงสร้างแบบมัลติเลเยอร์ฟีดฟอร์เวิร์ด (Multilayer feedforward) ดังนั้นในงานวิจัยนี้จะใช้โครงสร้างแบบดังกล่าว คือ โครงข่ายแบบมัลติเลเยอร์ฟีดฟอร์เวิร์ดโดยการเรียนรู้แบบแบ็คพรอพาเกชั่นในการประมวลผล อย่างไรก็ตามจากผลงานวิจัยที่สำรวจเป็นการศึกษาการเปรียบเทียบผลการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเทียบกับการพยากรณ์อุปสงค์ด้วยวิธีวิเคราะห์การถดถอย (Regression models) ที่เป็นการพยากรณ์โดยใช้ความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม ซึ่งจากการศึกษาเบื้องต้นของกรณีศึกษานี้ลักษณะของข้อมูลปริมาณการขายรายเดือนที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์อุปสงค์รายเดือนเป็นข้อมูลที่มีรูปแบบไม่แน่นอนและไม่มีความสัมพันธ์กับปัจจัยที่เกี่ยวข้องอื่นจึงจะไม่นำมาใช้กับการพยากรณ์แบบวิเคราะห์การถดถอย ดังนั้นจึงได้ทำการพยากรณ์อุปสงค์ด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา และทำการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์อุปสงค์แบบอนุกรมเวลาซึ่งรูปแบบของข้อมูลนำเข้าที่ใช้สอนโครงข่ายจะเป็นลักษณะของอนุกรมเวลานั่นเอง อย่างไรก็ตามจากที่หลักการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถออกแบบรูปแบบของข้อมูลนำเข้าได้หลากหลาย จึงได้ออกแบบรูปแบบของข้อมูลนำเข้าในลักษณะของอนุกรมเวลาสำหรับใช้ในการสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม 3 รูปแบบดังจะกล่าวต่อไปในบทที่ 3 นอกจากนี้ยังได้ทดลองทำการศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการหาปริมาณการสั่งสินค้าโดยไม่ทำการพยากรณ์อุปสงค์ก่อนเพื่อเป็นการลดขั้นตอนในการจัดการสินค้าคงคลังลง

I 22207594