



โครงข่ายประสาทเทียม

Artificial Neural Networks

ธนาวุฒิ ประกอบผล*

บทคัดย่อ

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) ที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานหลายด้านได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่น การจำแนกรูปแบบ การทำนาย การควบคุม การหาความเหมาะสม และการจัดกลุ่ม เป็นต้น

หลักการสำคัญของโครงข่ายประสาทเทียม คือ ความพยายามที่จะลอกเลียนแบบการทำงานของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์เพื่อทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ลักษณะทั่วไปของโครงข่ายประสาทเทียม คือ การที่โหนด (node) ต่าง ๆ จำลองมาจากไซแนปส์ (synapse) ของเซลล์ประสาทระหว่างเดนไดรต์ (dendrite) และแอกซอน (axon) โดยมีฟังก์ชันเป็นตัวกำหนดสัญญาณส่งออก (activation function or transfer function) นั้นเอง

ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งได้ 2 แบบ คือ 1) โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (single layer) ซึ่งจะมีเพียงชั้นสัญญาณประสาทขาเข้า และชั้นสัญญาณประสาทขาออกเท่านั้น เช่น โครงข่ายเพอเซปตรอนอย่างง่าย (simple perceptron) และโครงข่ายโฮปฟิลด์ (hopfield networks) เป็นต้น และ 2) โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (multi layer) ซึ่งมีลักษณะเช่นเดียวกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว แต่จะมีชั้นแอบแฝง (hidden) เพิ่มขึ้น โดยอยู่ส่วนกลางระหว่างชั้นนำข้อมูลป้อนเข้าและชั้นส่งข้อมูลออก ทั้งนี้ชั้นแอบแฝงอาจมีมากกว่า 1 ชั้น อย่างไรก็ตาม การแบ่งโครงข่ายประสาทเทียมตามประเภทการเรียนรู้ของโครงข่าย สามารถแบ่งได้ 2 ประเภท คือ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning) โดยในปัจจุบันการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมยังคงมีการดำเนินการอย่างต่อเนื่องและคาดว่าจะมีบทบาทอย่างมากในด้านการจำแนกรูปแบบ การพยากรณ์ การควบคุม การหาความเหมาะสมและการจัดกลุ่ม

คำสำคัญ : โครงข่ายประสาทเทียม เซลล์ประสาท การแพร่ย้อนกลับ การเรียนรู้ ฟังก์ชันการแปลง

* คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหัวเฉียวเฉลิมพระเกียรติ



Abstract

Artificial Neural Network is the science of Artificial Intelligence (AI) that being applied in various fields effectively, for example, pattern recognition, prediction, control, optimization and clustering. The concept is that it simulates the working of the human brain neurons. Generally, it can be seen from the Nodes of Neural Network which are simulated from synapse. Also, the signal transmission of nodes is simulated from dendrite and axon. Finally, activation, function or transfer functions are simulated from the human neuron.

Artificial Neural Network architecture is divided into 2 types : a Single Neural Network Layer and a Multi Neural Network Layer. The Single Layer has only an input and an output level, for example, Simple Perceptron and Hopfield Networks. However, the Multi Neural Network layer has one or more than one hidden levels which are in the middle of the input and output level. Additionally, the Neural Network Learning can be divided into 2 types : supervised learning and unsupervised learning.

Nowadays, the Neural Network science is very important and being developed and applied in various fields effectively and efficiently.

Keywords : Neural network, Neuron, Backpropagation, learning, transfer function

บทนำ

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) ที่เน้นด้านการคำนวณ และได้รับแรงบันดาลใจจากโมเดลทางชีวภาพ โดยมีความพยายามที่จะลอกเลียนความสามารถของสมองมนุษย์ ยกตัวอย่างเช่น พัฒนาการด้านสมองของเด็กตั้งแต่แรกเกิดจนถึงสามปีที่ในระยะเริ่มต้นของวัยนี้ เด็กจะเรียนรู้ว่าผู้ใดคือพ่อ แม่ หรือคนแปลกหน้า ในระยะต่อมาจะเริ่มตอบสนองเมื่อถูกเรียกชื่อ รู้จักแยกแยะสี และสิ่งของต่าง ๆ เริ่มเปล่งเสียงพูดเป็นคำ และเริ่มแสดงความคิดเห็น เป็นต้น จากลักษณะดังกล่าว

จะเห็นว่าความสามารถในการเรียนรู้ของสมองมนุษย์มีการพัฒนาขึ้นตามลำดับ และทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่เมื่อเปรียบเทียบกับการทำงานของเครื่องคอมพิวเตอร์จะพบว่ามีการทำงานตามคำสั่งอย่างตรงไปตรงมาเท่านั้น ยกตัวอย่างเช่น เปิดแฟ้มข้อมูล การใช้อินเทอร์เน็ต และสืบค้นข้อมูล เป็นต้น การทำงานดังกล่าวไม่มีประสิทธิภาพพอที่จะให้เครื่องแสดงความคิดเห็น หรือวิพากษ์วิจารณ์เกี่ยวกับข้อมูลต่าง ๆ ได้ ดังนั้น จะเห็นได้ว่าการทำงานของสมองมนุษย์มีความซับซ้อนเป็นอย่างมาก ซึ่งนักประสาทวิทยาตั้งแต่อดีตถึงปัจจุบันได้พยายามศึกษาค้นคว้าอย่างต่อเนื่องที่จะสร้างโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่มีลักษณะการประมวลผล



คล้ายการทำงานของสมองมนุษย์และผลการศึกษา ค้นคว้าที่ผ่านมา ส่วนหนึ่งก็สามารถนำไปประยุกต์ ใช้ในสาขาวิชาต่าง ๆ ได้อย่างเป็นประโยชน์อย่างมาก

รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมเป็น ความก้าวหน้าอย่างหนึ่งของความพยายามที่จะ พัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ในปัจจุบันให้สามารถ ทำนายสิ่งต่าง ๆ ได้อย่างกว้างขวาง เนื่องจาก โครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาความสัมพันธ์ ของข้อมูลนำเข้า (input) และข้อมูลส่งออก (output) ได้ โดยไม่จำเป็นต้องรู้ความสัมพันธ์ทาง คณิตศาสตร์ของข้อมูลที่เป็นข้อมูลนำเข้าและข้อมูล ส่งออกมาก่อน

ประวัติความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม

ปี พ.ศ. 2486 (Garson. 1998) ถือได้ว่าเป็นปีแห่งการกำเนิดของสาขาโครงข่ายประสาท เทียมในวงการวิทยาศาสตร์ โดยแม็คคัลลอค (Mc Culloch) และพิตส์ (Pitts) ได้เสนอแบบจำลอง ของเซลล์ประสาท และได้แสดงให้เห็นว่าในทาง ทฤษฎีนั้น โครงข่ายของแบบจำลองเซลล์ประสาท สามารถทำงานร่วมกับโปรแกรมคอมพิวเตอร์ได้ ต่อมาปี พ.ศ. 2492 โดแนลด์ เฮบบ์ (Donald Hebb) ได้เสนอผลงานวิจัยว่า การเรียนรู้ของสมอง สามารถอธิบายได้ด้วยรูปแบบของการประกอบ เซลล์ประสาทเข้าด้วยกันเป็นโครงข่าย และได้เสนอ กฎการเรียนรู้ของเฮบบ์ (Hebb's rule) ที่ทำให้ โครงข่ายของเซลล์ประสาทเทียมที่แม็คคัลลอค และพิตส์เสนอไว้ สามารถเรียนรู้ปัญหาต่าง ๆ ได้สำเร็จ การเรียนรู้ในรูปแบบของเฮบบ์บนเซลล์ ประสาทเทียมของแม็คคัลลอคและพิตส์นั้น เป็น การเรียนรู้แบบ “ไม่มีผู้สอน” ซึ่งในทางปฏิบัติแล้ว

โครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้ จะพยายามจัดกลุ่ม ข้อมูลที่โครงข่ายมองว่าคล้ายคลึงกันไปในกลุ่ม เดียวกัน ซึ่งไม่เหมาะสมกับปัญหาประเภทที่ต้อง มีการควบคุมกระบวนการเรียนรู้

ขณะที่ในช่วงปี พ.ศ. 2490 คอมพิวเตอร์ ที่ทำงานเลียนแบบสมองเครื่องแรกของโลกถูกสร้าง และทดสอบโดยมินสกี (Minsk) ซึ่งได้เสนอผลงาน ดังกล่าวในปี พ.ศ. 2511 ว่าเมื่อคอมพิวเตอร์ ดังกล่าวได้รับการป้อนตัวอย่างสำหรับการเรียนรู้ เข้าไป ก็จะสามารถปรับอัตราการขยายสัญญาณ ในการเชื่อมโยงหรือ “ความแข็งแรงของการ เชื่อมโยง” ระหว่างเซลล์ประสาทเทียมได้เองโดย อัตโนมัติ ซึ่งเป็นการแสดงการเรียนรู้ตัวอย่างที่ ถูกป้อนเข้าไป

ในปี พ.ศ. 2501 (Garson. 1998) แฟรงค์ โรเซนแบลทท์ (Frank Rosenblatt) ได้ พัฒนาลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นโดยใช้ แบบจำลองของแม็คคัลลอคและพิตส์เป็นแนวทาง รวมทั้งเสนอวิธีการเรียนรู้แบบใหม่สำหรับลักษณะ โครงข่ายประสาทเทียมด้วย โครงข่ายประสาท เทียมดังกล่าวเรียกว่า เพอร์เซพตรอน (Perceptron) ซึ่งมีการเรียนรู้แบบ “มีผู้สอน” (supervised learning) โดยการใช้การปรับความแข็งแรงของการ เชื่อมโยง ซึ่งจะพิจารณาได้จากการเปรียบเทียบ ความรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมกับความรู้ของ “ผู้สอน” (teacher) เพอร์เซพตรอนมีความเหมาะสมกับงานประเภท “การระบุชนิด” ซึ่งในระหว่าง การเรียนรู้นั้น เพอร์เซพตรอนจะถูกสอนว่าข้อมูล ตัวอย่างที่สอนเข้าไปแต่ละแบบนั้นจัดเป็นชนิดใดบ้าง หากปัญหาและข้อมูลตัวอย่างมีความเหมาะสม เพอร์เซพตรอนจะสามารถระบุชนิดของข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ถูกต้อง



ในช่วงปี พ.ศ. 2500 เบอร์นาร์ด วิโดรว (Bernard Widrow) และมาร์เซียน ฮอฟฟ์ (Marcian Hoff) ได้พัฒนาอุปกรณ์ที่เรียกว่า อดาไลน์ (ADALINE; Adaptive Linear combiner) และกฎการเรียนรู้แบบใหม่ที่มีประสิทธิภาพสูง เรียกว่า กฎการเรียนรู้ของวินโดรว-ฮอฟฟ์ (Windrow-Hoff learning rule) ที่เป็นการเรียนรู้แบบ “มีผู้สอน” ซึ่งในเวลาต่อมา อุปกรณ์ดังกล่าวได้รับการขยายแนวคิดไปเป็นมาดาไลน์ (MADALINE ; Many ADALINEs) และได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการรู้จำรูปแบบ (pattern recognition) การพยากรณ์อากาศ และระบบควบคุมที่จำเป็นต้องมีการปรับเปลี่ยนระบบไปตามสภาพแวดล้อมต่าง ๆ

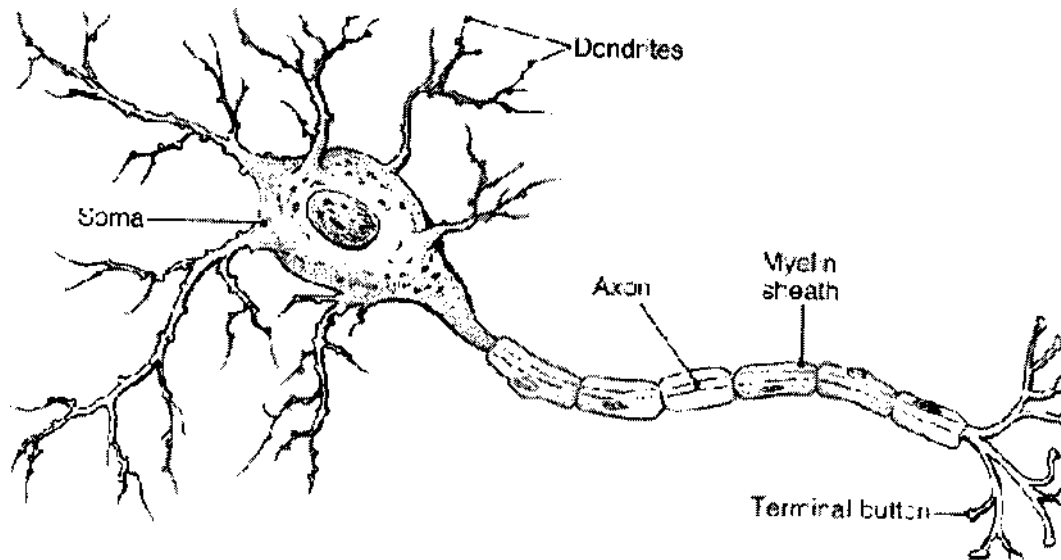
ความหมายและหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม คือ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่พัฒนาขึ้นเพื่อจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทในสมองมนุษย์ โดยที่โครงข่ายประสาทของมนุษย์ประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neuron) และจุดประสานประสาทหรือไซแนปส์ (Synapses) โดยโครงสร้างของการส่งสัญญาณ

ประสาทประกอบจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทหลายพันล้านเซลล์ เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ประกอบด้วยแขนงรับสัญญาณประสาทซึ่งเป็นเสมือนหน่วยรับข้อมูลป้อนเข้า เรียกว่า “เดนไดรต์” (dendrites) และส่วนปลายของเซลล์ประสาทในการส่งสัญญาณประสาทซึ่งเป็นเสมือนหน่วยส่งข้อมูลออกของเซลล์ เรียกว่า “แอกซอน” (axon) โดยการส่งสัญญาณประสาทดังกล่าว อาจทำให้เกิดได้ทั้งการกระตุ้นและยับยั้ง ทั้งนี้นอกจากลักษณะดังกล่าวแล้ว วิธีการประมวลผลภายในเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ยังมีการขยายหรือลดขนาดของสัญญาณอีกด้วย โดยสัญญาณจากเดนไดรต์ต่าง ๆ จะรวมกันเข้าสู่เซลล์ประสาท และหากสัญญาณรวมมีความแรงเกินค่าระดับ (threshold) ของเซลล์ประสาทรุนั้น ๆ เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณออกทางแอกซอนต่อไป

กระบวนการเรียนรู้ในสิ่งมีชีวิตจะมีผลให้เกิดการสร้างไซแนปส์ระหว่างเซลล์ประสาทขึ้นมาใหม่ หรือทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงสภาพของไซแนปส์ต่าง ๆ ในโครงข่ายของเซลล์ประสาท โครงข่ายประสาทของสิ่งมีชีวิตจึงไม่ได้ทำงานแบบเป็นลำดับขั้นตอน (sequential) แต่เพียงอย่างเดียว

ลักษณะโดยทั่วไปของโครงสร้างระบบประสาทแสดงดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 โครงสร้างระบบประสาท

ที่มา <http://www.mindcreators.com/NeuronBasics.htm>

โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณลักษณะคล้ายกับการส่งผ่านสัญญาณประสาทในสมองของมนุษย์ กล่าวคือ มีความสามารถในการรวบรวมความรู้ (knowledge) โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ (learning process) และความรู้เหล่านี้จะจัดเก็บอยู่ในโครงข่ายในรูปแบบค่าน้ำหนัก (weight) ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนค่าได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่ ๆ เข้าไป ค่าน้ำหนักทำหน้าที่เปรียบเสมือนความรู้ที่รวบรวมไว้เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาเฉพาะอย่างของมนุษย์

การประมวลผลต่าง ๆ เกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อย เรียกว่า โหนด (node) ซึ่งโหนดเป็นการจำลองลักษณะการทำงานมาจากเซลล์ การส่งสัญญาณ (signal) ระหว่างโหนดที่เชื่อม

ต่อกัน (connection) จำลองมาจากการเชื่อมต่อของเดนไดรต์และแอกซอนในระบบประสาทของมนุษย์ ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออกที่เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) หรือฟังก์ชันการแปลง (transfer function) ซึ่งทำหน้าที่เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานในเซลล์ ดังรูปที่ 2

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ดังนี้

1. ข้อมูลป้อนเข้า (input) เป็นข้อมูลที่เป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ ต้องแปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้

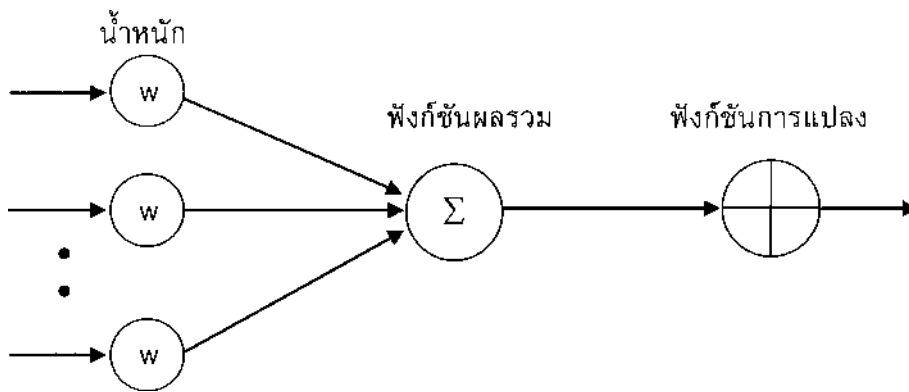
2. **ข้อมูลส่งออก (output)** คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง (actual output) จากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

3. **ค่าน้ำหนัก (weights)** คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า ค่าความรู้ (knowledge) ค่านี้อาจถูกเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่นๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน

4. **ฟังก์ชันผลรวม (Summation function : S)** เป็นผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า (a_i) และค่าน้ำหนัก (w_i)

$$S = \sum_{i=1}^n a_i w_i$$

5. **ฟังก์ชันการแปลง (transfer function)** เป็นการคำนวณการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม เช่น ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (sigmoid function) ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (hyperbolic tangent function) เป็นต้น



รูปที่ 2 โครงสร้างการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียม หรือโหนดจำนวนมากเชื่อมต่อกัน ซึ่งการเชื่อมต่อแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อย เรียกว่า ชั้น (layer) ชั้นแรก เป็นชั้นนำข้อมูลเข้า เรียกว่า ชั้นรับข้อมูลป้อนเข้า (input layer) ส่วนชั้นสุดท้ายเรียกว่า ชั้นส่งข้อมูลออก (output layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าและชั้นส่งข้อมูลออก เรียกว่า ชั้นแอบแฝง (hidden layer) ซึ่งโดยทั่วไปชั้นแอบแฝงอาจมีมากกว่า 1 ชั้นก็ได้ ด้วยเหตุนี้

จึงสามารถแบ่งประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมตามจำนวนชั้นของโครงข่ายแบบกว้าง ๆ ได้ 2 แบบ ได้แก่ โครงข่ายแบบชั้นเดียว (single layer) และโครงข่ายแบบหลายชั้น (multi layer)

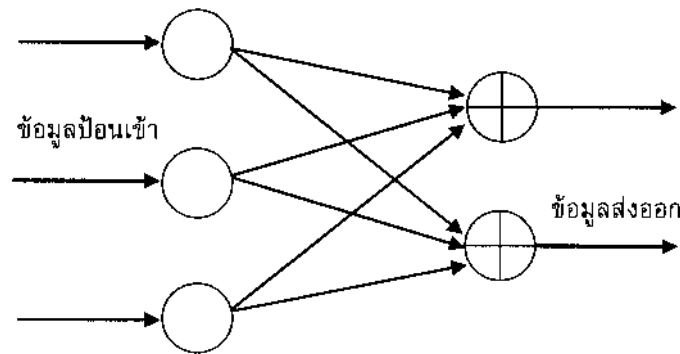
1. โครงข่ายแบบชั้นเดียว

โครงข่ายแบบชั้นเดียว เป็นโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเพียงชั้นรับข้อมูลป้อนเข้า และชั้นส่งข้อมูลออกเท่านั้น โหนดในชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าทำหน้าที่รับข้อมูลเข้า (input value) แล้วส่งข้อมูลผ่านเส้นเชื่อมโยงต่าง ๆ ไปให้โหนดใน

ชั้นส่งข้อมูลออก ความเข้มของสัญญาณ หรือ ปริมาณข้อมูลที่นำเข้าสู่โหนดในชั้นส่งข้อมูลออก จะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมโยง

โหนดในชั้นส่งข้อมูลออกจะนำข้อมูลที่ได้รับมาคำนวณโดยใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า ฟังก์ชันการแปลง (transfer function)

ที่เหมาะสมกับปัญหา แล้วส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกมา เป็นข้อมูลส่งออก เช่น โครงข่ายแบบชั้นเดียวแบบ เพอเซปตรอนอย่างง่าย (simple perceptron) และโครงข่ายโฮบฟิลด์ (hopfield networks) ลักษณะโครงข่ายแบบชั้นเดียวแสดงดังรูปที่ 3

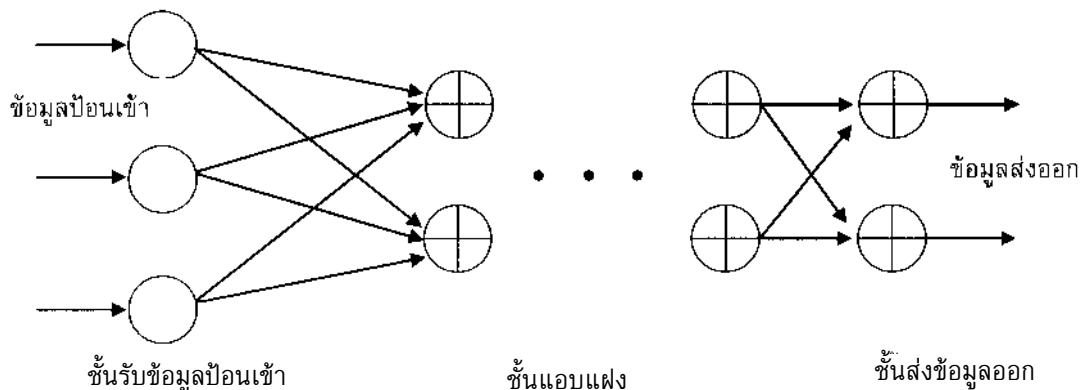


รูปที่ 3 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

2. โครงข่ายแบบหลายชั้น

โครงข่ายแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายที่มีชั้นแอบแฝงตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป โครงข่ายแบบหลายชั้นจะใช้ในกรณีที่ปัญหาที่มีความซับซ้อน ซึ่งโครงข่ายแบบชั้นเดียวไม่สามารถแก้ปัญหาได้ จึงเพิ่มจำนวนโหนดที่มีการคำนวณ หรือชั้นแอบแฝง

ให้กับโครงข่าย ตัวอย่างของโครงข่ายแบบหลายชั้น เช่น การแพร่ย้อนกลับ (back propagation) เซลฟออร์แกนไนซิงแมปส์ (self organizing maps) และเคาน์เตอร์พรอพเกชัน (counter propagation) เป็นต้น ลักษณะโครงสร้างโครงข่ายแบบหลายชั้นแสดงดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น



ประเภทของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning) ข้อมูลจะประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่ต้องการสอน และผลลัพธ์ที่ต้องการให้โครงข่ายสร้าง เมื่อมีการนำข้อมูลในลักษณะเดียวกันมาเป็นข้อมูลป้อนเข้า โครงข่ายจะกำหนดค่าผลลัพธ์ที่เป็นเป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว โครงข่ายจะนำค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ที่ได้ มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อให้ค่าผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุด ถ้าหากเปรียบเทียบกับมนุษย์จะเหมือนกับการสอนนักเรียน โดยมีครูผู้สอนคอยให้คำแนะนำ ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ การแพร่ย้อนกลับ และเพอเซปตรอน (perceptron) เป็นต้น

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning) การเรียนรู้แบบนี้จะสอนโครงข่ายโดยการนำข้อมูลป้อนเข้าอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว ไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว การปรับน้ำหนักจะใช้ข้อมูลที่นำมาสอนเป็นตัวปรับค่า โดยค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ข้อมูลป้อนเข้าที่มีรูปแบบคล้ายคลึงกัน ถ้าหากเปรียบเทียบกับมนุษย์จะเหมือนกับการที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ ตามลักษณะรูปร่างของมันได้ด้วยตนเอง ตัวอย่างแบบจำลองนี้ได้แก่ เคาน์เตอร์พรอพาเกชัน (counter propagation : CPN) แบบจำลองอะแดปทีฟรีโซแนนซ์เทียร์ (Adaptive Resonance Theory neural networks : ART) เป็นต้น

การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

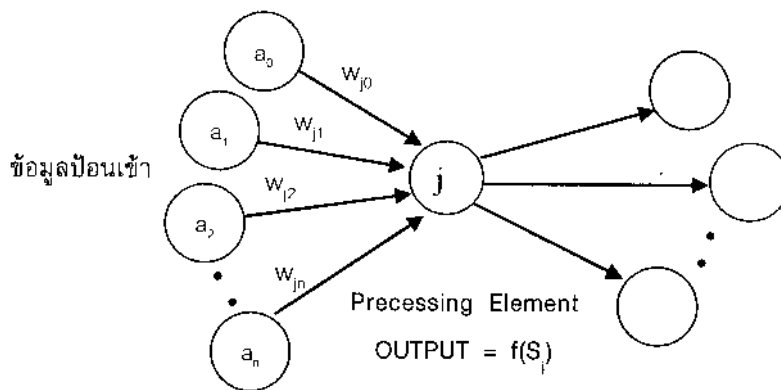
Werbos (1974) ได้เสนอแนวคิดของการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ จากนั้น Parker (1982) ได้นำเสนออีกครั้ง และเป็นที่ยอมรับมากขึ้นโดย Rumelhart และคณะ (1986) ในหนังสือ Parallel Distributed Processing ซึ่งได้กล่าวถึงศักยภาพของโครงข่ายประสาทเทียม และการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ สามารถแก้ปัญหาที่ต้องการรูปแบบ โดยการป้อนรูปแบบเข้าไป โครงข่ายประสาทเทียมจะให้รูปแบบผลลัพธ์ที่เกี่ยวข้องกัน (Dayhoff, 1990) การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับเป็นวิธีการหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่ง่ายต่อการเข้าใจ เนื่องจากกระบวนการเรียนรู้ และปรับปรุงแก้ไขนั้นเป็นไปด้วยตนเอง ถ้าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ผิด ค่าน้ำหนักจะถูกปรับจนกว่าค่าความผิดพลาดจะน้อยลง หรืออยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ นั่นคือ ค่าที่ได้ในครั้งถัดไป จะมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น ด้วยโครงสร้างประสาทเทียมที่มีลักษณะเป็นชั้น แต่ละชั้นเชื่อมโยงกันอย่างทั่วถึง เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมได้รับข้อมูลป้อนเข้า จะคำนวณค่าน้ำหนักของหน่วยรับข้อมูลป้อนเข้าไปยังชั้นแอบแฝง และจากชั้นแอบแฝงไปยังชั้นส่งข้อมูลออก เมื่อเกิดผลต่างระหว่างค่าผลลัพธ์จริงกับค่าผลลัพธ์เป้าหมาย โครงข่ายประสาทเทียมจะปรับค่าความผิดพลาดจากชั้นส่งข้อมูลออก และแพร่ย้อนกลับไปยังชั้นแอบแฝง จากนั้นจึงแพร่ย้อนกลับไปยังชั้นรับข้อมูลป้อนเข้าตามลำดับ

ขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ประกอบด้วย 2 ขั้นตอน ดังนี้

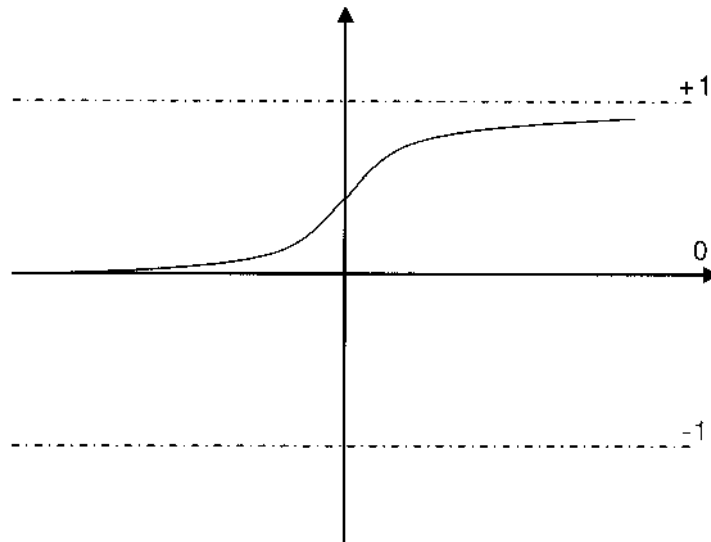
1. การแพร่เดินทาง (forward propagation) ขั้นตอนนี้เริ่มเมื่อเซลล์ประสาทได้รับข้อมูลป้อนเข้า แสดงดังรูปที่ 5 ซึ่งเป็นการคำนวณ ผลรวมของผลลัพธ์ที่เข้ามาถึงหน่วยที่ j ดังสมการ

โดยที่ a_i = ข้อมูลจากหน่วยที่ i
 w_{ji} = ค่าน้ำหนักจากหน่วยที่ i ไปยังหน่วยที่ j



$$S = \sum_{i=1}^n a_i w_{ji}$$

จากนั้นทำการแปลงค่าข้อมูลโดยการคำนวณค่าผลลัพธ์ $f(S)$ โดยใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชัน ดังรูปที่ 6



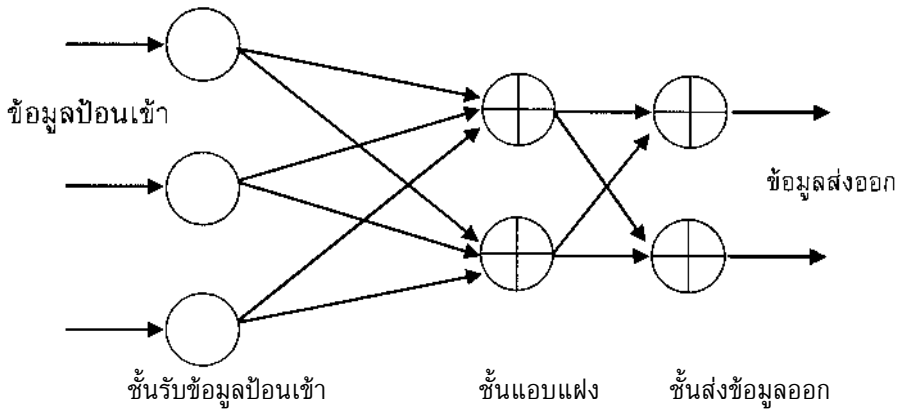
รูปที่ 6 ซิกมอยด์ฟังก์ชัน



สมการของซิกมอยด์คือ

เมื่อ x เป็นค่าผลรวมของหน่วยที่ j ดังนั้นสมการนี้เมื่อได้รับค่า $f(S_j)$ แล้ว ค่า $f(S_j)$ จะกลายเป็นผลลัพธ์ของหน่วยที่ j

สำหรับชั้นรับข้อมูลป้อนเข้า จะไม่มีการประมวลผลเกิดขึ้น และไม่มีการแปลงค่าข้อมูล เนื่องจากแต่ละหน่วยประมวลผลจะใช้ค่าของข้อมูลป้อนเข้าเป็นค่าของตนเอง โครงข่ายประสาทเทียมแบบการแพร่เดินทางแสดงดังรูปที่ 7

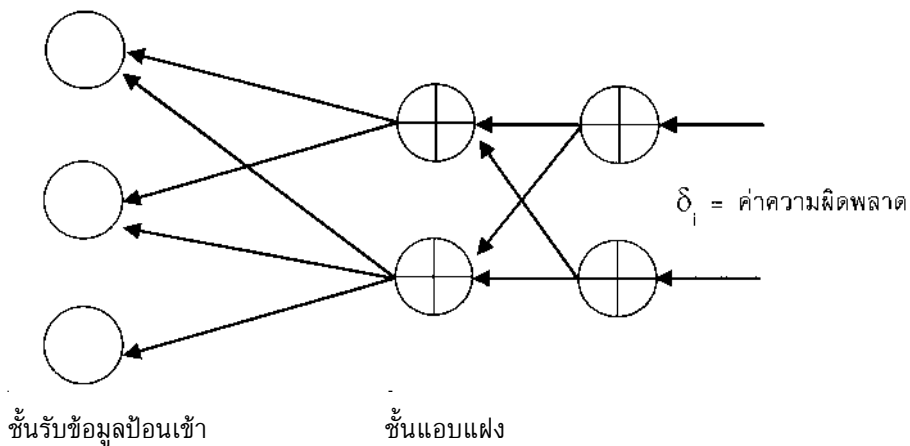


รูปที่ 7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่เดินทาง

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

2. การแพร่ย้อนกลับ (back propagation) ชั้นตอนนี้ ค่าความผิดพลาด (δ) จะถูกคำนวณที่หน่วยประมวลผลทั้งหมด และคำนวณ

ค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนของการเชื่อมโยง การคำนวณนี้เริ่มที่ชั้นส่งข้อมูลออก และแพร่ย้อนกลับไปยังชั้นรับข้อมูลป้อนเข้า แสดงดังรูปที่ 8



รูปที่ 8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ขั้นปรับปรุงความผิดพลาด เกิดหลังจากที่ดำเนินการแพร่เดินหน้าแล้ว หน่วยประมวลผลแต่ละหน่วย ในชั้นส่งข้อมูลออกจะให้ค่าผลลัพธ์ที่ต้องนำมาเปรียบเทียบกับค่าผลลัพธ์เป้าหมายในชุดการสอน ความต่างต่างนั้นคือ ค่าความผิดพลาดสำหรับแต่ละหน่วยในชั้นส่งข้อมูลออก ซึ่งค่าน้ำหนักของการเชื่อมโยงไปยังชั้นส่งข้อมูลออกจะถูกปรับจากนั้นค่าความผิดพลาดของหน่วยในชั้นแอบแฝงจะถูกปรับเช่นกัน กระบวนการนี้จะดำเนินไปจนกระทั่งจะถึงชั้นรับข้อมูลป้อนเข้า

ค่าความผิดพลาด (δ) สามารถหาได้จากการคำนวณจากสมการ

$$\delta_j = (t_j - a_j) f'(S_j)$$

เมื่อ t_j = ค่าเป้าหมายของหน่วยที่ j

a_j = ค่าผลลัพธ์ของหน่วยที่ j

$f'(x)$ = อนุพันธ์ของซิกมอยด์ฟังก์ชัน

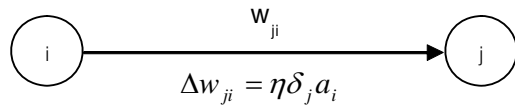
S_j = ผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า

$$w_{ji}^{new} = w_{ji}^{old} + \Delta w_{ji}$$

หน่วยที่ j

การปรับน้ำหนักจะปรับโดยใช้ค่าของ δ ทุกหน่วยที่รับผลลัพธ์จากหน่วยที่ j ค่าน้ำหนักแต่ละค่าจะถูกปรับโดยนำค่าของหน่วยที่รับข้อมูลป้อนเข้าจากการเชื่อมโยงนั้น ค่าน้ำหนักจะถูกปรับโดยสมการ

ดังรูปที่ 9 แสดงการปรับค่าน้ำหนัก w_{ji} ซึ่งค่านี้ขึ้นกับตัวแปร 3 ตัว คือ η , δ_j และ a_i



รูปที่ 9 การปรับค่าน้ำหนัก

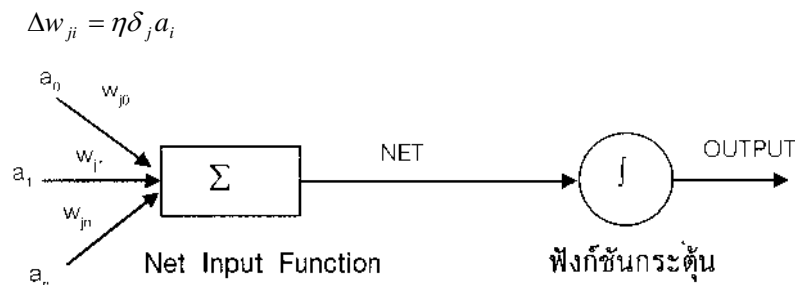
ตัวแปร η คือ ค่าสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ซึ่งกำหนดโดยผู้ใช้ นอกจากค่า η แล้วยังมีค่าโมเมนตัม (α) ซึ่งคิดค้นโดย Rumelhart Hinton และ William ซึ่งค่านี้จะช่วยให้การเรียนรู้เร็วขึ้น ดังนั้น ค่าน้ำหนักจะถูกปรับโดยสมการ

$$\Delta w_{ji}(k+1) = \eta \delta_j a_i + \alpha [\Delta w_{ji}(k)]$$

เมื่อ k คือ ดัชนีเวลา (time index) หรือจำนวนรอบของการปรับค่าน้ำหนัก

ฟังก์ชันการแปลงค่า

โครงข่ายประสาทเทียมโดยทั่วไปประกอบด้วย 3 ชั้น คือ ชั้นนำข้อมูลป้อนเข้า ชั้นแอบแฝงและชั้นส่งข้อมูลออก โดยชั้นแอบแฝงจะมีการใช้ฟังก์ชันการแปลง หรือบางครั้งเรียกว่าฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) แสดงดังรูปที่ 10



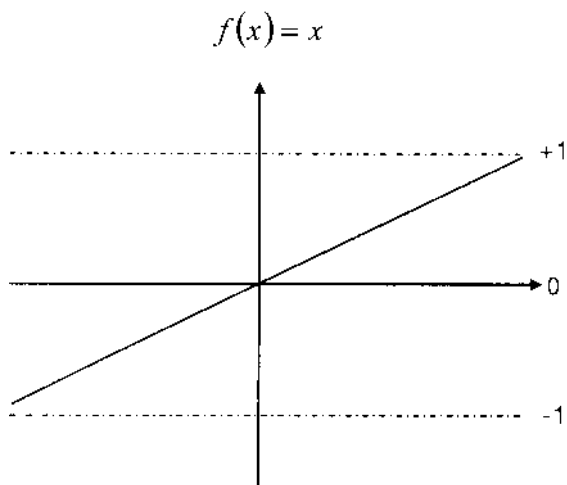
รูปที่ 10 ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function)

โดยปกติฟังก์ชันการแปลง (transfer function) สามารถแบ่งได้ 2 ประเภท คือ

1. ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น (Linear Transfer Function)

ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น สามารถเรียนรู้เพียงความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออก ดังนั้น จึงไม่สามารถหาคำตอบได้สำหรับบางกรณี อย่างไรก็ตาม ถ้าคำตอบที่ได้ไม่ใช่คำตอบที่ดีพอ ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้นจะหาค่าต่ำสุดของผลรวมค่าผิดพลาดกำลังสอง แต่ถ้าอัตราการเรียนรู้มีค่าน้อย โครงข่ายประสาทเทียมจะหาคำตอบที่ใกล้เคียงเท่าที่จะเป็นไปได้ที่แสดงลักษณะเชิงเส้นของลักษณะของโครงข่าย

ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์และแสดงได้ดังรูปที่ 11



รูปที่ 11 ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น

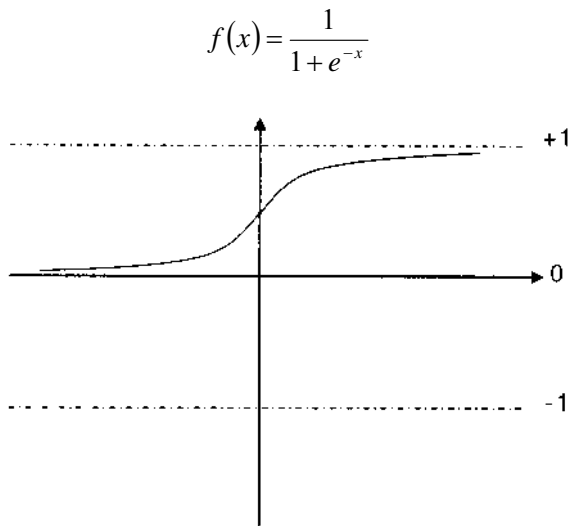
2. ฟังก์ชันการแปลงไม่ใช่เชิงเส้น (Nonlinear Transfer Function)

ฟังก์ชันการแปลงไม่ใช่เชิงเส้น ประกอบด้วย ฟังก์ชันการแปลง 2 ชนิด คือ

2.1 ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (Sigmoid Function)

ซิกมอยด์ฟังก์ชัน หรือฟังก์ชันการแปลงแบบซิกมอยด์ จะบีบช่วงข้อมูลป้อนเข้าที่ไม่จำกัดให้เป็นช่วงของข้อมูลส่งออกที่จำกัด โดยที่ช่วงของข้อมูลส่งออกจะอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ฟังก์ชันการแปลงแบบซิกมอยด์จะแสดงลักษณะของข้อเท็จจริงที่มีความชันเข้าใกล้ศูนย์เมื่อข้อมูลป้อนเข้ามีจำนวนมาก ขั้นตอนวิธีการฝึกฝนแบบแพร่ย้อนกลับ มีวัตถุประสงค์เพื่อลดผลกระทบที่ส่งผลกระทบต่อขนาดของอนุพันธ์ไม่ให้มีผลกระทบต่อค่าน้ำหนักปัจจุบันโดยขนาดของการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักถูกกำหนดโดยค่าปัจจุบันที่แยกออกมา ค่าปัจจุบันสำหรับค่าน้ำหนักและความโน้มเอียงแต่ละค่าจะเพิ่มขึ้นเมื่ออนุพันธ์ของฟังก์ชันสัมพันธ์กับค่าน้ำหนักที่มีเครื่องหมายเดียวกันสำหรับการกระทำซ้ำรอบสอง และค่าปัจจุบันจะลดลงเมื่ออนุพันธ์ที่สัมพันธ์กับน้ำหนักเปลี่ยนแปลงเครื่องหมายจากการกระทำซ้ำรอบก่อน ถ้าอนุพันธ์เท่ากับศูนย์แสดงว่าค่าปัจจุบันยังคงเดิม

ฟังก์ชันการแปลงแบบซิกมอยด์ สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์และแสดงได้ดังรูปที่ 12



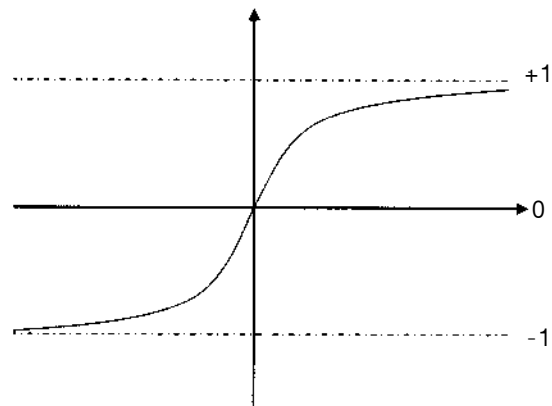
รูปที่ 12 ฟังก์ชันการแปลงแบบซิกมอยด์

2.2 ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent Function)

ฟังก์ชันการแปลงแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ มีลักษณะเช่นเดียวกับฟังก์ชันการแปลงแบบซิกมอยด์ (sigmoid transfer function) แต่ต่างกันเพียงช่วงของข้อมูลส่งออกจะอยู่ในช่วง -1 ถึง +1

ฟังก์ชันการแปลงแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์และแสดงได้ดังรูปที่ 13

$$f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^x}$$



รูปที่ 13 ฟังก์ชันการแปลงแบบไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์

การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ที่ประยุกต์ใช้ความรู้จากหลากหลายสาขามารวมเข้าด้วยกัน นับว่าเป็นศาสตร์ที่กำลังมีบทบาทอย่างยิ่งในปัจจุบัน กล่าวโดยสรุปโครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาประยุกต์ใช้กับงานด้านต่างๆ ได้ดังนี้

1. การจำแนกรูปแบบ (pattern recognition) เช่น การมองเห็นวัตถุ หรือการวิเคราะห์เสียงพูดเพื่อแปลความหมาย
2. การทำนาย (prediction) หรือการพยากรณ์ (forecasting) เช่น การทำนายราคาหุ้นของตลาดหลักทรัพย์ การพยากรณ์อัตราการไหลของน้ำ การพยากรณ์ราคาลินค้า เป็นต้น
3. การควบคุม (control) เช่น การควบคุมระบบของเครื่องปรับอากาศ การควบคุมระบบเครื่องยนต์ และการควบคุมหุ่นยนต์ เป็นต้น



4. การหาความเหมาะสม (optimization) เช่น การเลือกกระยะทางที่ใกล้ หรือสั้นที่สุดในการเดินทาง (shortest path)

5. การจัดกลุ่ม (clustering) และการจัดหมู่ (categorization) เช่น การวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม หรือภาพถ่ายทางอากาศ

บทสรุป

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) คือ การสร้างคอมพิวเตอร์ที่จำลองวิธีการทำงานของสมองมนุษย์ หรือทำให้คอมพิวเตอร์รู้จักคิดและจดจำในแนวเดียวกับโครงข่ายประสาทของมนุษย์ เพื่อช่วยให้คอมพิวเตอร์เข้าใจภาษามนุษย์ และรู้จำได้ ซึ่งอาจเรียกได้ว่าเป็น “สมองกล” โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยข้อมูลป้อนเข้า และข้อมูลส่งออก โดยมีการกำหนดค่าน้ำหนักให้แก่เส้นทางการนำเข้าของข้อมูลแต่ละตัว การสร้างการเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้มีความคิดเสมือนมนุษย์ มี 2 วิธี คือ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน

(Supervised Learning) เปรียบเทียบกับมนุษย์ เหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) เปรียบเทียบกับมนุษย์ เช่น การที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ ตามลักษณะรูปร่างของมันได้ด้วยตนเอง

เนื่องจากความสามารถในการจำลองพฤติกรรมทางกายภาพของระบบที่มีความซับซ้อนจากข้อมูลที่ป้อนเข้า เพื่อการเรียนรู้การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม จึงมีผู้นำมาประยุกต์ใช้กับงานหลายประเภท เช่น การจำแนกรูปแบบที่มีความไม่แน่นอน การประมาณค่าฟังก์ชันหรือการประมาณความสัมพันธ์ นอกจากนี้ยังสามารถนำไปประยุกต์กับงานด้านต่าง ๆ อีกหลายด้าน ตัวอย่างเช่น การวิเคราะห์และออกแบบระบบที่ช่วยในการแนะนำผู้ปฏิบัติงานในการควบคุมระบบปรับอากาศของอาคาร เพื่อให้ประหยัดพลังงานมากที่สุดในขณะที่ยังรักษาสรรณะของระบบไว้สูงสุด

เอกสารอ้างอิง

- Ader, H. J. and Bramsen, I. (1998) “Representation of a structural equation model as a neural Network” **Computer Modeling of social processes**. London : SAGE.
- Coulibaly, P., Anctil, F. and Bobee, B. (2000) “Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach” **Journal of Hydrology**. (230) p. 244-257.
- Delurgio, S. A. (1998) **Forecasting Principles and Applications**. Singapore : McGraw-Hill.
- De Matos, G. (1994) **Neural Networks for forecasting foreign exchange rates**. M.Sc. thesis Canada : University of Manitoba.



- Fausett, L. (1994) **Foundations of Neural Networks : Architectures Algorithms and Applications**. London : Prentice-Hall International.
- Garson, G. D. (1998) **Neural Networks an Introductory Guide for Social Scientists**. London : SAGE.
- Gonzalez, Julie. M. B. & DesJardins, S. L. (2002) "Artificial neural networks : a new approach to predicting application behavior" **Research in Higher Education**. 43 (2) p. 235-258.
- Hand, D. J. (1993) **Artificial intelligence frontiers in statistics**. London : Chapman & Hall.
- Hill, T. et. al. (1996) "Neural network models for time series forecasts" **Management Science**. 42 (7) p. 1082-1092.
- Jain, A. K. and Mao, J. (1996) "Artificial neural networks : a tutorial" **Computer**. 29 (3) p. 31-43.
- J. E. Dayhoff, (1990). **Regularity properties in pulse transmission networks**. National Biomedical Research Foundation. 3. p. 621-626.
- Liebrand, B. G., Nowak, A. and Hegselmann, R. (1998) **Computer Modeling of Social Processes**. London : SAGE.
- Limin, F. (1994) **Neural Networks in Computer Intelligence**. New York : Mcgraw-Hill.
- Parker, D. (1982) **Learning-logic**. Center for Computational Research in Economics and Management Science. MIT.
- Patterson, D. W. (1996) **Artificial Neural Networks:Theory and Applications**. Singapore : Prentice Hall.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1986) **Parallel Distributed Processing**. MIT.
- Webos, P. (1974) **Beyond regression : new tools for prediction and analysis in the Behavioral science**. Ph.D. dissertation United States of America : Harvard University.
- Wilson, R. L. and Hardgrave, B. C. (1995) "Predicting graduate student success in an MBA program : regression versus classification" **Educational and Psychological Measurement**. 55 (2) p. 186-195.