

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาค้นคว้าแบบอิสระนี้มุ่งเน้นที่ความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมในการนำไปใช้ด้านการพยากรณ์ความสามารถในการขอสินเชื่อของลูกค้า โดยมุ่งเน้นการวิเคราะห์และรวบรวมข้อมูลลูกค้าเก่าในอดีตเพื่อนำมาสนับสนุนการตัดสินใจในการให้สินเชื่อแก่ลูกค้าในอนาคต โดยคำนึงถึงปัจจัยที่จะนำมาพิจารณาในการให้สินเชื่อและหาความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยผ่านทางโครงข่ายประสาทเทียม และเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์เทียบกับข้อมูลในอดีต

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 การพิจารณาสินเชื่อ

(Liu, 2007 อ้างถึงใน กระพันธ์ เกิดผล, 2551: 32) ได้นำเสนอแนวคิดในเรื่องสินเชื่อว่า การพิจารณาให้สินเชื่อ โดยทั่วไปจะมี 2 วิธี คือการวิเคราะห์การลงทุนในโครงการได้แบ่งเป็น 3 ลักษณะได้แก่

2.1.1.1 การพิจารณาให้สินเชื่อโดยใช้ผู้เชี่ยวชาญ (Deductive Credit Scoring System) ที่ชำนาญในการพิจารณาสินเชื่อซึ่งจะพิจารณาโดยใช้หลักการทั่วไปโดยให้ค่าน้ำหนักในแต่ละคุณลักษณะของผู้กู้ค่าน้ำหนักนั้นเกิดจากการประเมินโดยผู้เชี่ยวชาญและประสบการณ์ที่มีอยู่คะแนนที่ได้จะถูกรวบรวมประมวลผลออกมาเพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการพิจารณาสมควรอนุมัติให้สินเชื่อหรือไม่

2.1.1.2 การพิจารณาให้สินเชื่อโดยใช้เกณฑ์การวัดเชิงปริมาณของประสิทธิภาพและคุณลักษณะ (Empirical Credit Scoring System) ของการปล่อยสินเชื่อที่ผ่านมาเพื่อจะพยากรณ์ประสิทธิภาพการปล่อยสินเชื่อด้วยคุณลักษณะที่คล้ายคลึงกันโดยอาศัยฐานข้อมูลเดิมเป็นสิ่งสำคัญในการหาเกณฑ์การวัดและประเมินความเสี่ยงและพิจารณาว่าสมควรอนุมัติให้สินเชื่อหรือไม่

2.1.2 ระบบสนับสนุนการตัดสินใจ (Decision Support System : DSS)

จิรัตน์ สังข์แก้ว (2543) ได้ให้คำนิยามระบบสนับสนุนการตัดสินใจไว้ว่า ระบบสนับสนุนการตัดสินใจ (Decision Support System: DSS) คือ ระบบสารสนเทศ รูปแบบหนึ่งที่ระบบจะทำงานได้ตอบกับผู้ใช้งาน (Interactive) โดยใช้คอมพิวเตอร์เข้ามาช่วยซึ่งจะจำลอง

สถานการณ์และคาดการณ์ผลลัพธ์ในการตอบปัญหาต่างๆ เพื่อนำไปประกอบการตัดสินใจได้อย่างเป็นระบบ

ระบบสนับสนุนการตัดสินใจที่จะทำงานได้ตอบกับผู้ใช้งานอย่างมีประสิทธิภาพและประสิทธิผลประกอบด้วยส่วนประกอบหลัก 5 ส่วนดังนี้

2.1.2.1 Hardware ซึ่งได้แก่ส่วนประมวลผลการสื่อสารและอุปกรณ์แสดงผล

2.1.2.2 Program สถาปัตยกรรมของตัวโปรแกรมของระบบสนับสนุนการตัดสินใจซึ่งได้แก่

1) Dialogue Management เป็นส่วนที่จะติดต่อสื่อสารกับผู้ใช้

2) Model Management เป็นตัวควบคุมการสั่งการซึ่งจะประสานงานกับ Dialogue Management ที่เป็นชุดคำสั่งที่ได้รับเข้ามา

3) Data Management ทำหน้าที่จัดเก็บ, ปรับปรุงและลบทิ้งข้อมูลในระบบ

2.1.2.3 Information ข้อมูลที่ถูกต้องและทันสมัย

2.1.2.4 People บุคลากรที่เกี่ยวข้องกับระบบ ได้แก่ นักวิเคราะห์ระบบ, ผู้พัฒนาระบบ, ผู้ใช้งานที่ต้องการผลลัพธ์ในการสนับสนุนการตัดสินใจ

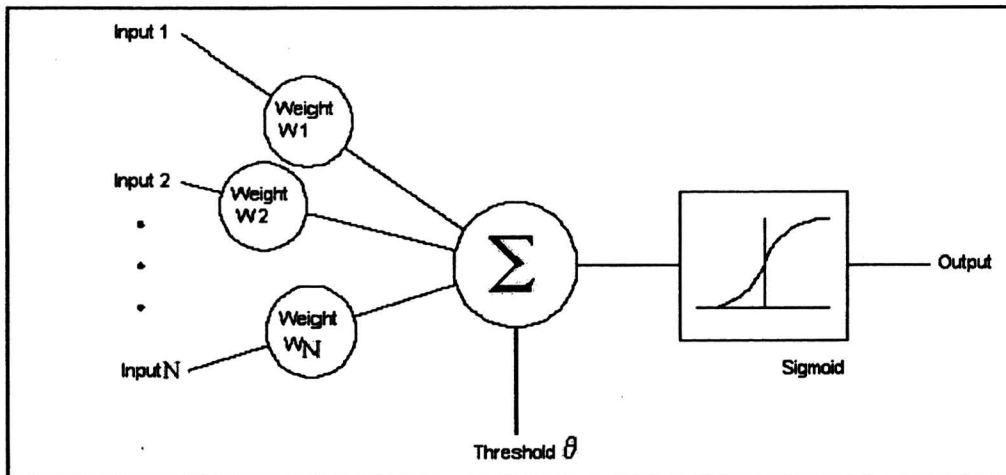
2.1.2.5 Procedure ขั้นตอนและกระบวนการในการทำงานตั้งแต่การนำข้อมูลเข้าระบบจนสามารถผลิตสารสนเทศเพื่อประกอบการตัดสินใจได้

2.1.3 โครงข่ายประสาทเทียม(Artificial neural network)

โครงข่ายประสาทเทียม หรือข่ายงานประสาท คือโมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผลสารสนเทศซึ่งเป็นเครื่องมือที่มีความสามารถในการเรียนรู้จดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการอุปมานความรู้ (Knowledge Deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์

2.1.3.1 เพอร์เซปตรอน (Perceptron)

เพอร์เซปตรอนเป็นข่ายงานประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่ได้รับการพัฒนาขึ้นใน ค.ศ. 1957 โดย แฟรงก์ โรเซนบลัทท์(Frank Rosenblatt) โดยมีแบบจำลองของ Perceptron ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 แบบจำลอง Perceptron ของแมคคัลลอค-พิตส์

(คณสัน สุริยะ, 2549)

จากรูปที่ 2.1 ทำให้ทราบว่า การคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียม มีหลักการคำนวณ คือ การนำค่า Input 1, 2, 3, ..., N มารวมกับค่าน้ำหนักของ Input แต่ละตัวคือ Weight $W_1, W_2, W_3, \dots, W_N$ จากนั้นจึงนำค่าที่ได้ไปประมวลผลใน Threshold θ จากนั้นจึงนำมาเทียบกับ ฟังก์ชันกระตุ้น (Sigmoid) จึงได้ค่าผลลัพธ์ขาออก Output โดยกระบวนการทั้งหมดนี้เรียกว่า เพอร์เซปตรอน

ส่วนประกอบของ Perceptron มีดังนี้

- 1) ข้อมูลขาเข้า (Input)
- 2) ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)
- 3) ฟังก์ชันผลรวม (Summation function)
- 4) ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)
- 5) ข้อมูลขาออก (Output)

2.1.3.2 หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

Neurons จะประกอบด้วย Input และ Output โดยจำลองให้ Input แต่ละอันมี Weight เป็นตัวกำหนดน้ำหนักของ Input โดย Neurons แต่ละหน่วยจะมีค่า Threshold เป็นตัวกำหนดค่าน้ำหนักรวมของ Input ต้องมากขนาดไหนจึงจะสามารถส่ง Output ไปยัง Neurons ตัวอื่นได้

เมื่อมี Input เข้ามายัง Network ก็จะนำเอา Input มาคูณกับ Weight ของแต่ละสาขา ผลลัพธ์ที่ได้จาก Input ทุกๆ สาขาของ Neurons จะเอามารวมกันแล้วเปรียบเทียบกับค่า Threshold ที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่า Threshold แล้ว Neurons จะส่ง Output ออกไป ซึ่ง Output นี้จะถูกส่งไปยัง Input ของ Neurons อื่นๆ ที่เชื่อมกันใน Network แต่ถ้าค่าน้อยกว่า Threshold ก็จะไม่เกิด Output ซึ่งเขียนได้ดังนี้

$$\text{if } [\Sigma(\text{input} \times \text{weight})] > \text{threshold then output} \quad (2.1)$$

จากสมการที่ 2.1 สิ่งสำคัญคือ ต้องทราบค่า weight และ threshold สำหรับสิ่งที่ต้องการเพื่อให้คอมพิวเตอร์จดจำ ซึ่งเป็นค่าที่ไม่แน่นอน

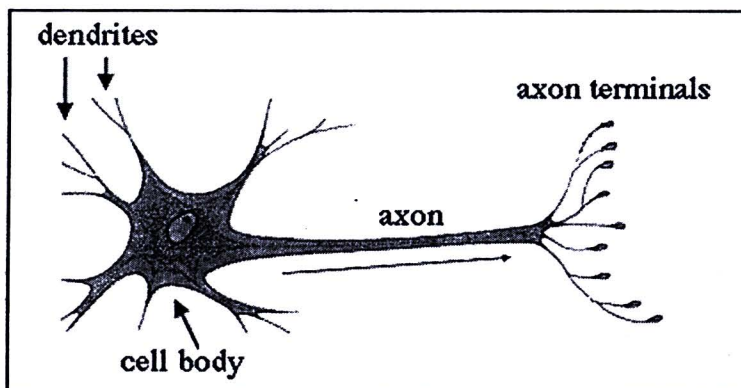
2.1.3.3 ลักษณะการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

การพยากรณ์ลักษณะนี้เป็นการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) โดยการพัฒนาของโครงข่ายประสาทเทียมได้ให้ความสำคัญกับแนวทางที่ได้รับแรงบันดาลใจทางด้านชีววิทยาในการแก้ไขปัญหา ซึ่งมีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการจัดการเกี่ยวกับข้อมูลที่แตกต่างจากวิธีการคำนวณแบบดั้งเดิมโดยการคำนวณเกิดจากการเชื่อมโยงในแนวนานระหว่างหน่วยปฏิบัติการอย่างง่ายจำนวนมากซึ่งตรงกันข้ามกับชุดของสถาปัตยกรรมทางการคำนวณแบบดั้งเดิมโดยลักษณะที่คล้ายคลึงกันก็คือข้อมูลได้มีการกระจายไปทั่วทั้งหมัดในโครงข่ายแต่ไม่ได้เจาะจงที่ตำแหน่งใดตำแหน่งหนึ่งซึ่งการคำนวณในลักษณะของระบบประสาทเทียมนี้ในบางครั้งจะเรียกว่า กระบวนการ การกระจายในลักษณะขนาน (Parallel Distributed Processing) ซึ่งสาเหตุที่มีการเรียกแบบนี้เพื่อให้เน้นถึงความแตกต่างจากการคำนวณแบบดั้งเดิม

โดยอัลกอริทึมของการเรียนรู้สามารถกำหนดได้โดยการเปลี่ยนแปลงของการเชื่อมโยงระหว่างหน่วย (กระบวนการ) ซึ่งเป็นการเรียนรู้จากประสบการณ์ คุณสมบัติเหล่านี้ทำให้เกิดผลที่เกิดขึ้นสำหรับแนวทางคิดเกี่ยวกับการคำนวณกระบวนการเรียนรู้และความคิดเนื่องจากผลที่เกิดขึ้นนี้ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมถูกนิยมนำไปใช้ในหลายสาขา ซึ่งทางคอมพิวเตอร์และวิศวกรรมได้นำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้สำหรับการแก้ปัญหาที่ต้องการความถูกต้องและแม่นยำมากยิ่งขึ้นโดยที่ไม่จำเป็นจะต้องมีความเข้าใจเกี่ยวกับปัญหานั้นอย่างถ่องแท้หรือในประเด็นเกี่ยวกับความไม่แน่นอนและความชัดเจนทางด้านคณิตศาสตร์ของกระบวนการทางกายภาพพิจารณาถึงการวิเคราะห์โครงข่ายของหน่วยจำนวนมากและทำให้เข้าใจถึงผลที่เกิดจากการทำงานของระบบประสาทที่ส่งผลต่อพฤติกรรมอย่างชัดเจน

จุดเด่นของโครงข่ายประสาทเทียมคือการปรับปรุงแก้ไขให้เหมาะสม สถาปัตยกรรมและตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียมหลายวิธีพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบกระจายกลับ อัลกอริทึมการเรียนรู้ที่ดีในการวินิจฉัยการแยกแยะการตัดสินใจการวางแผนและการจัดการตารางเวลาโดยสอดคล้องกับความน่าเชื่อถือเป็นอย่างดีโครงข่ายประสาทเทียมแบบกระจายกลับที่มีการฝึกฝนอย่างเหมาะสมทำให้ได้ผลลัพธ์ที่สมเหตุสมผลเมื่อใช้ข้อมูลป้อนเข้าที่ไม่เคยรู้

โครงข่ายประสาทเทียมแบบกระจายกลับเหมาะสมกับการพยากรณ์เนื่องจากการออกแบบสำหรับความสัมพันธ์ที่ไม่ใช่เชิงเส้นของข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออกและความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีที่มีลักษณะของข้อมูลไม่ใช่เชิงเส้นและซับซ้อนโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองที่ได้รับแรงบันดาลใจจากโครงข่ายประสาททางชีววิทยาประกอบด้วยหน่วยพื้นฐานในรูปแบบของเส้นใยประสาทดังรูปที่ 2.2 ซึ่งเป็นการแสดงโครงสร้างของเส้นใยประสาทและส่วนประกอบต่าง ๆ

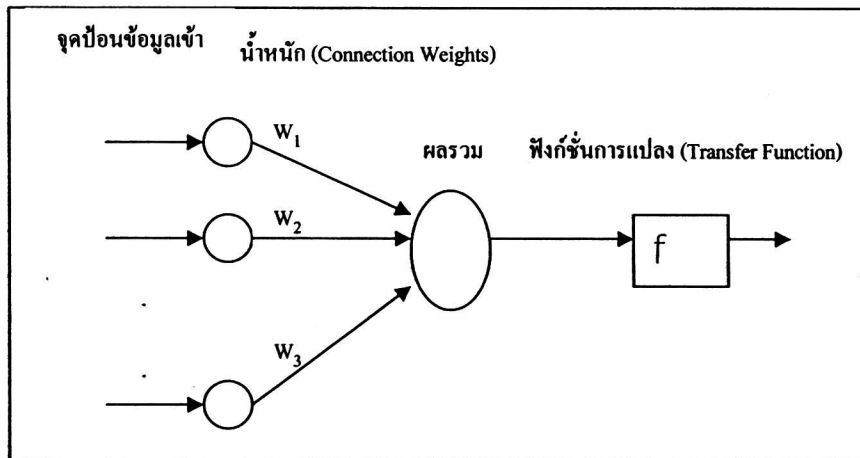


รูปที่ 2.2 โครงสร้างของเส้นใยประสาทและส่วนประกอบ

(Laudon, 2004)

โดยจากรูปที่ 2.2 การทำงานของเซลล์ประสาทจะเริ่มต้นจากเซลล์ประสาทรับข้อมูลป้อนเข้า (Input) จากเซลล์ประสาทตัวอื่นผ่านทางจุดเชื่อมโยงที่เรียกว่า “ไซแนปส์” (Synapse) สัญญาณข้อมูล จากไซแนปส์จะถูกส่งผ่านเข้าทาง “เดนไดรต์” (Dendrite) ซึ่งเป็นส่วนที่ทำหน้าที่เป็นตัวรับข้อมูลป้อนเข้าสู่ตัวเซลล์ (Cell Body) สัญญาณข้อมูลป้อนเข้าจะถูกประมวลผลบางประการตามกระบวนการที่เกิดขึ้นภายในเซลล์และส่งสัญญาณข้อมูลส่งออก (Output) ทางส่วนของเซลล์ที่เรียกว่า “เอ็กซอน” (Axon) สัญญาณดังกล่าวจะผ่านข้ามไซแนปส์ด้วยเงื่อนไขบางประการซึ่งเป็นส่วนข้อมูลป้อนเข้าของเซลล์อื่นต่อไป

จากโครงสร้างพื้นฐานของเซลล์ประสาทได้นักวิชาการหลายท่านเสนอแบบจำลองคณิตศาสตร์ของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งโครงสร้างของเซลล์ประสาทจำลองนี้สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 โครงสร้างจำลองทางคณิตศาสตร์ของเซลล์ประสาท

(เจษฎา สารสินพิทักษ์, 2543)

จากรูปที่ 2.3 นั้นมีลักษณะโครงสร้างทางคณิตศาสตร์ซึ่งหาก เทียบกับรูปที่ 2.2 นั้นจะพบว่ามีความใกล้เคียงกันมาก ซึ่ง โครงสร้างในรูปที่ 2.3 นั้น ได้มีการจำลองระบบประสาทของมนุษย์มาไว้ในรูปแบบทางคณิตศาสตร์ เพื่อเลียนแบบการคิดคำนวณแบบมนุษย์ที่มีความซับซ้อน ในการหาคำตอบ โดยการคำนวณในรูปที่ 2.3 นี้มีลักษณะการคำนวณ เช่นเดียวกับแบบจำลอง Perceptron ที่ได้อธิบายไว้ในรูปที่ 2.1

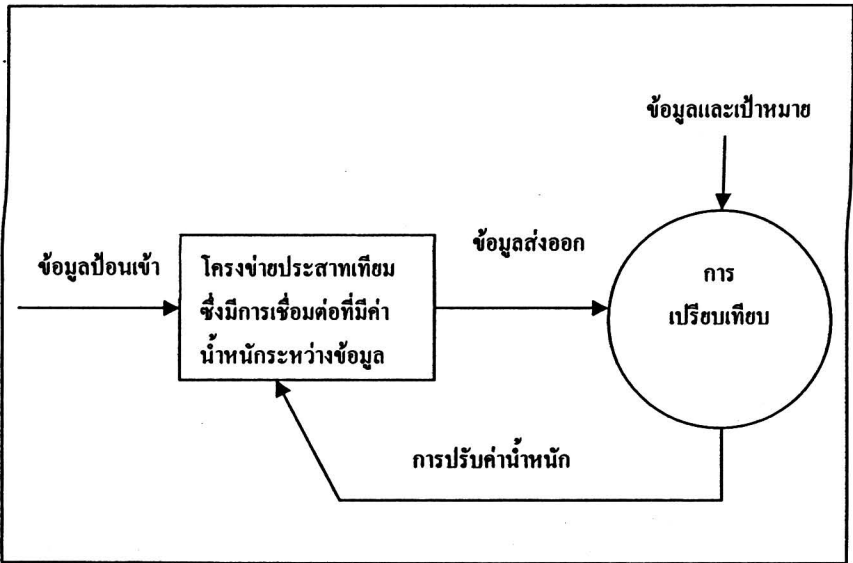
อนึ่ง แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมโดยทั่วไปมีหลายประเภทซึ่งลักษณะทั่วไปก็คือการเชื่อมโยงแนวความคิดเข้ากับระบบประสาททางชีววิทยาแบบจำลองสามารถจำแนกออกได้หลายประเภทซึ่งวิธีการหนึ่งในการจำแนกประเภทคือเกณฑ์ของหลักการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมใช้ทั้งการเรียนรู้แบบมีผู้แนะนำ (Supervised Learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้แนะนำ (Unsupervised Learning) การเรียนรู้แบบมีผู้แนะนำเป็นวิธีการที่โครงข่ายได้รับกรณีตัวอย่างและคำตอบที่ต้องการทำให้การให้ค่าน้ำหนักของโครงข่ายเกิดจากการปรับเพื่อหาความแตกต่างค่าสุทธระหว่างข้อมูลส่งออกของโครงข่ายและข้อมูลส่งออกที่ต้องการส่วนการเรียนรู้แบบไม่มีผู้แนะนำเป็นวิธีการที่โครงข่ายได้รับเพียงข้อมูลป้อนเข้าเท่านั้นและการให้ค่าน้ำหนักของโครงข่ายโดยการเปลี่ยนแปลงของกลไกที่กำหนดไว้ซึ่งโดยทั่วไปโครงข่ายประสาทเทียมส่วนมากที่ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้แนะนำคือโครงข่ายที่กระตุ้นไปข้างหน้า (Feed Forward Network) โครงข่ายได้รับข้อมูลป้อนเข้าซึ่งเคลื่อนย้ายไปข้างหน้าผ่านทั้งโครงข่ายผลสุดท้ายจะได้รับข้อมูลส่งออกโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำให้เข้าใจดังเช่นการกำหนดความสัมพันธ์จากข้อมูลป้อนเข้าไป

ยังข้อมูลส่งออกและการกำหนดความสัมพันธ์จะถูกกำหนดจากพารามิเตอร์อิสระของแบบจำลอง ซึ่งเป็นค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างเซลล์ประสาท

2.1.3.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเกิดจากการทบทวนการป้อนรูปแบบของข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออกไปยังโครงข่ายซ้ำเรื่อยๆซึ่งค่าน้ำหนักของโครงข่ายจะถูกปรับจากการเรียนรู้ของโครงข่ายโครงข่ายนั้นเรียนรู้จากตัวอย่างโดยกำหนดค่าข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออกที่ต้องการให้แก่โครงข่ายโครงข่ายนั้นเรียนรู้จากตัวอย่าง โดยกำหนดค่าข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออกที่ต้องการให้แก่โครงข่ายและจุดประสงค์ของการเรียนรู้ก็คือการทำให้ผลรวมกำลังสองของผลต่างระหว่างข้อมูลส่งออกที่ต้องการและข้อมูลส่งออกที่แท้จริงซึ่งเรียกว่าผลรวมของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Sum Square Error)

การแสดงผลที่สมบูรณ์ของชุดการฝึกฝนทั้งหมดเรียกว่าเหตุการณ์ (Epoch) โดยกระบวนการเรียนรู้เกิดขึ้นบนพื้นฐานของเหตุการณ์ต่อเหตุการณ์จนกระทั่งค่าน้ำหนักมีความสม่ำเสมอและผลรวมของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเข้าสู่ค่าต่ำสุดค่าหนึ่งซึ่งในรูปที่ 2.4 ได้แสดงกลไกการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม ดังที่ได้อธิบายมาข้างต้น

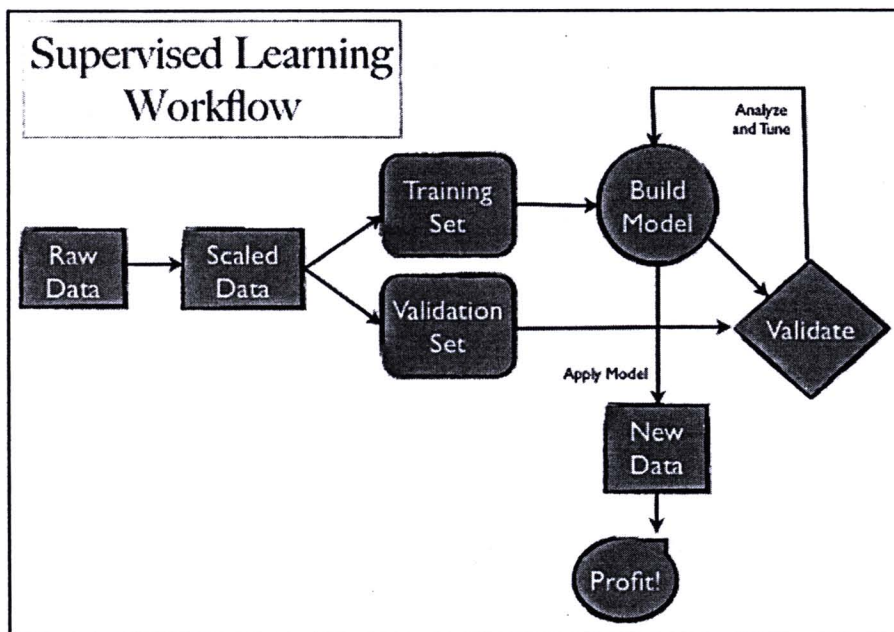


รูปที่ 2.4 กลไกการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม (คมสัน สุริยะ, 2549)

โดยการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น สามารถจำแนกได้เป็น 2 แบบด้วยกัน คือ การเรียนแบบมีการสอน และการเรียนแบบไม่มีการสอน ซึ่งมีความแตกต่างกันดังนี้



การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) เป็นการเรียนรู้แบบที่มีการตรวจสอบคำตอบเพื่อให้วงจรโครงข่ายปรับตัวโดยชุดข้อมูลที่ใช้สอนวงจรโครงข่ายจะมีคำตอบไว้คอยตรวจสอบว่าวงจรข่ายให้คำตอบที่ถูกต้องหรือไม่ถ้าหากตอบไม่ถูกต้องวงจรข่ายจะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น (เปรียบเทียบกับคนเหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ) ดังรูปที่ 2.5 ซึ่งแสดงแผนผังกระบวนการเรียนรู้แบบมีการสอน โดยเริ่มจากการรับข้อมูลดิบเข้ามา แล้วจึงทำการปรับขนาดหรือลักษณะของข้อมูล จากนั้นแบ่งออกเป็น 2 ทาง คือ นำข้อมูลไปทำการฝึกสอน และนำข้อมูลไปทำการตรวจสอบ โดยข้อมูลชุดที่ทำการฝึกสอนจะถูกนำไปสร้างแบบจำลองในการหาคำตอบ เมื่อได้คำตอบจากแบบจำลองแล้ว โครงข่ายจะทำการทดสอบและตรวจสอบคำตอบ กับชุดข้อมูลตรวจสอบ จากนั้นจึงนำคำตอบไปวิเคราะห์ และปรับแก้แบบจำลองให้มีความแม่นยำมากขึ้น โดยผลลัพธ์ที่ได้ หลังจากการปรับแก้แบบจำลองแล้วก็จะมีความแม่นยำ และความถูกต้องสูงขึ้น ในเชิงธุรกิจหมายถึง การทำกำไรได้มากขึ้นนั่นเอง



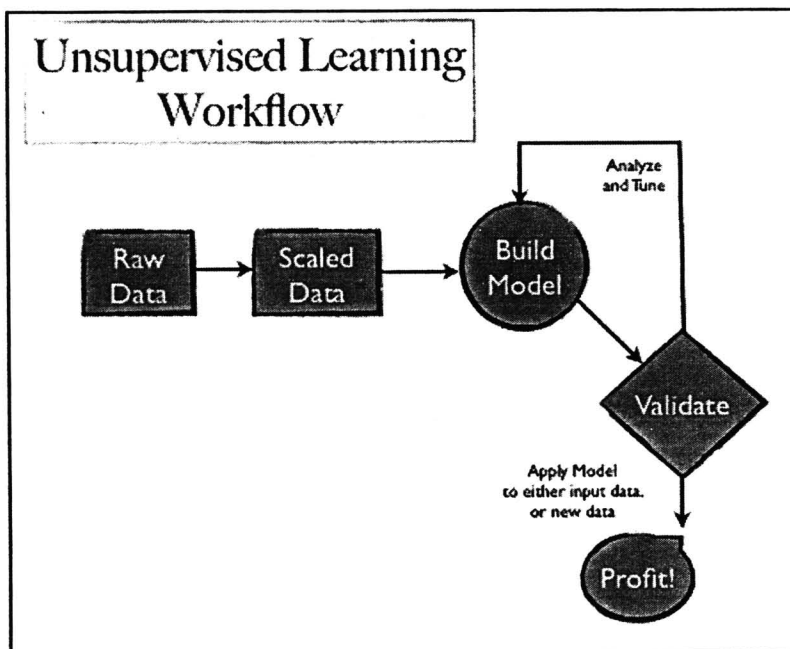
รูปที่ 2.5 การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)

(Omidvar and Elliott, 1997)

การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning) เป็นการเรียนรู้แบบไม่มีผู้แนะนำไม่มีการตรวจสอบว่าถูกหรือผิดคงภาพแสดงวงจรการเรียนรู้ง่ายของการเรียนรู้แบบไม่มีการสอนวงจรข่ายจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้วงจรข่ายจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ (เปรียบเทียบกับคนเช่นการที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืชพันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เองโดยไม่มีใครสอน) ดังรูปที่ 2.6 ซึ่งแสดงแผนผัง

สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ
ห้องสมุดงานวิจัย
วันที่..... 20 S.A. 2554
เลขทะเบียน..... 242882
เลขเรียกหนังสือ.....

กระบวนการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน โดยเริ่มจากการรับข้อมูลดิบเข้ามา แล้วจึงทำการปรับขนาดหรือลักษณะของข้อมูล จากนั้น นำข้อมูลไปทำการสร้างแบบจำลอง หลังจากนั้นจึงนำผลลัพธ์ไปวิเคราะห์ และปรับแก้แบบจำลองให้มีความแม่นยำมากขึ้น โดยผลลัพธ์ที่ได้ หลังจากการปรับแก้แบบจำลองแล้วก็จะมีความแม่นยำ และความถูกต้องสูงขึ้น ในเชิงธุรกิจหมายถึง การทำกำไรได้มากขึ้นนั่นเอง อย่างไรก็ตามการพยากรณ์ในรูปแบบนี้ ผลลัพธ์ที่ได้นั้นมักจะมีความถูกต้องน้อยกว่าแบบมีการเรียนการสอน และไม่เป็นที่นิยมเท่าแบบจำลองแบบมีการเรียนการสอน

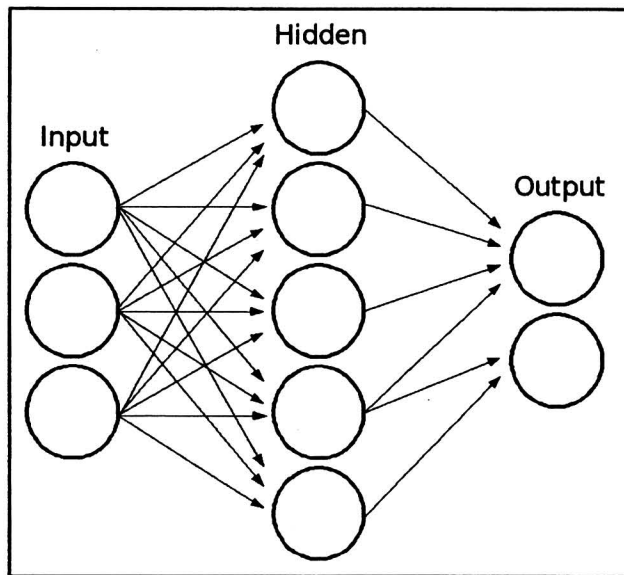


รูปที่ 2.6 แสดงการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

(Omidvar and Elliott, 1997)

2.1.3.5 หลักการเรียนรู้แบบการกระจายกลับของโครงข่ายประสาทเทียม

ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบกระจายกลับ (Back Propagation Neural Network) เป็นโครงข่ายที่กระตุ้นไปข้างหน้า (Feed forward Network) ที่มีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้น (Layer) แบบต่อถึงกันหมด (Fully Connected) โครงข่ายมีลักษณะ n_m_q ซึ่งประกอบด้วย 3 ชั้นคือชั้นข้อมูลป้อนเข้า (Input Layer) มี n จุดชั้นปกคลุม (Hidden Layer) มี m จุดและชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) มี q จุดในทางปฏิบัติชั้นปกคลุมสามารถที่จะมีได้มากกว่า 1 ชั้น โดยโครงข่ายมีลักษณะดังรูปที่ 2.7 ซึ่งแสดงโครงข่ายที่มีการเชื่อมต่อถึงกันหมด (Full connected)



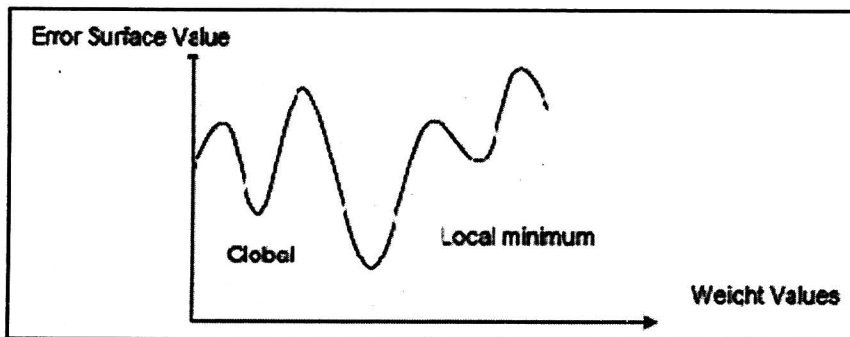
รูปที่ 2.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบต่อถึงกันหมด (Full connected)
(คมสัน สุริยะ, 2549)

ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่อถึงกันหมดจะเริ่มจากการนำค่าข้อมูลป้อนเข้าที่ได้รับจากชั้นข้อมูลป้อนเข้ามาคำนวณหาผลรวมที่ได้รับแต่ละจุดและส่งผลลัพธ์ที่ได้ต่อไปยังชั้นถัดไป ทิศทางการไหลของข้อมูลจะเป็นลักษณะเคลื่อนไปข้างหน้าจากชั้นของข้อมูลป้อนเข้าผ่านชั้นของเซลล์ประสาทภายในไปสู่ชั้นข้อมูลส่งออกแล้วนำผลที่ได้จากข้อมูลส่งออกของโครงข่ายมาเปรียบเทียบกับข้อมูลส่งออกเป้าหมาย (Target Output) ค่าผิดพลาดที่ได้จะถูกส่งถอยหลังกลับไปยังชั้นข้อมูลส่งออกและส่งต่อไปยังจุดต่างๆของชั้นปกคลุมชั้นตอนสุดท้ายจะนำค่าผิดพลาดที่ได้มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักซึ่งค่าน้ำหนักจะเปลี่ยนไปมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับขนาดของความผิดพลาดที่ได้รับกระบวนการจะกลับไปทำซ้ำในขั้นตอนแรกจนกระทั่งค่าผิดพลาดที่ได้มีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดต่ำสุดที่กำหนดไว้หรือครบตามจำนวนครั้งในการทำซ้ำที่กำหนดไว้

อัลกอริทึมของการเรียนรู้สำหรับโครงข่ายที่ใช้ส่วนมากเป็นอัลกอริทึมแบบกระจายกลับ (Back Propagation Algorithm) เทคนิคที่ใช้โดยเฉพาะก็คือวิธีการเคลื่อนต่ำลง (Gradient Descent Method) ในช่วงของค่าน้ำหนักซึ่งการเคลื่อนต่ำลงของผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่เกี่ยวกับค่าน้ำหนักซึ่งมีการประมาณค่าโดยการย้อนกลับของค่าความคลาดเคลื่อนในโครงข่าย

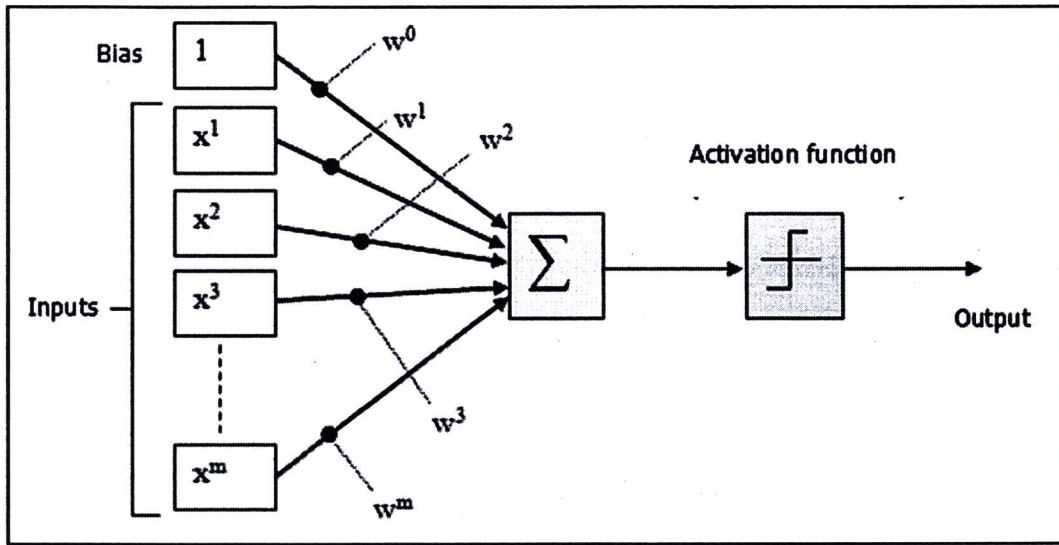
สิ่งที่ได้จากผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองแต่ละค่าน้ำหนักของแต่ละโครงข่ายจะถูกเก็บไว้ในรูปเมตริกซ์ข้อมูลส่งออกของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นสิ่งที่ซับซ้อนที่ไม่สามารถอธิบายได้โดยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ทั่วไปดังนั้น จึงเป็นเหตุผลของ

การเรียนรู้แบบซ้ำ สำหรับชุดการฝึกฝนเพื่อที่จะหาค่าที่เหมาะสมแต่ปัญหาคือการหาค่าต่ำที่สุดของค่าต่ำที่สุดทั้งหมด (Global Minimum) ของผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองดังแสดงในรูปที่ 8 โดยลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้นของความสัมพันธ์ของข้อมูลป้อนเข้ากับข้อมูลส่งออกทำให้มีความเป็นไปได้ที่โครงข่ายหนึ่งสามารถเกิดความสัมพันธ์ที่แตกต่างจำนวนมากดังรูปที่ 2.8 ซึ่งแสดงถึงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนพื้นผิว กับค่าน้ำหนัก โดยจะสังเกตเห็นถึงจุด 2 ตำแหน่ง คือ Global และ Local minimum ตามลำดับ



รูปที่ 2.8 ตำแหน่งจุดต่ำสุดทั่วไป (Local Minimum) และจุดต่ำที่สุด (Global Minimum)
(อดิสร แก้วสินธุ์, 2552)

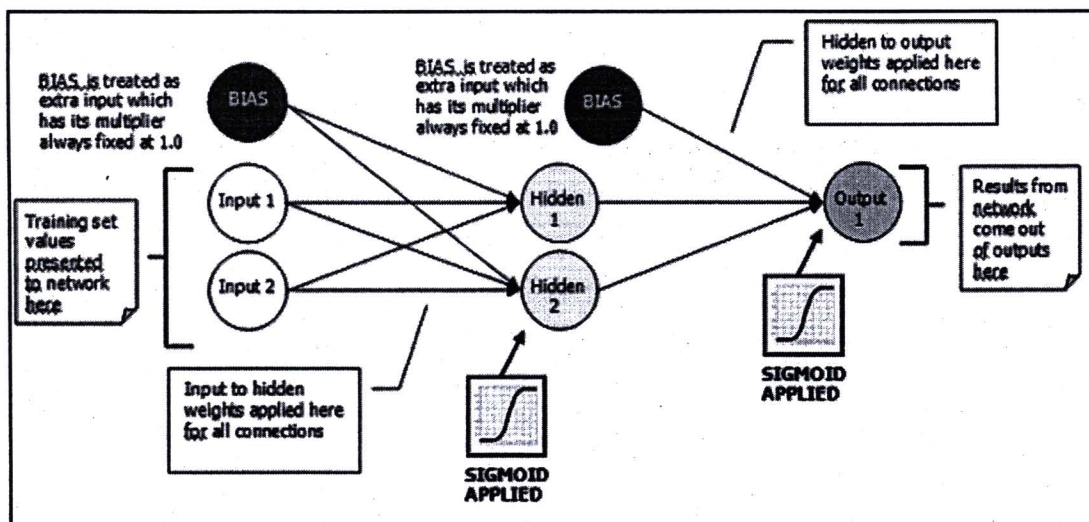
ฟังก์ชันการแปลง (Transfer Function) ของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบไปด้วย 3 ชั้นคือชั้นข้อมูลป้อนเข้า, ชั้นปกคลุมและชั้นข้อมูลส่งออกดังที่ได้กล่าวมาแล้ว ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ดังแสดงในรูปที่ 2.9 และ 2.10 สามารถใช้ทั้งฟังก์ชันเชิงเส้นและฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้นคือฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) และฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent Function) ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมส่วนใหญ่จะใช้ฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้น โดยเฉพาะฟังก์ชันซิกมอยด์และฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในชั้นข้อมูลส่งออกสามารถใช้ทั้งฟังก์ชันเชิงเส้นและฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้น โดยรูปที่ 9 แสดงให้เห็นถึงฟังก์ชันการแปลงแบบ Single layer



รูปที่ 2.9 Activation Function (Single Layer)

(Barber, 2007)

รูปที่ 2.10 แสดงถึงฟังก์ชันการแปลงแบบ Multi layer ซึ่งแตกต่างจาก Single layer โดย Multi layer จะมีค่า hidden layer ซึ่งเป็นชั้นข้อมูลที่ถูกนำมาคำนวณ แต่ถูกซ่อนไว้โดยโครงข่ายประสาทเทียม ทำให้การคำนวณค่าของ Multi layer นั้นมีความซับซ้อนมากขึ้นกว่าแบบ Single layer



รูปที่ 2.10 Activation Function (Multi Layer)

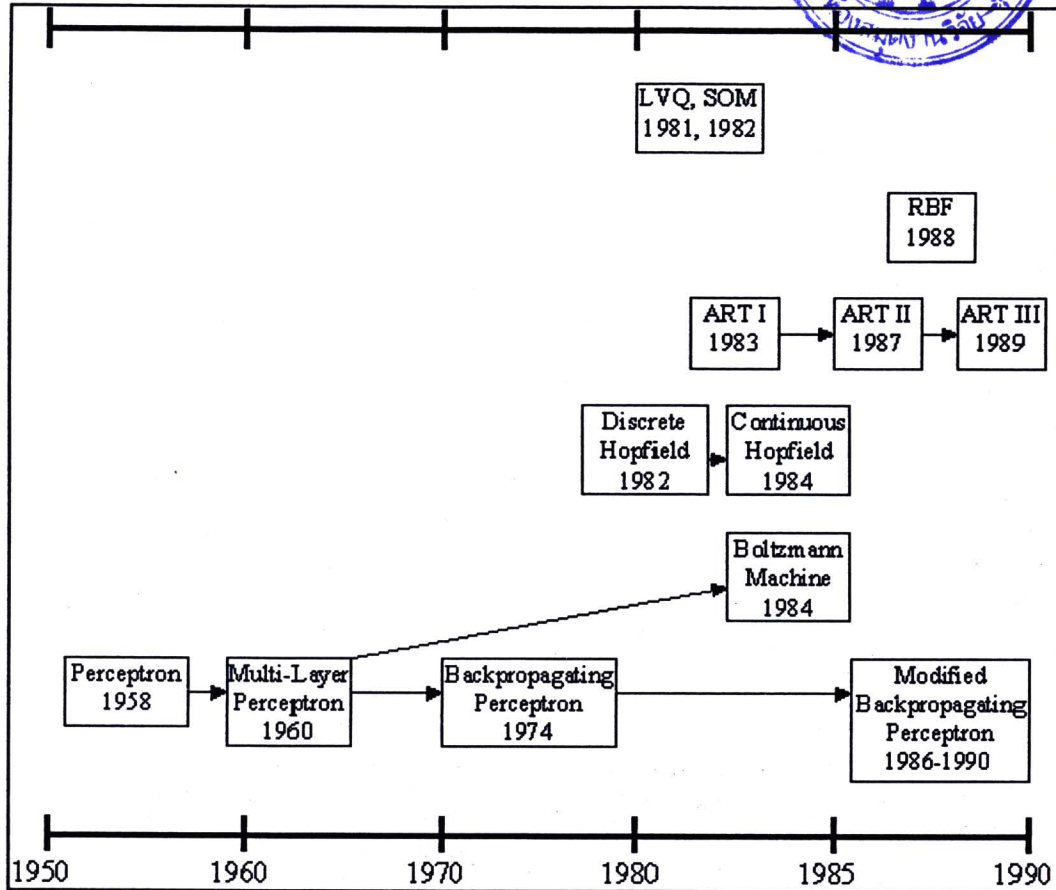
(Barber, 2007)

2.1.3.6 ประวัติและการพัฒนาการของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการคำนวณชนิดหนึ่งที่ได้รับแรงบันดาลใจจากโมเดลทางชีวภาพนั่นคือมีความพยายามที่จะลอกเลียนความสามารถของสมองมนุษย์ที่ถนัดของ

นิเวศวิทยาเริ่มตั้งแต่ปีค.ศ.1950 โดยนักฟิสิกส์,วิศวกรและนักชีววิทยาผู้บุกเบิกเหล่านี้เริ่มต้นประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมให้แก้ปัญหาในการจำแนกแยกแยะตัวอักษร

จากนั้น ปลายทศวรรษ 1950 Frank Rosenblatt จากมหาวิทยาลัยคอร์เนลได้พัฒนา Perception ซึ่งก็คือระบบประสาทเทียมเลียนแบบการทำงานของระบบประสาทมนุษย์ระบบของ Rosenblatt ซึ่งสามารถแยกแยะตัวอักษรทำให้เกิดการพัฒนาเติบโตในงานวิจัยด้านนิเวศวิทยา ซึ่ง Perception หรือ Perceptron นั้นเป็นจุดเริ่มต้น ที่ทำให้เกิดการวิจัยและพัฒนาต่อไปจนเป็น Multi-Layer Perceptron, Back-Propagating Perceptron และ Modified Backpropagating Perceptron ตามลำดับดังแสดงในรูปที่ 11 ซึ่งแสดงถึงลำดับในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในช่วงปี คริสตศักราชต่างๆ ตั้งแต่ ค.ศ. 1950 จนถึง ค.ศ. 1990



รูปที่ 2.11 วิวัฒนาการของโครงข่ายประสาทเทียม

(Hodju and Halme, 1999)

โครงข่ายประสาทเทียม สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้ในงานที่หลากหลาย เช่น การจัดลำดับชั้น, การจดจำภาพ, การช่วยเหลือในการตัดสินใจ และการหาค่าที่ดีที่สุด โดยสามารถแบ่งรูปแบบการทำโครงข่ายประสาทเทียม ออกเป็น 4 ชนิด คือ Back-Propagation, Hopfield, Boltzmann Machine และ Kohonen SOM ตามลำดับซึ่งแสดงไว้ในรูปที่ 2.12

Application	Network model			
	Back-propagation	Hopfield	Boltzmann machine	Kohonen SOM
Classification	•	•	•	•
Image processing	•			•
Decision-making	•		•	•
Optimization		•	•	•

รูปที่ 2.12 ชนิดและลักษณะงานที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้ของโครงข่ายประสาทเทียม

(Hodju and Halme, 1999)

จากข้อมูลทั้งหมดสามารถสรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) คือการสร้างคอมพิวเตอร์ที่จำลองเอาวิธีการทำงานของสมองมนุษย์หรือทำให้คอมพิวเตอร์รู้จักคิดและจดจำในแนวเดียวกับโครงข่ายประสาทของมนุษย์เพื่อช่วยให้คอมพิวเตอร์ฟังภาษามนุษย์ได้เข้าใจอ่านออกและรู้จำได้ซึ่งอาจเรียกได้ว่าเป็น “สมองกล” โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย Input units, Output units โดยมีการกำหนดค่าน้ำหนักให้แก่เส้นทางการนำเข้าของ Input แต่ละตัวในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทจะอาศัย Back-propagation Algorithm ในการเขียนการสร้างการเรียนรู้สำหรับ Neural Network เพื่อให้มีความคิดเสมือนมนุษย์มีสองวิธีคือ Supervised Learning การเรียนรู้แบบมีการสอนเปรียบเทียบกับคนเหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมี ครูผู้สอนคอยแนะนำและ Unsupervised Learning การเรียนรู้แบบไม่มีการสอนเปรียบเทียบกับคนเช่นการที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืชพันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เองโดยไม่มีใครสอน

โดยสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งได้เป็น 4 แบบคือ Feedforward network, Feedback network, Network Layer และ Perceptron

เนื่องจากความสามารถในการจำลองพฤติกรรมทางกายภาพของระบบที่มีความซับซ้อนจากข้อมูลที่ป้อนให้เพื่อการเรียนรู้การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม มีผู้นำมาประยุกต์ใช้งานหลายประเภทเช่นงานการจดจำรูปแบบที่มีความไม่แน่นอนงานการประมาณค่าฟังก์ชันหรือการประมาณความสัมพันธ์งานที่สิ่งแวดล้อมเปลี่ยนแปลงอยู่เสมอเนื่องจากวงจรข่ายนิวรอลสามารถปรับตัวเองได้และนอกจากนี้ยังสามารถนำไปประยุกต์ ในงานต่างๆอีกหลายงาน พื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยตัวประมวลผลเรียกว่า นิวรอนซึ่งเชื่อมต่อถึงกันและนิวรอนแต่ละตัวจะส่งผ่านสัญญาณจากตัวเองไปยังนิวรอนตัวอื่นๆต่างชั้นกันผ่านทางจุดเชื่อมต่อที่เรียกว่า Weight โดยที่ตัวนิวรอนที่อยู่ในเลเยอร์เดียวกันจะมีหน้าที่เหมือนกันซึ่งแต่ละนิวรอนจะรับค่าสัญญาณอินพุตที่เชื่อมต่อกับตัวเองโดยวิธี Back-Propagation แบบ Supervised Learning ของโครงข่ายประสาทเทียมนี้นี้ถือว่าเป็นวิธีในการพยากรณ์ค่าได้แม่นยำวิธีหนึ่ง โดยเทียบจากงานวิจัยต่างๆที่เกี่ยวข้อง

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมเริ่มจากงานวิจัยของ McCulloch และ Pitts (1943) ต่อมาในปี ค.ศ. 1949 Hebb เป็นคนแรกที่แนะนำโครงข่ายที่มีการประมวลผลจากการเรียนรู้เหมือนเซลล์สมองซึ่งเรียกว่า Hebbian Learning และต่อมาได้นำมาใช้ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมได้เริ่มขึ้นอย่างเป็นทางการ เมื่อปี ค.ศ. 1956 โดย Rochester และคณะ ซึ่งเป็นการเริ่มยุคของ

Artificial Intelligent (AI) อย่างแท้จริง นับจากนั้นได้มีนักวิจัยหลายท่านพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมาหลายแบบ เช่น ในปี ค.ศ. 1958 โดย Rochester ได้พัฒนาโครงข่ายเพอร์เซพตรอน (Perceptron) ซึ่งมีพื้นฐานการทำงานเป็นแบบ 3 ชั้น กล่าวคือ ชั้นอินพุต (Input Layer) ชั้นแอสโซซิเอชัน (Association Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ในปี ค.ศ. 1960 Widrow ได้พัฒนาโครงข่าย ADALINE (ADaptive LInear NEuron) ซึ่งต่อมาได้มีการปรับปรุงเป็นโครงข่ายที่มีชื่อภายหลังว่า MADALINE (Multiple ADALINEs) หลังจากนั้นก็มีนักวิจัยหลายท่านให้ความสนใจเกี่ยวกับ Associative Memory จนกระทั่งในปี ค.ศ. 1982 จึงเกิดโครงข่าย Hopfield ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาท Recurrent และสามารถนำมาประยุกต์แก้ปัญหา Travelling Salesman ทำให้ Hopfield ได้รับรางวัลโนเบลทางสาขาฟิสิกส์ในปีนั้น

โดยส่วนที่สำคัญที่สุดในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในระยะหลังของงานวิจัย มักจะเป็นการค้นหาคะบวนการเรียนรู้เพื่อใช้ในการแก้ไขน้ำหนัก (Weights) ในโครงข่าย จึงเกิดเป็นทฤษฎี Back-Propagation ซึ่งเป็นทฤษฎีที่จะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักจากชั้นเอาต์พุต (Output) ไปยังชั้นอินพุต (Input) การนำเสนอทฤษฎีดังกล่าวทำให้งานวิจัยทางโครงข่ายประสาทเทียมได้รับความนิยมมากขึ้น ตั้งแต่ ปี ค.ศ. 1980 เมื่อเกิดกระบวนการคิดค้น Multilayer Perceptron โดย Rumelhart (1986) ซึ่งสามารถขจัดอุปสรรคของ Single Layer Perceptron ได้อีกทั้ง Mukta Paliwal (2009) ได้เรียบเรียงการนำไปใช้ และเปรียบเทียบการใช้โครงข่ายประสาทเทียม กับเทคนิคทางสถิติ โดยในการวิจัยพบว่าในระยะหลังนี้ ผู้วิจัยส่วนมากนิยมใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ มากกว่าวิธีการทางสถิติ อันมีข้อจำกัด และไม่ยืดหยุ่น อย่างไรก็ตามผู้วิจัยได้เสนอแนวทางในการนำทั้งสองวิธีนี้ไปใช้ควบคู่กัน เพื่อรวมเอาจุดเด่นของทั้งสองวิธีเข้าไว้ด้วยกัน

ตั้งแต่นั้นเป็นต้นมาจึงได้มีการพัฒนาโครงข่ายต่างๆ ขึ้นมามากขึ้นเรื่อยๆ โดยมีเรื่องที่น่าสนใจ เช่น Chih-Fong Tsai (2008) ได้ทำการศึกษาเรื่อง การใช้โครงข่ายประสาทเทียม ในการพยากรณ์ และทำนาย บุคคลล้มละลาย และ การให้คะแนนสินเชื่อ (Credit Scoring) โดยในการทดลองได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบ Multilayer Perceptron (MLP) โดยให้ข้อมูลได้รับการฝึกฝนแบบการแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) โดยทำการเปรียบเทียบการทดลองกับ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer) การทดลองพบว่า ทั้งสองแบบนั้น เกิด ความผิดพลาด ทั้งแบบที่ 1 และ 2 ไม่ต่างกัน (Type I Error and Type II Error) โดยผู้ทำการวิจัยได้ให้คำแนะนำว่า ในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมพยากรณ์ทางด้าน Credit Scoring ควรจะใช้ การพยากรณ์ทั้งสองแบบควบคู่กันไปและใช้อ้างอิง เปรียบเทียบกัน ซึ่ง Adnan Khashman (2010) ได้ให้ความสนใจในเรื่องเดียวกันและได้ทำการวิจัย ในเรื่อง โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการประเมินความเสี่ยงของสินเชื่อ การสืบทารูปแบบนิรอลและกระบวนการการเรียนรู้ที่ต่างออกไป โดยได้ทำการ ฝึก

โครงข่ายประสาทเทียม จากข้อมูลจริงในการขอสินเชื่อ จากฐานข้อมูลของประเทศเยอรมัน โดยมีข้อมูลถึง 1000 ราย (700 ราย ผ่านการอนุมัติ และ 300 ราย ไม่ผ่านการอนุมัติ) จากการวิจัยทำให้ได้พบรูปแบบการเรียนรู้ใหม่ที่แตกต่างไปจากเดิมถึง 9 รูปแบบ ซึ่งในท้ายที่สุดพบว่าผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุดคือ รูปแบบการเรียนรู้แบบ LS4 ซึ่งใช้ เคสในการเรียนรู้ 400 ราย และ 600 ราย สำหรับการทดสอบ (อัตราส่วน 40%:60%) พบว่ามีความแม่นยำถึง 99.25% อีกทั้งยังทำให้ผู้วิจัยทราบว่า ในอัตราส่วน รายการลูกค้า 1000 รายนั้น หากเพิ่มปริมาณข้อมูล input ในการฝึก สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมมากขึ้นเป็นอัตราส่วนผกผันกับการทดสอบจริงจะทำให้ค่าความแม่นยำลดลงเรื่อย โดยค่าที่ดีที่สุดในช่วง LS4, LS5 และ LS6 ($LS4=40\%:60\%$, $LS5=50\%:50\%$, $LS6=60\%:40\%$)

อีกทั้งโครงข่ายประสาทเทียมยังถูกนำไปใช้ในด้านกระบวนการตัดสินใจ (Decision Making) ซึ่งเป็นไปตามการให้ความหมายของโครงข่ายประสาทเทียม จากทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง ซึ่งกระบวนการตัดสินใจนั้น เป็นความสามารถหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียม โดยงานวิจัยของ Chaohsin Lin (2009) ได้ทำการวิจัยเรื่องการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้เป็นเครื่องมือสนับสนุนในการตัดสินใจสำหรับอุตสาหกรรมการประกันภัย ซึ่งผู้วิจัยได้เสนอแนวทางในการลดความเสี่ยง และหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับราคาในการประกันภัยที่คุ้มค่าสำหรับบริษัทมากที่สุด ในขณะที่เดียวกันก็ต้องมีศักยภาพในการแข่งขันกับคู่แข่งรายอื่นด้วย โดยใช้วิธีการแบบแพร่กลับ (Back Propagation) ซึ่งผลลัพธ์ที่คำนวณได้นั้น มีความยืดหยุ่นกว่าวิธีเดิม และอัตราการให้ประกันภัยของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นยังสามารถสะท้อนความเสี่ยงที่เกิดขึ้นจริงได้มากกว่าวิธีเดิม

สำหรับงานวิจัยภายในประเทศเริ่มจากวัลลภา อุณวิจิตร (2539) และคมสัน สุริยะ (2539) โดยเป็นงานวิจัยศึกษาพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบด้วยแบบจำลอง Artificial Neural Networks โดยใช้กฎการปรับค่าน้ำหนักแบบ back propagation โดยใช้ข้อมูลราคาน้ำมันดิบรายวันเป็นข้อมูลนำเข้า และทำการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1 วัน และนำค่าที่พยากรณ์ได้มาวัดความแม่นยำโดยเปรียบเทียบกับค่าที่เกิดขึ้นจริงด้วยวิธี Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ในการหาแบบจำลอง Neural Networks ที่ดีที่สุด โดยการศึกษาได้ใช้วิธีการกำหนดจำนวนข้อมูลนำเข้าไว้ให้มีจำนวน 10 ค่า และทำการเปลี่ยนจำนวนนิวรอนใน hidden layer เพื่อหาจำนวนนิวรอนที่จะให้ค่า MAPE ที่ต่ำที่สุด โดยใช้หลักการหาค่าต่ำที่สุดแบบ Quadratic Interpolation ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองซึ่งมีจำนวนข้อมูลนำเข้า 10 ค่า และมีจำนวนนิวรอนใน hidden layer จำนวน 200 นิวรอน มีความสามารถในการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ Brent รายวันได้ดีที่สุด โดยมี MAPE ต่ำกว่าแบบจำลองอื่นๆ (ประมาณ 1.88%) หลังจากนั้นเริ่มมีการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ ในด้านการพยากรณ์ทางด้านพาณิชย์มากขึ้น เช่น สุกเชษฐ์กันนัม (2547) ได้ทำการวิจัยเรื่องการ

ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพัฒนารูปแบบการพยากรณ์ยอดขายรถจักรยานยนต์ภายในประเทศไทย โดยงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อที่จะหารูปแบบของการพยากรณ์ความต้องการของรถจักรยานยนต์ภายในประเทศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมผ่านการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระ ที่คาดว่าจะมีผลกับความต้องการรถจักรยานยนต์ภายในประเทศ 11 ปัจจัยซึ่งกำหนดให้ตัวแปรเหล่านี้เป็นดัชนีชี้วัดสถานะเศรษฐกิจของประเทศอันประกอบด้วยอัตราแลกเปลี่ยน,เงินตราต่างประเทศ, ราคาทองคำ,มูลค่าสินค้าส่งออก,มูลค่าสินค้านำเข้า,ค่าใช้จ่ายภาครัฐ,อัตราค่าจ้างขั้นต่ำ,อัตราเงินเฟ้อ, อัตราการว่างงาน,ราคาน้ำมันเบนซิน,และผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศโดยจะเลือกเฉพาะปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีค่าสหสัมพันธ์ของข้อมูลสูงกว่าค่าเฉลี่ยของทุกปัจจัยเท่านั้นในการทดลองสร้างรูปแบบการพยากรณ์โดยรูปแบบที่เกิดขึ้นซึ่งจะเกิดจากการสร้างกลุ่มตัวแปรทางเศรษฐกิจที่ผ่านการจัดกลุ่มหลัง เรียงลำดับค่าสหสัมพันธ์ที่ผ่านการเลือกแล้วจากมากไปน้อยทีละปัจจัยจนครบทุกปัจจัยทั้งนี้ซึ่งรูปแบบการพยากรณ์ดังกล่าวจะไม่ครอบคลุมถึงชนิดและประเภทของรถจักรยานยนต์ที่จะทำการพยากรณ์ โดยจะใช้ข้อมูลยอดขายรถจักรยานยนต์ภายในประเทศและดัชนีชี้วัดสภาพเศรษฐกิจของประเทศตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2541 ถึงเดือนธันวาคมพ.ศ.2546 รวมระยะเวลา 60 เดือนสำหรับการสร้างรูปแบบการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมและข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2547 ถึงเดือนธันวาคมพ.ศ.2547 รวมระยะเวลา 12 เดือนเพื่อทดสอบความแม่นยำและความคลาดเคลื่อนของรูปแบบพยากรณ์ก่อนที่จะทำการเลือกรูปแบบที่เหมาะสมที่สุดในการใช้พยากรณ์ยอดขายรถจักรยานยนต์ภายในประเทศ โดยพิจารณาจากรูปแบบที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่ต่ำที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จริงที่เกิดขึ้นจากการใช้โปรแกรมneurosolutionsในการหาค่าพยากรณ์และทดสอบหาค่าดัชนีชี้วัดความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

จากผลการทดลองทำให้ได้รูปแบบการพยากรณ์ความต้องการรถจักรยานยนต์ภายในประเทศ จากแบบจำลองที่เลือกโดยเลือกใช้การพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จากผลการวิจัยนี้จะได้วิธีการพยากรณ์ความต้องการรถจักรยานยนต์ภายในประเทศรูปแบบที่เหมาะสมที่สุดว่ารูปแบบการพยากรณ์ในแบบเดิมเพื่อใช้ในการพยากรณ์ยอดขายรถจักรยานยนต์สำหรับอุตสาหกรรมรถจักรยานยนต์ของประเทศไทย คือพยากรณ์โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ปัจจัยข้อมูลทางเศรษฐกิจ 5 ปัจจัยที่มีการเคลื่อนไหวในแต่ละเดือนดังนี้

- 1) อัตราค่าจ้างขั้นต่ำ
- 2) ราคาทองคำ
- 3) ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ
- 4) อัตราเงินเฟ้อ

5) ราคาน้ำมัน

โดยอาศัยค่าดัชนีที่ใช้ชี้วัดความเหมาะสมคือค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Square Error) และค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error,MAPE) ที่มีค่าต่ำกว่าวิธีการเดิม

ตารางที่ 2.1 เปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Square Error) ของการพยากรณ์ โดยวิธีปัจจุบันกับการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

วิธีการพยากรณ์	MSE
การพยากรณ์โดยวิธีปัจจุบัน	460,117,092
การพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	393,671,248

ตารางที่ 2.2 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute PercentageError, MAPE) ของการพยากรณ์โดยวิธีปัจจุบันกับการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

วิธีการพยากรณ์	MAPE
การพยากรณ์โดยวิธีปัจจุบัน	13.21
การพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	8.29

ซึ่งการวิจัยนี้ทำให้ทราบถึงแนวคิดในการนำปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย มาวิเคราะห์ และ ศึกษาเกี่ยวกับระบบโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งพบว่าการพยากรณ์ในรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม มีค่าความแม่นยำสูงกว่า การพยากรณ์ในรูปแบบเดิมและเมื่อไม่นานมานี้ ได้มีการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในงานวิจัย โดยทำการทดลองพยากรณ์ ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับเชิงธุรกิจ ซึ่งในส่วนของวิศวกรรมอุตสาหกรรม ได้มีการทำวิจัยในเรื่องของ การพยากรณ์ระดับสินค้าคงคลังโดยวิธีโครงข่ายประสาท โดยปิยะเชษฐ โอภาสขวลิต (2549) ได้นำรูปแบบข้อมูลของอนุพันธ์เวลา (Time Series) ผสมเข้ากับทฤษฎี Back Propagation Neural Network (BPN) เพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ โดยแบ่งแบบจำลองเป็น 3 ส่วน ประกอบด้วย ส่วนรับข้อมูล (Input Layer) เป็นส่วนในการทำหน้าที่รับข้อมูลเพื่อทำการประมวลผล ส่วนซ่อน (Hidden Layer) ทำหน้าที่ประมวลผลของข้อมูลที่ได้รับเข้ามาเพื่อหาคำตอบโดยใช้ทฤษฎี BPN และส่วนแสดงผล (Output Layer) เป็นส่วนที่ใช้แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณ โดยการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ให้ผลการพยากรณ์ค่าปริมาณการสั่งซื้อวัตถุดิบ อยู่ที่ MAPE 5.78% และค่าจุดสั่งซื้อสินค้าใหม่ที่พยากรณ์ได้มีค่า MAPE 1.34% ซึ่งเมื่อนำค่า MAPE ที่ได้มาทำการพิจารณา

พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีความถูกต้อง และแม่นยำ รวมถึงมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีกว่า Time Series แบบ Moving Average Linear Trend Exponential Smoothing และ Trend and Seasonal และต่อมา จิตติ ตันเสนีย์ (2549) ได้ทำการประยุกต์ และทดลองใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ระหว่างแบบจำลองนิเวศน์เน็ตเวิร์คกับแบบจำลองอาร์มาและอีการ์ชเอ็ม โดยใช้กฎการปรับค่าน้ำหนักแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) ซึ่งจะออกแบบให้มี hidden layer จำนวน 1 ชั้น

เนื่องจากการอ้างอิงทฤษฎีของ Hornick, Stinchcombe and White (1989) ซึ่งกล่าวว่า hidden layer เพียง 1 ชั้นก็เพียงพอแล้วที่จะสามารถทำให้แบบจำลองมีความสามารถในการประมาณค่าให้คล้อยตามข้อมูลจริง (คมสัน สุริยะ 2548) โดยจากผลการศึกษาพบว่าความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าต่ำกว่าแบบจำลอง ARIMA และ EGARCH-M อันเนื่องมาจากค่าพยากรณ์ตามแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมมีความผันผวนค่อนข้างมากโดยผู้วิจัยได้ให้คำแนะนำในการทำการทดลองกับโครงข่ายประสาทเทียมไว้ว่า การทดลองด้านโครงข่ายประสาทเทียมควรศึกษาโดยเปลี่ยนจำนวนนิเวศน์เน็ตใน input layer อย่างเป็นอิสระ และไม่ควรรสร้างแบบจำลองโดยใช้จำนวนข้อมูลนำเข้า และจำนวนนิเวศน์ใน hidden layer มากเกินไปซึ่งสอดคล้องกับ อติเรก จันทร์สด (2550) ซึ่งได้ทำการศึกษาเรื่อง การเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศระหว่างแบบจำลองนิเวศน์เน็ตเวิร์ค แบบจำลองอาร์มา แบบจำลองการ์ชเอ็ม โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ทำการศึกษาระบบการวิเคราะห์และทำนายการซื้อขายหลักทรัพย์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อคาดเดาว่าควรจะทำการซื้อขายหลักทรัพย์หรือไม่ โดยอาศัยอ้างอิงข้อมูลเก่าของตลาดหุ้นเพื่อทำการทดลอง ในการทำนายผลความแม่นยำ โดยจากการทดลองผู้วิจัยพบว่า การเลือกชุดข้อมูลมาฝึกสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีผลอย่างมากต่อการทำนายราคาหลักทรัพย์ การทำนายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีความแม่นยำมาก มีแนวโน้มที่จะให้ผลตอบแทนเป็นกำไร ได้สูงขึ้นเป็นสัดส่วนกับเวลาในการทดลองและใช้งาน อย่างไรก็ตามจากการทดลองพบว่า วิธีการทางโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีค่าความแม่นยำในการพยากรณ์ต่ำกว่าอีกสองวิธีกับการวิจัยนี้ทำให้ได้ทราบว่าข้อมูลที่นำมาเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนให้กับระบบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีความสำคัญ และจำเป็นมากในการพยากรณ์ให้ได้ค่าที่แม่นยำ

จากผลการศึกษาจากเอกสารงานวิจัยต่างๆที่กล่าวมาทั้งหมดพบว่างานวิจัยเหล่านั้นได้แบ่งข้อมูลงานวิจัยออกเป็นสองส่วนคือส่วนของ Training และส่วนของ Testing ซึ่งค่า MSE ที่คำนวณได้จะเป็นจะเป็นค่า MSE ของ Training จะส่งผลให้เกิดปัญหา Over Fitting และในการกำหนดจำนวนรอบของการเรียนรู้ (Epochs) ไว้คงที่นั้นอาจจะส่งผลเช่นของจิตติตันเสนีย์ได้กำหนดจำนวน

รอบของการเรียนรู้ (Epochs) ไว้ที่ 1000 Epochs ซึ่งอาจจะเป็นการเรียนรู้ที่มากเกินไปและอาจจะทำให้แบบจำลองพยายามเรียนรู้รูปแบบการคลาดเคลื่อนเพื่อมาใช้ในการพยากรณ์แต่ในความเป็นจริงแล้วจำนวนรอบการเรียนรู้ที่เหมาะสมอาจจะน้อยกว่านั้น

ผลงานวิจัยต่าง ๆ นั้นทำให้ได้ทราบว่าวิธีการพยากรณ์ที่แม่นยำและมีค่าความผิดพลาดต่ำของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นคือวิธี Back-Propagation แบบ Supervised Learning และผลงานต่างๆที่ได้อ้างอิงถึงเหล่านี้ทำให้ผู้ทำการวิจัยซึ่งอยู่ในฝ่ายช่วยเหลือในการประเมินสินเชื่อกู้ค้ำมั่นใจว่าจะสามารถนำเสนอตัวเลขของการพยากรณ์วงเงินสินเชื่อของลูกค้ำได้แม่นยำกว่าที่ได้เป็นอยู่ในปัจจุบันคือจะเป็นตัวเลขของค่าที่มีความเป็นไปได้มากที่สุด ที่ลูกค้ำผู้ขออนุมัติสินเชื่อจะมีความสามารถในการกู้ยืมและผ่อนชำระ อีกทั้งยังสามารถปรับปรุงความแม่นยำและความถูกต้องได้ง่ายกว่าวิธีปัจจุบันซึ่งเป็นการประเมินโดยใช้ความรู้สึกและประสบการณ์ส่วนตัวของพนักงานเป็นหลักและยังสามารถลดความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากวิธีการเก็บข้อมูลแบบเดิม

จากเนื้อหาในบทที่ 2 นี้ได้กล่าวถึงเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยในส่วนของทฤษฎีนั้นได้กล่าวถึง ประวัติ, ความเป็นมา, แนวคิด และแบบจำลองในการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม อีกทั้งในส่วนของงานวิจัยในบทนี้ ผู้วิจัยได้ทำการค้นคว้าและเรียบเรียงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียม ในการประยุกต์ใช้กับ การพยากรณ์ ในรูปแบบต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการเงิน ซึ่งทำให้ผู้วิจัยได้แนวคิด และทำให้ทราบว่าจะต้องคำนึงถึงเงื่อนไขใดบ้าง และต้องกำหนดตัวแปร หรือหลักเกณฑ์ใดในการทำงานวิจัยครั้งนี้ โดยจะเชื่อมโยงไปถึง บทที่ 3 ซึ่งมีเนื้อหาเกี่ยวกับระเบียบวิธีการวิจัย ว่ามีขั้นตอน และมีการวางแผนงานวิจัยไปในแนวทางใด และเป็นอย่างไร