บทที่ 2
หลักการและทฤษฎีพื้นฐานของข่ายงานระบบประสาท

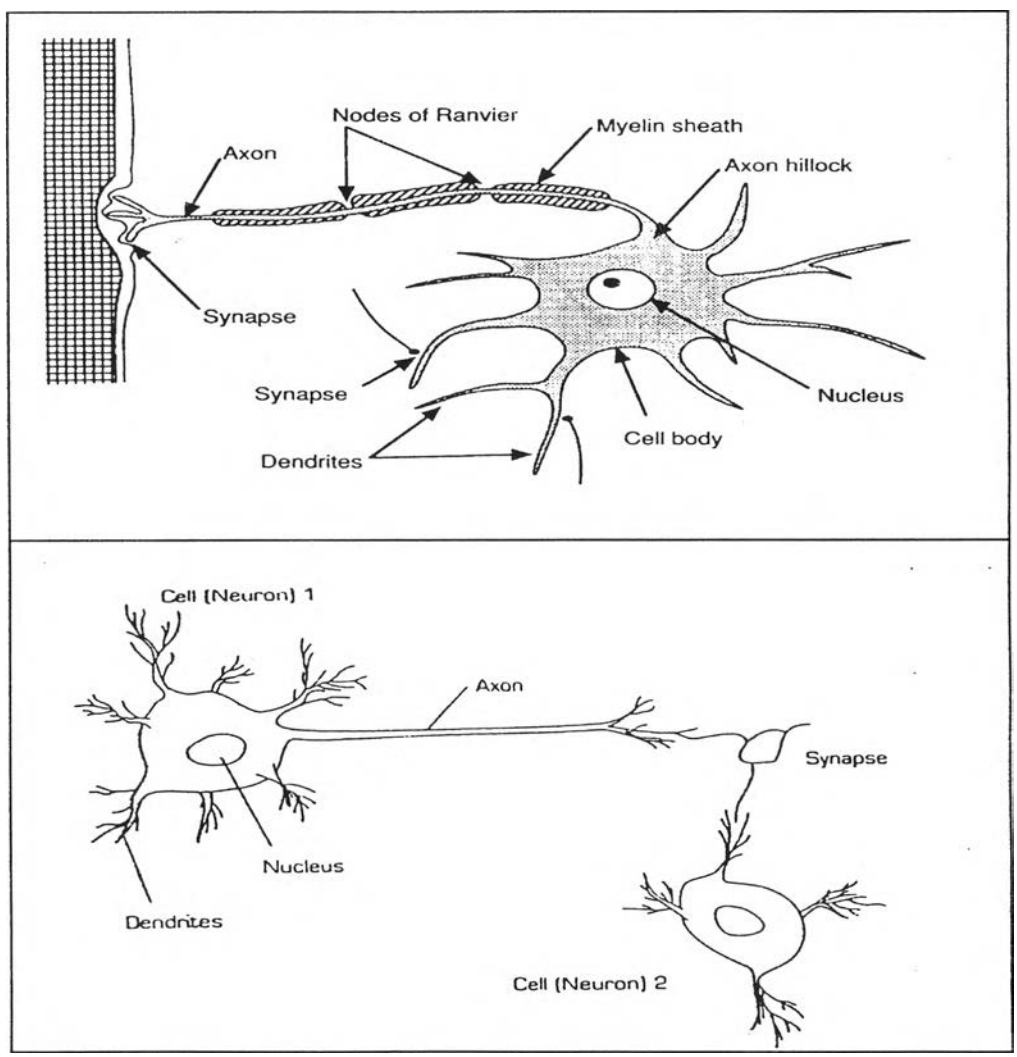
2.1 บทนำ

ข่ายงานระบบประสาท (Neural Networks : NNs) หรือ เครือข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANNs) คือ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่พัฒนาขึ้นด้วยจุดประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือ (โดยเฉพาะอย่างยิ่งคอมพิวเตอร์) ให้มีความสามารถในการเรียนรู้ การจำ การจัดการกับข้อมูลที่คลุมเครือ ซับซ้อนกำกวม และไม่สมบูรณ์ได้ ทำให้การประมวลผลมีความแม่นยำ รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพสูง โดยอาศัยพื้นฐานหลักการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์ การประยุกต์ใช้ความรู้และเทคโนโลยีส่วนหนึ่งได้มาจากวิชาชีววิทยาและชีวฟิสิกส์ที่เกี่ยวข้องกับเซลสมองมนุษย์ เนื่องจากสมองมนุษย์มีความสามารถเหนือกว่าคอมพิวเตอร์ในงานหลายชนิด ตัวอย่างที่เห็นได้ชัดคือ กระบวนการจดจำภาพหรือรูปแบบหน้าตา วัตถุ และสามารถตัดสินใจว่าภาพหน้าตาหรือวัตถุดังกล่าว เป็นอะไรหรือเป็นใคร กระบวนการจดจำและตัดสินใจด้วยนี้ เป็นกระบวนการที่มีความเร็วกว่าวิธีการจดจำภาพหรือรูปแบบที่ใช้กันในอดีต จึงได้มีการศึกษาเพื่อหาแบบจำลองของเซลประสาทเทียม (Artificial Neuron) ข่ายงานระบบประสาท (Neural Network) และกระบวนการเรียนรู้ (Learning or Training Algorithm) แล้วนำมาประยุกต์ใช้ในเครื่องคอมพิวเตอร์ ข่ายงานระบบประสาทจัดเป็นศาสตร์ประเภทหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) ที่สามารถทำงานได้แม้ในสภาวะแวดล้อมที่มีการผิดเพี้ยน อีกทั้งยังสามารถสอนให้รับรู้สภาพการณ์ใหม่ๆได้โดยเพียงแต่เพิ่มรูปแบบการเรียนรู้เข้าไปอีกเท่านั้นซึ่งคุณสมบัติข้อนี้ไม่สามารถหาได้จากโปรแกรมทั่วไปได้

2.2 ลักษณะทางชีววิทยาของเซลประสาท

2.2.1 เซลประสาท (Neuron) ประกอบด้วย (เหรียญพงษ์, 2537)

- ตัวเซล (Soma Cell / Cell Body) มีส่วนประกอบเหมือนเซลทั่วๆไป เช่น นิวเคลียส และไซโตปลาสซึม
- ใยประสาท (Nerve Fiber) คือ ส่วนของโปรโตปลาสซึมของเซลที่ยื่นออกไป มี 2 ชนิด คือ เดนไดร์และแอกซอน (ดูรูปที่ 2.1 ประกอบ)



รูปที่ 2.1 แสดงเซลประสาทและการไซแนปส์

เดนไดร์ (Dendrite) เส้นใยนี้ทำหน้าที่ รับความรู้สึกเข้าสู่ตัวเซลประสาท แขนงสั้น มีจำนวนมากกว่า 1 แขนง ไม่มีเยื่อไมอิลินหุ้ม เส้นผ่าศูนย์กลางไม่เท่ากันโดยตลอด

แอกซอน (Axon) เส้นใยนี้ทำหน้าที่ ส่งกระแสประสาทออกจากตัวเซลเป็นแขนงยาว แต่ละเซลประสาทมีแอกซอน 1 แขนง เส้นผ่าศูนย์กลางเท่ากันตลอด และมีเยื่อไมอิลินหุ้ม

เยื่อไมอิลินหุ้ม (Myelin Sheath) คือ เปลือกชั้นในที่หุ้มใยประสาท (แขนงประสาท) ถือว่าเป็นเซลเมมเบรนของเซลชวาน เป็นสารพวกฟอสฟอลิปิด (Phospholipid) มีคุณสมบัติคือ เป็นฉนวนไฟฟ้าที่ดี ทำให้กระแสประสาทเคลื่อนที่ได้รวดเร็ว

เซลชวาน (Schwann Cell) คือ ส่วนเปลือกชั้นนอก ซึ่งเป็นเซลบางๆ ติดต่อกับเยื่อไมอิลิน ทำหน้าที่สร้างเยื่อไมอิลิน

โหนด ออฟ แรนเวียร์ (Nodes of Ranvier) หมายถึง รอยคอดของเซลชวานในแอกซอน เป็นบริเวณที่ไม่มีเยื่อไมอิลินหุ้ม ทำหน้าที่ช่วยให้สัญญาณประสาท (Nerve Impulse) กระโดดข้ามช่องว่างนี้ ซึ่งทำให้การส่งสัญญาณรวดเร็วขึ้น การนำกระแสความรู้สึกแบบนี้ เรียกว่า การนำกระแสแบบไม่ต่อเนื่อง หรือแบบกระโดด (Hopping / Saltatory Conduction) เซลที่มีขนาดใหญ่มี โหนด ออฟ แรนเวียร์ ห่างกันมากก็ยิ่งสามารถนำกระแสความรู้สึกได้รวดเร็วยิ่งขึ้น

เส้นใยประสาทที่มีเยื่อไมอิลินหุ้มนี้ อาจเทียบได้กับระบบการส่งสัญญาณภาพโทรทัศน์ ไปยังสถานีที่อยู่ไกลๆ ที่ต้องผ่านสถานีถ่ายทอดเป็นช่วงๆ โดยมีโหนด ออฟ เรนเวียร์ เป็นสถานีถ่ายทอด พบว่าระยะห่างระหว่างโหนดหนึ่งๆของเซลประสาท อยู่ในช่วงประมาณ 200-2000 ไมครอน อัตราส่วนระหว่างระยะห่างของโหนด ต่อเส้นผ่าศูนย์กลางเส้นใยประสาทมีประมาณ 100 ต่อ 1 ยิ่งเส้นใยที่มีเยื่อไมอิลินหุ้มมาก ก็จะมีระยะห่างระหว่างโหนดมาก และยิ่งเพิ่มประสิทธิภาพ ในการนำกระแสความรู้สึกได้ดียิ่งขึ้น

2.2.2 ไซแนพส์ (Synapse) คือ บริเวณที่ปลายของแอกซอนของเซลประสาทหนึ่งกับปลายของเดนไดรต์ของเซลประสาทอื่น มาสัมผัสติดต่อกัน หรือเป็นบริเวณที่อยู่ชิดกันที่สุดระหว่างเยื่อหุ้มของเซลประสาทด้วยกัน หรือระหว่างเซลประสาทและแอฟเฟกเตอร์ (Effector) เช่น กล้ามเนื้อและต่อมต่างๆ

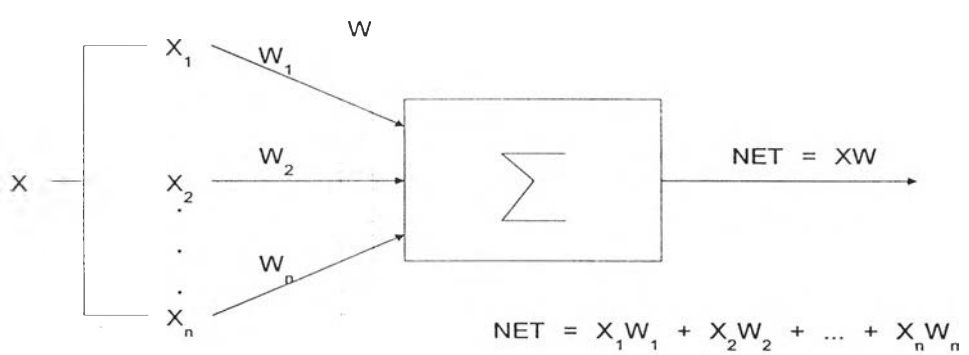
จากการคำนวณพบว่า สมองของมนุษย์ ซึ่งเป็นส่วนที่สลับซับซ้อนที่สุดของระบบประสาท มีเซลประสาทอยู่ถึง 10^{11} เซล (Herz, Krogh, Palmer, 1991) และมีไซแนพส์อยู่มากถึงประมาณ 10^{14} แห่งด้วยกัน การถ่ายทอดกระแสความรู้สึกที่ผ่านไซแนพส์ของเซลประสาทหนึ่งไปยังอีกเซลหนึ่งนั้นอาจอยู่ในรูปของสารเคมี เรียกว่า ไซแนพส์เคมี (Chemical Synapse) หรือถ่ายทอดในรูปของกระแสไฟฟ้าที่ผ่านไปได้โดยตรง เรียกว่า ไซแนพส์ไฟฟ้า (Electrical Synapse)

2.3 การจำลองเซลประสาทเทียม (Artificial Neuron / Neuron / Unit / Processing Element)

โหนด (Nodes) ถูกออกแบบเพื่อเลียนแบบคุณสมบัติเบื้องต้นของเซลประสาท โดยชุดข้อมูลเข้า (Inputs) จะถูกคูณด้วยค่าน้ำหนัก (Weights) ซึ่งเปรียบเสมือนกับค่าความแข็งแกร่งของไซแนพส์ และ ผลคูณที่ได้จะถูกรวมกันเข้าสู่โหนด การเปรียบเทียบเซลประสาทของมนุษย์กับเซลประสาทเทียม ที่จำลองขึ้นแสดงไว้ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 การเปรียบเทียบระหว่างเซลประสาทของมนุษย์กับเซลประสาทเทียมที่จำลองขึ้น

เซลประสาทของมนุษย์	เซลประสาทเทียมที่จำลองขึ้น
ตัวเซล (Soma Cell / Cell Body)	เซลประสาทเทียม / โหนด (Nodes)
เดนไดร์ (Dendrite)	ข้อมูลเข้า (Input)
แอกซอน (Axon)	ข้อมูลออก (Output)
ไซแนพส์ (Synapse)	ค่าน้ำหนัก (Weights)



รูปที่ 2.2 แสดงเซลประสาทเทียม

จากรูปที่ 2.2 X_1 , X_2 , ... , X_n เป็นข้อมูลเข้า (Inputs) แต่ละตัว แทนสัญญาณประสาทและเขียนแทนด้วย Vector X และให้ W_1 ,W_2 , ... , W_n เป็นค่าน้ำหนัก (Weights) แต่ละตัวแทนความเข้มของไซแนพส์ ซึ่งเขียนแทนด้วย Vector W

กรอบผลรวม (Σ) แทน ตัวเซล (Soma Cell)

NET เป็นข้อมูลออก (Outputs)

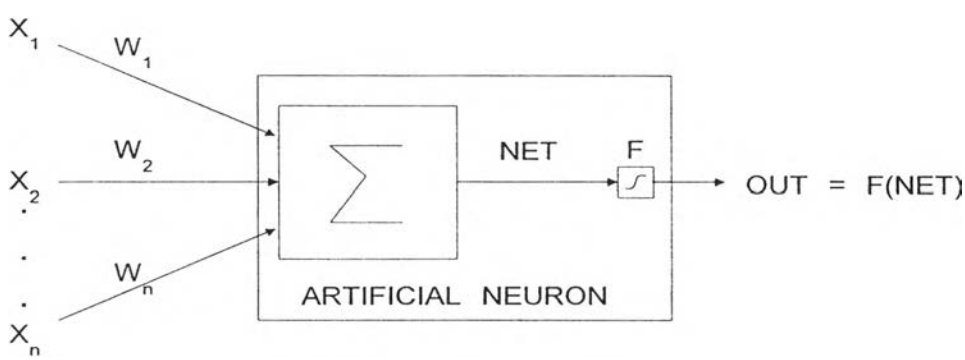
เมื่อทำการรวมผลคูณระหว่าง X_iW_i จะได้สมการทางคณิตศาสตร์คือ

$$NET = X_1W_1 + X_2W_2 + ... + X_nW_n = \sum_{i=1}^{n} X_i W_i$$

2.4 ฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer Function / Activation Function)

ในการส่งข้อมูลต่อไปยังโหนดอื่นๆนั้นจะต้องทำการแปลงค่าข้อมูลเข้าให้มีค่าเหมาะสมเสียก่อนโดยการใช้ฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer Function) ในทำนองเดียวกันค่าข้อมูลออก (OUT) ที่ได้จะต้องผ่านฟังก์ชันการแปลงค่าด้วย เพื่อว่าค่าผลลัพธ์จะได้ไม่ใหญ่มากและมีค่าอยู่ในเกณฑ์ที่กำหนด ซึ่งแสดงเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้ (ดูรูปที่ 2.3)

ข้อมูลออก (OUT) = F (NET)



รูปที่ 2.3 แสดงผลลัพธ์ที่ผ่านฟังก์ชันการแปลงค่าของเซลประสาทเทียม

ฟังก์ชันการแปลงค่าที่นิยมใช้ ได้แก่ ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) ฟังก์ชันขั้นบันได (Binary-Threshold Unit / Step Function) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) และ ฟังก์ชันไฮเปอร์บอลิก (Hyperbolic Function)

ในการเลือกรูปแบบฟังก์ชันการแปลงค่านั้น ขึ้นอยู่กับการออกแบบข่ายงานระบบประสาท โดยในบางข่ายงาน นักพัฒนาระบบมีความยืดหยุ่นในการเลือกฟังก์ชันการแปลงค่าได้หลายแบบ นอกจากนี้นักพัฒนาระบบยังต้องระบุค่าพารามิเตอร์ต่างๆของสมการ ตัวอย่างเช่น ค่าขีดจำกัด (T หรือ Threshold) ซึ่งการที่จะระบุค่านี้ได้นั้น จะต้องมีการทดลองใช้งานระบบในการแก้ปัญหาเสียก่อน

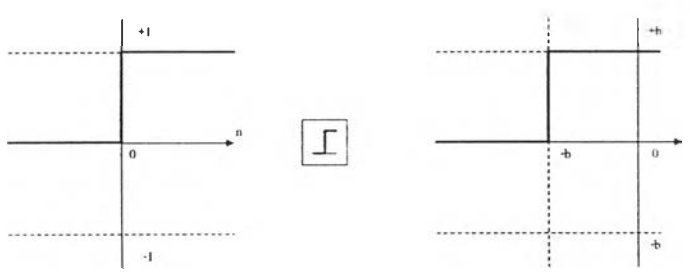
2.4.1 ฟังก์ชันขั้นบันได (Step Function)

เมื่อข้อมูลเข้าสุทธิ (NET) มีค่าถึง ค่าขีดจำกัด T เซลประสาทเทียมจะทำการส่งข้อมูลออกในลักษณะเป็นค่าไม่ต่อเนื่อง เช่น 1 หรือ 0 รูปแบบสมการคือ

ข้อมูลออก (OUT) = 0 : ถ้าข้อมูลเข้าสุทธิ $\leq$ T

1 : ถ้าข้อมูลเข้าสุทธิ $>$ T

โดย T คือค่าคงที่ของระดับ Threshold เช่น อาจกำหนดให้ T = 0.5 หรือ 0.7 เป็นต้น รูปที่ 2.4 แสดงฟังก์ชันขั้นบันได



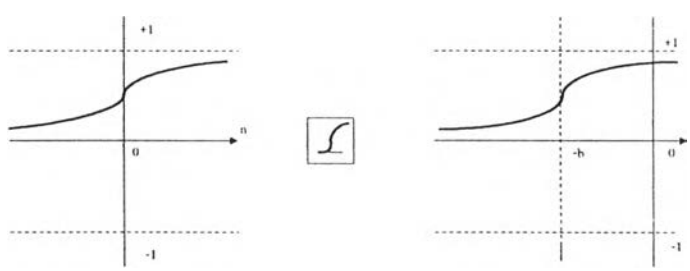
รูปที่ 2.4 ฟังก์ชันขั้นบันได

2.4.2 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

เมื่อข้อมูลเข้าสุทธิมีค่าถึงค่าขีดจำกัด T เซลประสาทเทียมจะทำการส่งเป็นค่าต่อเนื่อง ตั้งแต่ 0 ถึง 1 มีคุณสมบัติที่ช่วยในการแก้ไขปัญหาการอิ่มตัวของสัญญาณรบกวน (Noise – Saturation Dilemma) ดังที่ Grossberg (1973) เสนอไว้ (Wasserman, 1989) โดยมีรูปแบบสมการดังนี้

$$\text{ข้อมูลออก (OUT)} = \frac{1}{1+e^{-NET}} \quad \text{หรือ} \quad \frac{1}{1+e^{-X}}$$

รูปที่ 2.5 แสดงฟังก์ชันซิกมอยด์ แสดงในรูปที่ 2.5



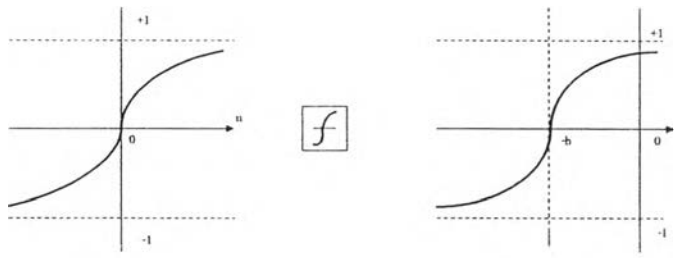
รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันซิกมอยด์

2.4.3 ฟังก์ชันไฮเปอร์บอลิก (Hyperbolic Tangent Function)

เป็นรูปแบบหนึ่งของฟังก์ชันซิกมอยด์ โดยที่ข้อมูลออกจะมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 เป็นที่นิยมใช้โดยนักชีววิทยา เพื่อเป็นรูปแบบสมการทางคณิตศาสตร์ แทนรูปแบบของการกระตุ้นเซลประสาท (Nerve – Cell Activation) (Wasserman, 1989) รูปแบบของสมการเป็นดังนี้

$$\text{ข้อมูลออก (OUT)} = \tanh(x)$$

รูปของฟังก์ชันไฮเปอร์บอลิก แสดงในรูปที่ 2.6

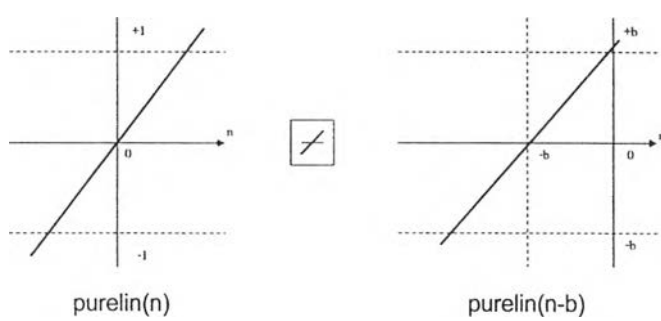


รูปที่ 2.6 ฟังก์ชันไฮเปอร์บอลิก

2.4.4 ฟังก์ชันเส้นตรง (Linear Function)

มีรูปแบบสมการง่าย ๆ ดังนี้

ข้อมูลออก (OUT) = X หรือ F (NET)



รูปที่ 2.7 ฟังก์ชันเส้นตรง

ดูตัวอย่างสมการที่นิยมใช้กันทั่วไปในตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 *สรุปฟังก์ชันการแปลงค่าลักษณะต่างๆ*

ฟังก์ชันการแปลงค่า	สมการทางคณิตศาสตร์	ผลลัพธ์
ขั้นบันได	$F(NET) = \begin{cases} 1 & \text{ถ้า } NET > T \\ 0 & \text{ถ้า } NET \leq T \end{cases}$	1 หรือ 0
ซิกมอยด์	$F(NET) = \frac{1}{1+e^{-x}}$	ระหว่าง 0 ถึง 1
ไฮเปอร์บอลิก	$F(NET) = \tanh(x)$	ระหว่าง -1 ถึง 1
เส้นตรง	$F(NET) = X$	ทุกค่า

2.5 ประวัติการวิจัยทางด้านข่ายงานระบบประสาท

ประวัติการพัฒนาข่ายงานระบบประสาทได้แบ่งออกเป็น 3 ยุคด้วยกัน (ดูประวัติโดยละเอียดได้จากตารางที่ 2.3) คือ

- ยุคที่หนึ่ง (ค.ศ. 1940) กำเนิด Perceptron ค้นคว้าโดย McCulloch & Pitts
- ยุคที่สอง (ค.ศ. 1960) กำเนิด Adaline / Madaline ค้นคว้าโดย Widrow - Hoff
- ยุคที่สาม (ค.ศ. 1980) กำเนิด Backpropagation ค้นคว้าโดย Rumelhart

ตารางที่ 2.3 ประวัติการพัฒนาข่ายงานระบบประสาท

เวลา	ผู้ค้นคว้า	งานวิจัย
แนวความคิดพื้นฐาน 1940 - 1960	McCulloch & Pitts	Boolean Logic
	Farley & Clark / Hebb	Synaptic Learning Rule
	Rosenblatt	Perceptron
	Steinbuch, Taylor	Associative Memory
ทฤษฎีขั้นพื้นฐาน 1960 - 1980	Widrow - Hoff	LMS Algorithm (Adaline / Madaline)
	Albus	Cerebellum Model (CMAC)
	Anderson	Linear Associative Memories
	Van Der Malsburg	Competitive Learning
	Fukushima	NGO – Cognitron
	Grossberg And Carpenter	Adaptive Resonance Theory (ART) and Boundary Contour System (BCS)
ยุคเฟื่องฟู 1980 - ปัจจุบัน	Kohonen	Feature Maps
	Feldman & Ballard	Connectionist Models
	Hopfield	Associative Memory Theory
	Reily, et. al.	Reduced Coulomb Energy
	Hinton & Sejnowski	Boltmann Machine
	Rumelhart et. al.	Backpropagation & PDP Books
	Edelman, Reeke	Darwin III (Neural) Darwinish

2.6 คุณสมบัติของข่ายงานระบบประสาท

ข่ายงานระบบประสาทประกอบด้วยโหนดจำนวนมากมาย การจัดเรียงตัวของโหนดอาจจะเหมือนหรือต่างจากลักษณะทางกายวิภาคของสมองมนุษย์ก็ได้ แม้ว่าการเรียงตัวของโหนดจะมีความเหมือนอย่างผิวเผินกับเซลประสาทในสมองมนุษย์ แต่ก็มีคุณสมบัติบางอย่างคล้ายคลึงกับสมองมนุษย์ เช่น สามารถเรียนรู้จากตัวอย่าง ประสบการณ์ สามารถปรับตัวเองเข้ากับสิ่งแวดล้อมได้เป็นอย่างดี และสามารถอนุมานจากสิ่งที่เรียนรู้ไปสู่สิ่งที่ไม่เคยเรียนรู้มาก่อนได้ นั่นคือคุณสมบัติที่เรียกว่า ความสามารถในการบ่งชี้ลักษณะทั่วไป (Generalization)

ดังนั้นสามารถแบ่งคุณสมบัติเป็น 2 ประการคือ

2.6.1 การเรียนรู้ (Learning)

ข่ายงานระบบประสาท สามารถเรียนรู้จากชุดการสอนที่เราป้อนให้เรียนรู้

2.6.2 การระลึกหรือจดจำได้

ข่ายงานระบบประสาท สามารถระลึก ชุดการสอน และ ชุดการทดสอบ หรือชุดทั่วไป (General Set) ได้ดีในระดับที่ยอมรับได้ โดยชุดการทดสอบ จะมีความแตกต่างจากชุดที่ข่ายงานระบบประสาทได้เรียนรู้อยู่บ้าง ซึ่งความแตกต่างนี้เรียกว่า มีสิ่งรบกวน (Noise) หรือสิ่งบิดเบือนของข้อมูลประเภทนั้นๆ ซึ่งเป็นลักษณะของสภาพความเป็นจริงที่เกิดขึ้น

ข่ายงานระบบประสาทนั้น มีความเหมาะสมที่จะใช้กับงานประเภทการรู้จำแบบ (Pattern Recognition) ซึ่งวิธีการทางคอมพิวเตอร์แบบดั้งเดิมที่เหมาะกับงานการคำนวณทำงานลักษณะเช่นนี้ได้ไม่ดี

2.7 ส่วนประกอบของข่ายงานระบบประสาท

2.7.1 เซลประสาทเทียม (Artificial Neurons) หรือ โหนด (Nodes) หรือ หน่วยประมวลผล (Processing Elements)

เปรียบเสมือนเซลประสาทในสมองมนุษย์ มีการเชื่อมโยงกันขึ้นมาเป็นข่ายงานระบบประสาท โดยเซลประสาทเทียมจะรับข้อมูลเข้า ประมวลผลข้อมูลนั้น และส่งผลลัพธ์ไปเป็นข้อมูลออก

2.7.2 เส้นเชื่อมโยง (Interconnection)

ทำหน้าที่เชื่อมโยงโหนดในชั้นต่างๆ

2.7.3 ชั้น (Layers)

ประกอบด้วยโหนดที่ต่างๆกัน ชั้นแบ่งออกเป็น

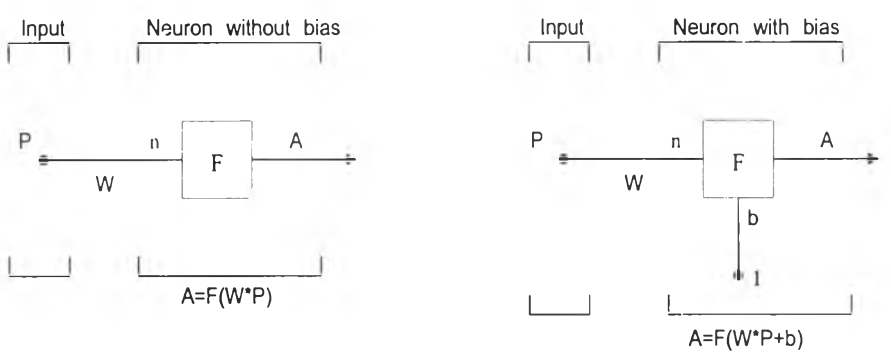
- ชั้นข้อมูลเข้า คือ ชั้นที่ทำหน้าที่รับข้อมูลเข้ามา มีเพียง 1 ชั้น
- ชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) คือ ชั้นที่ทำหน้าที่ ประมวลผลข้อมูล อาจมีเพียง 1 ชั้น หรือมากกว่านี้ ซึ่งถ้ายิ่งมากก็ยิ่งทำให้ข่ายงานระบบประสาทมีความซ้ำซ้อนมากขึ้น ทำให้เวลาในการคำนวณจะยิ่งเพิ่มมากขึ้นในอัตราแบบเอ็กโปแนนเชียล (Exponential) (Turban, 1992)
- ชั้นข้อมูลออก คือ ชั้นที่ทำหน้าที่แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากชั้นแอบแฝงในชั้นสุดท้าย

2.7.4 โครงสร้างของข่ายงานระบบประสาท (Architecture of Network)

เกิดจากการจัดโครงสร้างของโหนด เส้นเชื่อมโยง และจำนวนชั้นต่างๆ มาประกอบกันเกิด เป็นโครงสร้างของข่ายงาน ในรูปแบบ (Model / Paradigm) ที่ต่างๆกัน ได้แก่

- Single Input Neuron

ในระยะเริ่มแรกนั้นข่ายงานระบบประสาทเป็นข่ายงานแบบชั้นเดียว ที่มีจำนวนโหนด 1 โหนด มีข้อมูลเข้า 1 ตัวเท่านั้น (ดูรูปที่ 2.8)

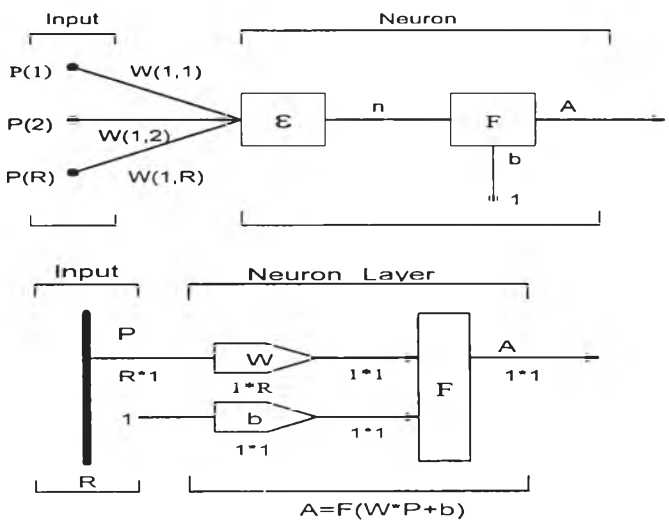


รูปที่ 2.8 Single input Neuron

P = Input F = Transfer Function

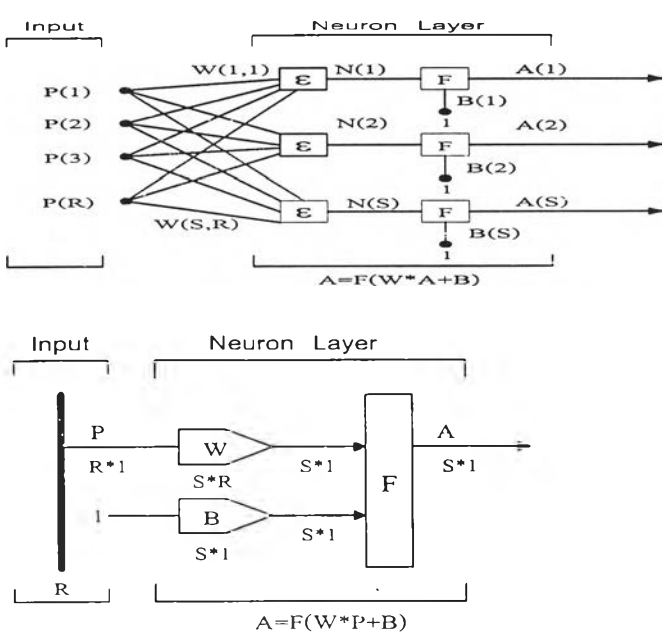
W = Weight A = Output b = Bias

- Multiple Input Neuron มีจำนวน โหนด 1 โหนด แต่มีข้อมูลเข้า R ตัว แต่ละตัวมีค่า P(j) : j = 1,....R (ดูรูปที่ 2.9)



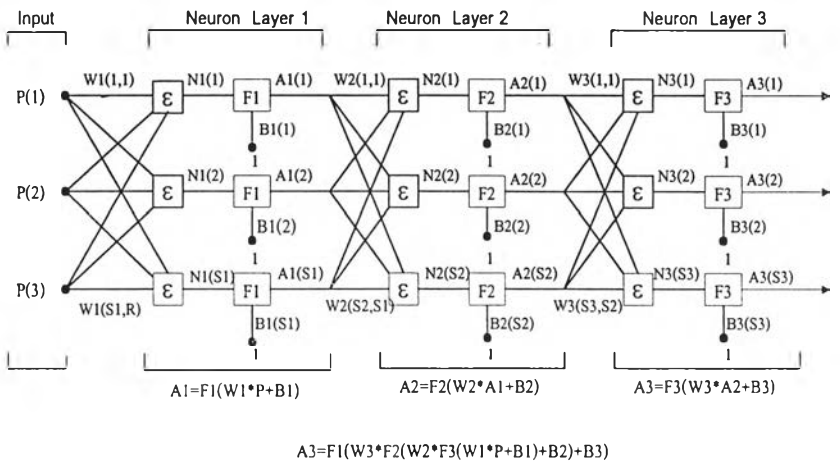
รูปที่ 2.9 Multiple Input Neuron

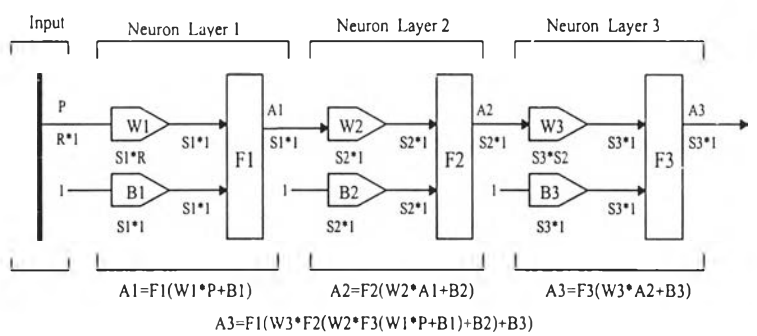
- จำนวนชั้น 1 ชั้น ประกอบด้วยข้อมูลเข้า R ตัว และจำนวนโหนด S โหนด



รูปที่ 2.10 ข่ายงานที่มีจำนวนชั้น 1 ชั้น ประกอบด้วยข้อมูลเข้า R ตัว และจำนวนโหนด S โหนด

- จำนวนชั้นหลายชั้น ประกอบด้วยข้อมูลเข้า R ตัว และแต่ละชั้นมีจำนวนโหนด S โหนด





รูปที่ 2.11 ข่ายงานที่มีจำนวนชั้นหลายชั้น ประกอบด้วยข้อมูลเข้า R ตัว และแต่ละชั้นมีจำนวนโหนด S โหนด

2.8 สารสนเทศที่ต้องใช้และผลลัพธ์ที่ได้ในข่ายงานระบบประสาท

2.8.1 ข้อมูลเข้า (Inputs)

ข่ายงานระบบประสาทสามารถทำการประมวลผลเป็นตัวเลขเท่านั้น ถ้าข้อมูลเข้าเป็นเชิงคุณภาพ หรือรูปภาพ ต้องแปลงข้อมูลให้กลายเป็นค่าเทียบเท่าที่เป็นตัวเลข หรือใส่รหัสให้ข้อมูลเสียก่อน

2.8.2 ข้อมูลออก (Outputs)

คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง (Actual Outputs) จากกระบวนการเรียนรู้ของข่ายงานระบบประสาท

2.8.3 ค่าน้ำหนัก (Weights)

คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ ของข่ายงานระบบประสาท หรือเรียกอีกอย่างว่าค่าความรู้ (Knowledge) ค่าน้ำหนักเป็นสิ่งที่สำคัญมากของข่ายงานระบบประสาท และค่าเหล่านี้จะไม่มีการเปลี่ยนแปลงอีกต่อไปหลังจากสอนให้ข่ายงานระบบประสาทเรียนรู้แล้ว และจะนำค่าเหล่านี้ไปใช้ในการระลึกข้อมูลอื่นๆที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน

2.8.4 ฟังก์ชันผลรวม (Summation Functions)

เป็นผลรวมของค่าข้อมูลเข้า (X_i) และ ค่าน้ำหนัก (W_i) ของข้อมูลนั้น

$$Y = \sum_{i=1}^{n} W_i X_i$$

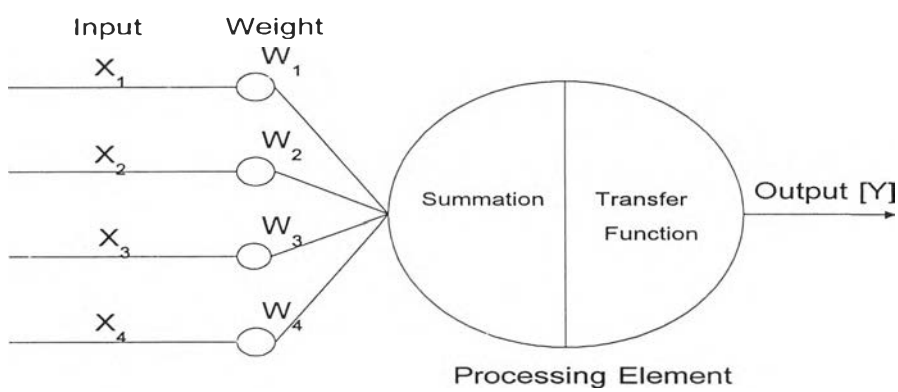
พุทธศาสตรมหาวิทยาลัย

2.8.5 ฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer Functions)

เป็นการคำนวณหาขีดระดับของการส่งข้อมูล ซึ่งแสดงถึงศักยภาพการกระทำ (Action Potential) ของข่ายงานระบบประสาท ว่าเมื่อศักยภาพสูงถึงระดับหนึ่งแล้วจะสามารถส่งข้อมูลต่อไปยังโหนดถัดไปได้หรือไม่ ฟังก์ชันที่นิยมใช้กันคือ ฟังก์ชันซิกมอยด์

จุดประสงค์ของการแปลงค่า เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้ออกมา ถูกปรับเป็นข้อมูลออกที่มีค่าอยู่ภายในเกณฑ์ที่กำหนด (ส่วนใหญ่จะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1) มิเช่นนั้น ค่าข้อมูลออกที่ได้จะเป็นค่าที่ใหญ่จนเกินไป

องค์ประกอบต่าง ๆ ของสารสนเทศที่ใช้แสดงดังรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 แสดงสารสนเทศที่ใช้ และผลลัพธ์ของข่ายงานระบบประสาท

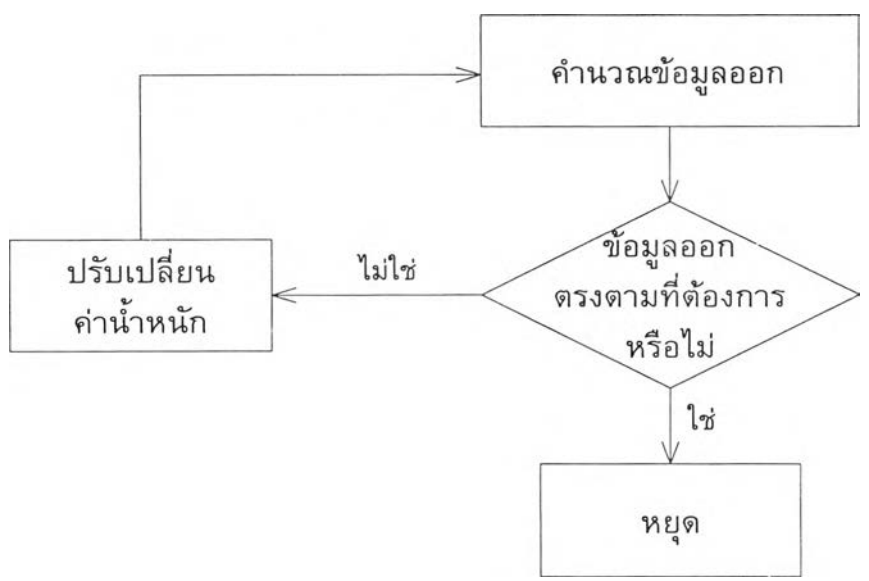
2.9. กระบวนการเรียนรู้ของข่ายงานระบบประสาท

โดยทั่วไปประกอบด้วย 3 กระบวนการ (ดูในรูปที่ 2.13) คือ

(1) คำนวณข้อมูลออก

(2) เปรียบเทียบข้อมูลออกที่เกิดขึ้นจริงกับข้อมูลเป้าหมายถ้าค่าความผิดพลาด (RMS) อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ ก็หยุดการสอน ถ้ายังไม่ยอมรับก็ไปข้อ (3)

(3) ปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก และ ทำซ้ำข้อ (1) ใหม่



รูปที่ 2.13 แสดงกระบวนการเรียนรู้ของข่ายงานระบบประสาท

กระบวนการเรียนรู้ เริ่มด้วยการจัดค่าน้ำหนัก อาจโดยอาศัยกฎเกณฑ์บางข้อที่อ้างถึงหรือโดยการสุ่ม ค่าความแตกต่างระหว่างที่เกิดขึ้นจริง (Z_j) กับเป้าหมาย (Y_j) เรียกว่า ค่าผลต่างเดลต้า (Delta : Δ) ดังสมการ

$$\Delta = Z_j - Y_j$$

จุดประสงค์ของการเรียนรู้ คือ การทำให้ค่าผลต่างเดลต้า มีค่าน้อยที่สุดหรือเป็นศูนย์ ค่าผลต่างเดลต้าจะลดลงได้โดยการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก หรือกล่าวโดยสรุปได้ว่าข่ายงานระบบประสาทจะเรียนรู้ได้โดยการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักของการเชื่อมโยง ดังสมการ

$$W_j \text{ (ใหม่)} = W_j \text{ (เดิม)} + \text{ค่าแอลฟา} \times \Delta \times \text{ข้อมูลเข้า}_j$$

โดย ค่าแอลฟา (Alpha) คือ ค่าอัตราการเรียนรู้ เป็นตัวควบคุมความเร็วในการเรียนรู้ของข่ายงานระบบประสาท

2.10 ประเภทของข่ายงานระบบประสาท

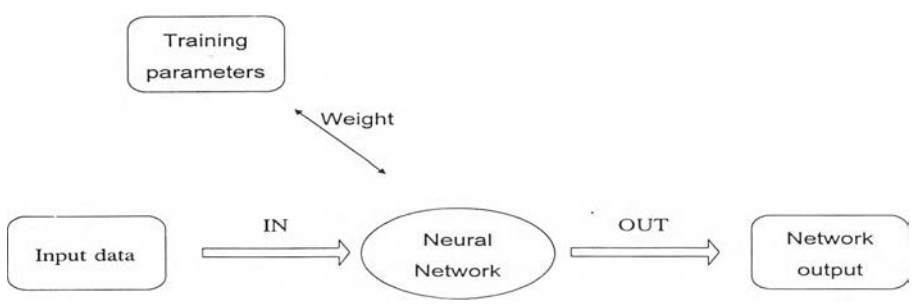
ข่ายงานระบบประสาทแต่ละชนิดมีคุณสมบัติที่แตกต่างกันไปตามวิธีการเรียนรู้ โครงสร้างการ เชื่อมต่อภายใน และลักษณะการทำงาน การแบ่งประเภทของข่ายงานระบบประสาทได้จัดแบ่งตามคุณสมบัติที่สำคัญดังนี้

2.10.1 การเรียนรู้ (Learning) ของข่ายงานระบบประสาท

โดยทั่วไปการเรียนรู้ของข่ายงานระบบประสาท ก็คือการสอนข่ายงานระบบประสาทให้ทำการรู้จักจำแนกชนิดของข้อมูลเข้าที่ป้อนให้ข่ายงาน โดยการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก (Weights) อยู่ตลอดเวลา เพื่อเป็นตัวบ่งชี้คำตอบของข่ายงาน ในกระบวนการสอน จะมีการวนซ้ำ (Iteration) หลายๆรอบ เพื่อให้ข่ายงานระบบประสาทเกิดการเรียนรู้ เมื่อสิ้นสุดการสอนแล้ว ข่ายงานระบบประสาทก็จะสามารถจำแนกชนิดของข้อมูลเข้าส่งเป็นข้อมูลออกได้ และเมื่อมีข้อมูลเข้าใหม่ ๆ ที่ต้องการให้ข่ายงานรู้จักก็สามารถกระทำในทำนองเดียวกัน และต้องมีการสอนใหม่อีก แต่ทำให้ประหยัดเวลา และ แรงงานในการพัฒนาโปรแกรมขึ้นมาใหม่ การเรียนรู้มี 2 วิธีคือ

- การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

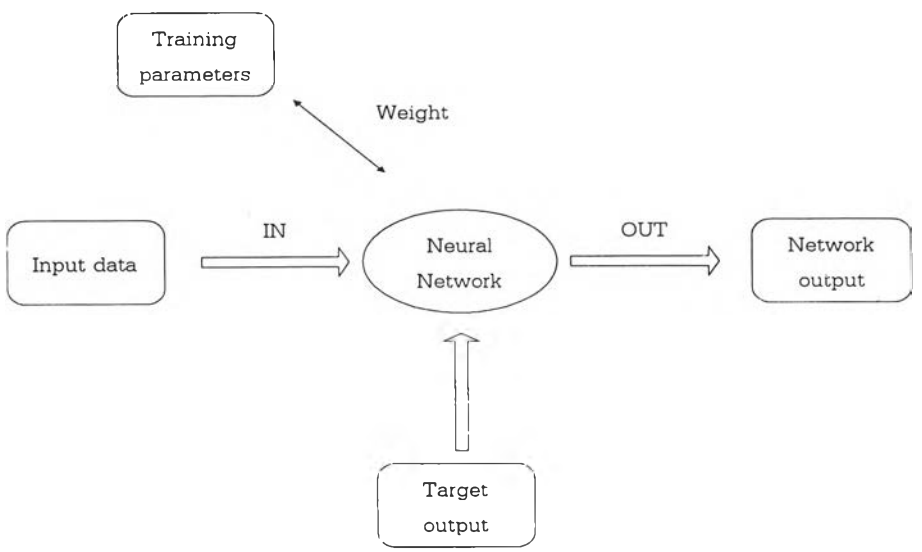
การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้ใกล้เคียงกับระบบการเรียนรู้ของสมองมนุษย์มากยิ่งขึ้น จึงไม่มีชุดข้อมูลเป้าหมาย มีเพียงชุดข้อมูลเข้า ในกระบวนการเรียนรู้ของข่ายงานนั้น จะใช้หลักการทางสถิติเพื่อหาค่าทางสถิติของชุดการสอน และ จัดกลุ่มข้อมูลออกเป็นระดับต่างๆ ข้อมูลออกที่อยู่ในระดับเดียวกัน จะให้ผลลัพธ์อย่างเดียวกันด้วย (ดูรูปที่ 2.14) ในบางครั้งอาจเรียกข่ายงานที่มีวิธีการเรียนรู้แบบไม่มีการสอนว่า ข่ายงานที่มีการเรียนรู้ด้วยตนเอง (Self - Organizing Networks)



รูปที่ 2.14 การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน

- การเรียนรู้โดยมีการสอน (Supervised Learning)

ความรู้ที่ใช้ในการเรียนรู้ คือ ชุดข้อมูลตัวอย่าง (Pattern) ประกอบด้วยข้อมูล 2 ส่วน คือ ข้อมูลเข้า (Input Data) และ ข้อมูลเป้าหมายหรือข้อมูลที่ต้องการ (Target Output) ทั้งชุดข้อมูลเข้าและชุดข้อมูลเป้าหมาย เรียกว่า ชุดการสอนควบคู่ (Training Pair) โดยปกติการสอนจะใช้ชุดการสอนควบคู่หลายชุด (Batch) ในระหว่างการสอนข่ายงานจะเกิดผลลัพธ์จริงขึ้น โดยผลต่างระหว่างผลลัพธ์จริงกับผลลัพธ์เป้าหมาย คือ ค่าความคลาดเคลื่อน หรือ ค่าความผิดพลาด การเรียนรู้แบบมีการสอนแสดงดังรูปที่ 2.15

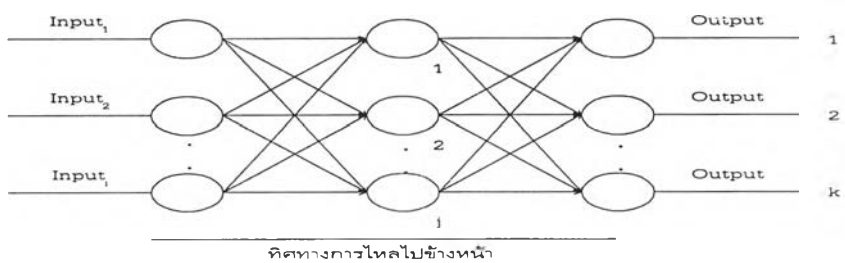


รูปที่ 2.15 การเรียนรู้แบบมีการสอน

2.10.2 ลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างชั้นของข่ายงานระบบประสาท

- แบบไปข้างหน้า (Feed - Forward Networks)

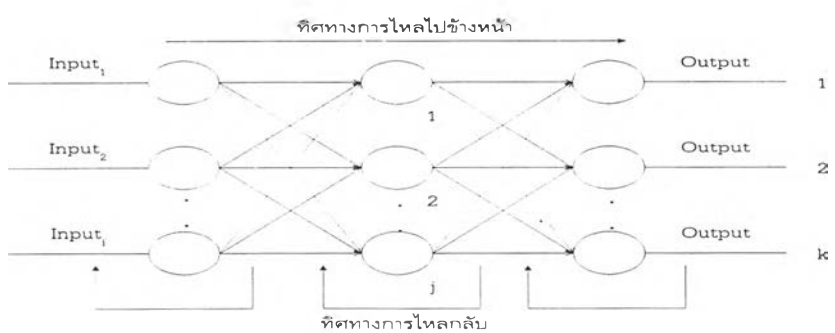
เซลประสาทเทียมในชั้นหนึ่ง ๆ ส่งข้อมูลออกไปสู่เซลประสาทเทียมในชั้นถัดไป และเซลประสาทเทียมในชั้นถัดไปจะไม่ส่งข้อมูลออกกลับมายังชั้นแรก ซึ่งเป็นการส่งข้อมูลเข้าไปในทิศทางเดียว



รูปที่ 2.16 การเชื่อมโยงข่ายงานระบบประสาทแบบไปข้างหน้า

- แบบปรากฏซ้ำ (Recurrent Networks)

จะมีความซับซ้อนกว่าแบบไปข้างหน้า เนื่องจากเซลประสาทเทียมในชั้นหนึ่ง ๆ เมื่อรับข้อมูลเข้าจากชั้นอื่นแล้ว จะทำการคำนวณข้อมูลออก ข้อมูลนั้นจะกลับมาเป็นค่า แก้ไขข้อมูลเข้า ข่ายงานก็จะทำการคำนวณข้อมูลออกใหม่ แล้วข้อมูลก็ย้อนกลับ ขึ้นรอบกระบวนการใหม่ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งข้อมูลออกมีการเปลี่ยนแปลงน้อยลง และเป็นค่าคงตัวในที่สุด จึงทำการส่งข้อมูลออกไปสู่เซลประสาทเทียมในชั้นถัดไป



รูปที่ 2.17 การเชื่อมโยงข่ายงานระบบประสาทแบบปรากฏซ้ำ

2.11 ข่ายงานเพอเซปตรอน (Perceptron)

เพอเซปตรอนเป็นข่ายงานระบบประสาทชนิดแรก คิดค้นโดย แมคคัลลอค และ พิตส์ (McCullock & Pitts) ในปี คศ. 1943 และพัฒนาต่อมาโดย แฟรงค์ โรเซนแบลตต์ (Frank Rosenblatt) ในปี คศ. 1957 ข่ายงานเพอเซปตรอนมีโครงสร้างง่าย ไม่ซับซ้อน มีการเชื่อมโยงระหว่างชั้นแบบไปข้างหน้า และ มีการเรียนรู้แบบมีการสอน

เพอเซปตรอนเป็นข่ายงานที่สะท้อนหลักเกณฑ์ทางจิตวิทยาของสมองมนุษย์โดยสามารถเลียนแบบหลักการจำจากความเกี่ยวเนื่อง (Associative Memory) ของสมอง มีการเชื่อมโยงระหว่างชั้นแบบสุ่ม ซึ่งสามารถทำการเรียนรู้ได้แม้ว่าข้อมูลจากภายนอกจะไม่สมบูรณ์หรือถูกรบกวนก็ตาม เนื่องจากศักยภาพในการเรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนของข้อมูล เพอเซปตรอนจึงเป็นที่สนใจของวิศวกรและนักฟิสิกส์เป็นอย่างมาก โดยในปี คศ. 1958 โรเซนแบลตต์ และ ชาร์ลส์ไวท์แมน (Rosenblatt & Charles Wightman) ได้ร่วมกันพัฒนาการออกแบบโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับการประยุกต์ใช้งานให้ชื่อว่า Mark I Perceptron ซึ่งสามารถจำแนกและบ่งชี้รูปแบบต่างๆ เช่น ตัวอักษร เป็นต้น

เพอเซปตรอนประกอบด้วยจำนวนชั้นของข่ายงานระบบประสาท 3 ชั้น มีการเชื่อมโยงระหว่างชั้นแบบตามลำดับชั้น และไปข้างหน้า ไม่มีการเชื่อมโยงภายในชั้น

ชั้นแรก คือ ชั้นข้อมูลเข้า ทำหน้าที่รับข้อมูลจากภายนอก แล้วทำการการส่งข้อมูลไปยังโหนดในชั้นถัดไป โดยอาจจะส่งไปทุกโหนด หรือเลือกส่งเพียงบางโหนดแบบสุ่ม ค่าน้ำหนักการเชื่อมโยงระหว่างชั้นแรก และ ชั้นที่สองเป็นค่าคงตัว เท่ากับ 1 จึงทำให้ไม่มีการเรียนรู้เพื่อปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักในชั้นนี้

ชั้นที่สอง จะถูกออกแบบให้ทำหน้าที่รักษาหลักเกณฑ์ของรูปแบบของข้อมูล และทำการส่งข้อมูลไปยังชั้นที่ 3 แบบสุ่ม

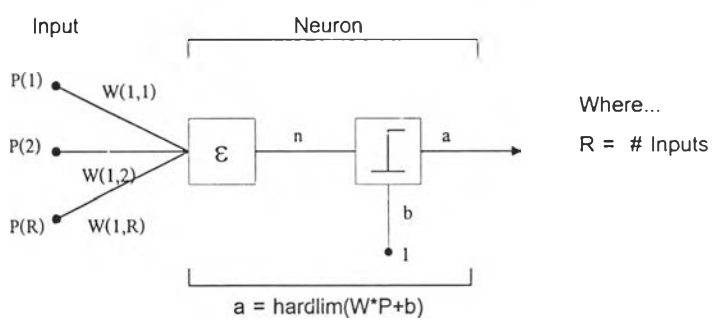
ในชั้นที่ 3 จะเป็นชั้นข้อมูลออก ทำหน้าที่ส่งผลลัพธ์ออกสู่ภายนอก โดยถ้าอยู่ในช่วงเรียนรู้ ผลต่างของจะถูกส่งกลับมายังชั้นที่ 2 เพื่อทำการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักต่อไปดังสมการ

$$W(i,j)_{new} = W(i,j)_{old} + [\, T(i) - A(i) \,] \times P(j)$$

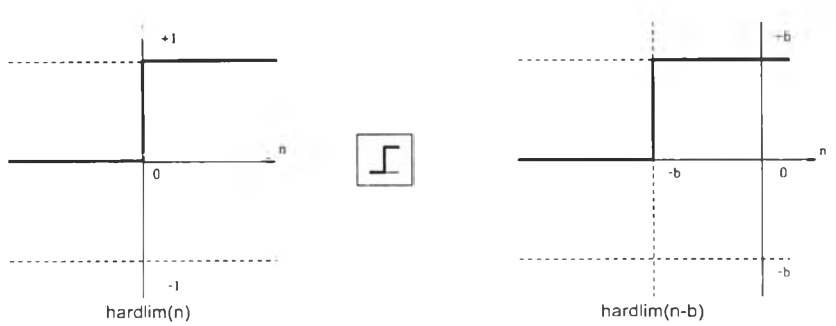
$$B(i)_{new} = B(i,j)_{old} + [\, T(i) - A(i) \,]$$

โดยที่ W = ค่าน้ำหนัก
B = ค่าตั้งจุดทำงาน (bias)
T = ค่าเวกเตอร์เป้าหมาย
P = เวกเตอร์ข้อมูลเข้า
A = เวกเตอร์ข้อมูลออก

ข่ายงานเพอเซปตรอนใช้ฟังก์ชันการแปลงค่าชนิดขั้นบันได (Step Function) หรืออาจเรียกว่า Binary - Threshold Unit ซึ่งผลลัพธ์ของฟังก์ชันขั้นบันได คือ 0 หรือ 1 (ดูรูป 2.19) ข่ายงานนี้ประกอบด้วย ตัวแปร คือ P_i : ข้อมูลเข้า W_i : ค่าน้ำหนัก และ b_i : ค่าตั้งจุดทำงาน



รูปที่ 2.18 ข่ายงานเพอเซปตรอน

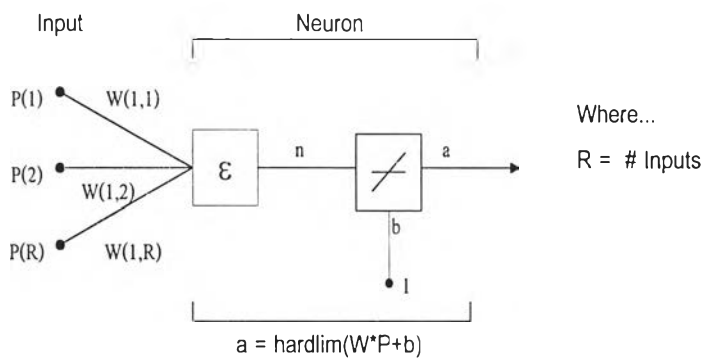


รูปที่ 2.19 ฟังก์ชันขั้นบันไดสำหรับข่ายงานเพอเซปตรอน

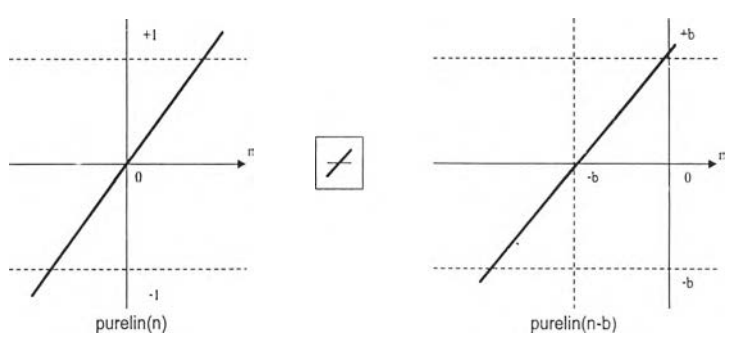
โครงสร้างของข่ายงานเพอเซปตรอน (ดูรูป 2.18) มี 1 ชั้น ประกอบด้วยข้อมูลเข้า R และจำนวนโหนด S และ ชุดของค่าน้ำหนัก W(i,j)

2.12 ข่ายงาน Widrow-Hoff

ในปี ค.ศ. 1962 Widrow และ Hoff ได้พัฒนาข่ายงานเพอเซปดรอน จนกลายเป็นข่ายงาน Adaptive Linear Element (ADALINE) หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า Least Mean Square (LMS) ส่วนที่ทำให้ข่ายงาน Widrow-Hoff แตกต่างจากข่ายงานเพอเซปดรอนคือ มีฟังก์ชันการแปลงค่าเป็นแบบเส้นตรง ซึ่งจะทำให้ผลลัพธ์ของข่ายงานเป็นค่าอะไรก็ได้ทุกค่า ดังนั้นข้อดีของข่ายงานนี้คือฟังก์ชันเส้นตรงเป็นฟังก์ชันที่ต่อเนื่องและสามารถหาค่าอนุพันธ์ได้ ทำให้สามารถสร้างฟังก์ชันค่าผิดพลาดที่จะเป็นเครื่องมือใช้วัดค่าผิดพลาดที่เปลี่ยนแปลงไปของข่ายงานเมื่อเทียบกับค่าน้ำหนัก โดยใช้เทคนิค Steepest Descent เพื่อที่จะลดค่าผิดพลาดให้น้อยที่สุดได้ ส่วนข้อจำกัดของข่ายงานนี้ คือ สามารถใช้ได้เฉพาะกับปัญหาที่มีข้อมูลเข้าและ ข้อมูลเป้าหมาย เป็นเชิงเส้นเท่านั้น ถ้าข้อมูลเข้าไม่เป็นเชิงเส้นข่ายงานนี้ก็ไม่สามารถแก้ปัญหาได้ จึงทำให้ข่ายงาน Widrow-Hoff ไม่ได้รับความนิยมเท่าที่ควร



รูปที่ 2.20 ข่ายงาน Widrow-Hoff

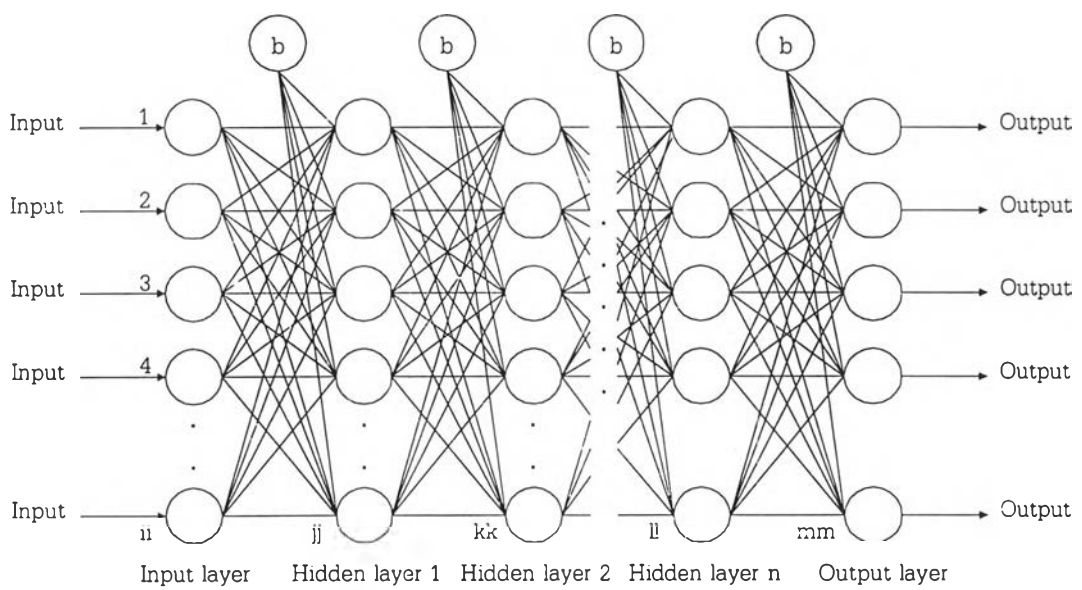


รูปที่ 2.21 ฟังก์ชันเส้นตรงสำหรับข่ายงาน Widrow-Hoff

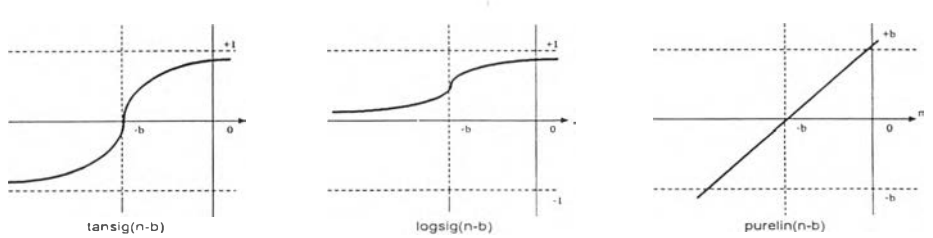
2.13 ข่ายงาน Backpropagation (Backpropagation Networks)

ข่ายงาน Backpropagation (ย่อจาก Back – Error Propagation) ได้ถูกคิดค้นขึ้นครั้งแรกในปี ค.ศ. 1974 โดยพอล เวอร์บอส (Paul Werbos) ได้รับการพัฒนาต่อมาในปี ค.ศ. 1986 โดยเดวิด รูเมลฮาร์ท (David Rumelhart) และได้รับความนิยมอย่างมาก จนกระทั่งเป็นข่ายงานที่ได้มีการนำไปประยุกต์ใช้ในงานด้านต่าง ๆ มากที่สุดในปัจจุบัน

Backpropagation เป็นข่ายงานที่มีชั้นไม่ต่ำกว่า 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลเข้า ชั้นข้อมูลออก และชั้นแอบแฝงอย่างน้อย 1 ชั้น (ดูรูปที่ 2.22 และ 2.23) การเชื่อมโยงระหว่างชั้นของเซลประสาทเป็นแบบไปข้างหน้า (Feed Forward) แบบตามลำดับชั้น (Hierachical) และแบบครบส่วน (Fully – Connected) ไม่มีการเชื่อมโยงภายในชั้น มีการเรียนรู้แบบมีการสอน



รูปที่ 2.22 ข่ายงาน Backpropagation



รูปที่ 2.23 ฟังก์ชันการแปลงค่าสำหรับข่ายงาน Backpropagation

ในช่วงเรียนรู้ของข่ายงาน โหนดในชั้นข้อมูลเข้าจะทำการส่งข้อมูลขึ้นไปยังชั้นถัดไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งข้อมูลถึงชั้นข้อมูลออก ข่ายงานคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลออก และจะทำการส่งค่าความคลาดเคลื่อนนั้นย้อนกลับ (Feed Backward) ลงมายังโหนดในขั้นต่ำกว่า หรือ อาจกล่าวได้ว่ามีการแพร่ของความคลาดเคลื่อนของข้อมูลออกแบบย้อนกลับ (Backpropagation) จากชั้นข้อมูลออก สู่ชั้นแอบแฝง จนถึงชั้นข้อมูลเข้า เพื่อปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้น โดย กฎผลต่างรูปทั่วไป (Generalized Delta Rule)

สรุปลำดับขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้ของข่ายงาน Backpropagation ได้เป็นดังนี้

(1) ให้ค่าสุ่มของน้ำหนักและพารามิเตอร์อื่น ๆ

(2) ป้อนข้อมูลโจทย์ และผลที่ต้องการแก่ระบบ

(3) ระบบคำนวณหาข้อมูลออกโดยการคำนวณแบบไปข้างหน้า

(4) คำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างผลจากการคำนวณกับผลที่ต้องการ

(5) ปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักโดยคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนแบบย้อนกลับ จากชั้นข้อมูลออกลงสู่ชั้นแอบแฝงต่าง ๆ และชั้นข้อมูลเข้า โดยกฎผลต่างรูปทั่วไป

6) ทำซ้ำกระบวนการที่ (4) สำหรับทุก ๆ ข้อมูลโจทย์ จนกระทั่งค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างผลการคำนวณกับผลที่ต้องการลดลงจนถึงในระดับที่ยอมรับได้

ข้อจำกัดของข่ายงานที่มีการเรียนรู้แบบมีการสอน เช่น ข่ายงาน Backpropagation คือ ไม่สามารถพัฒนาการเรียนรู้จากข้อมูลรูปแบบใหม่ได้ (Non – Incremental Learning) กล่าวคือ แม้ข่ายงานจะมีความสามารถในการเรียกความจำจากสิ่งที่เคยเรียนรู้ เพื่อนำไปประมวลผลข้อมูลที่มีรูปแบบคล้ายคลึงกัน ซึ่งเป็นคุณสมบัติของข่ายงานที่มีการเรียนรู้แบบมีการสอน แต่เมื่อต้องการนำไปใช้แก้ปัญหารูปแบบใหม่ จะต้องทำการฝึกหัดให้เรียนรู้รูปแบบของข้อมูลนั้นใหม่อีกครั้ง และความจำในรูปแบบเดิมก็จะหายไป

2.14 ข่ายงานฮอปฟิลด์ (Hopfield Network)

ข่ายงานฮอปฟิลด์ ได้ถูกคิดค้นขึ้นในปี ค.ศ. 1982 โดย จอห์น ฮอปฟิลด์ (John Hopfield) นักฟิสิกส์ผู้มีชื่อเสียง การทำงานของข่ายงานจะมีกระบวนการต่างๆ ที่เปรียบเทียบได้กับหลักการทำงานของแก้วหมุน (Spin Glass) ซึ่งเป็นเครื่องมือทดลองทางฟิสิกส์ การออกแบบข่ายงานได้ประยุกต์จากศาสตร์ทางฟิสิกส์ คือ เรื่องของพลังงาน และ การเข้าสู่สภาวะสมดุลโดยใช้พลังงานต่ำที่สุด

หลักการพื้นฐานของข่ายงานฮอปฟิลด์ คือ เป็นข่ายงานที่หาคำตอบโดยทำให้ ฟังก์ชันพลังงาน มีค่าต่ำที่สุด ซึ่งจะทำให้ข่ายงานอยู่ในสถานะคงตัว ข่ายงานฮอปฟิลด์ ประกอบด้วย 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลเข้า ชั้นกลางหรือชั้นฮอปฟิลด์ และชั้นข้อมูลออก ทั้งชั้นข้อมูลเข้าและชั้นข้อมูลออกทำหน้าที่เป็นด่านกั้น คอยรับและส่งข้อมูลระหว่างข่ายงานกับภายนอก ชั้นหลักของข่ายงาน คือ ชั้นฮอปฟิลด์ ในทุกๆ ชั้นจะมีโหนดจำนวนเท่ากัน การเชื่อมโยงจากชั้นข้อมูลเข้าสู่ชั้นฮอปฟิลด์ จะเป็นแบบโหนดต่อโหนดด้วยค่าน้ำหนักคงที่ เท่ากับ 1

โหนดในชั้นฮอปฟิลด์จะมีการเชื่อมโยงระหว่างโหนดในชั้นแบบเส้นตัด (Cross Bar) โดยจะไม่มีการเชื่อมโยงกับตัวเอง การเชื่อมโยงภายในชั้นเป็นแบบปรากฏซ้ำกล่าวคือ โหนดจะรับส่งข้อมูลกันไปมาจนกระทั่งบรรลุเกณฑ์ที่ต้องการ ค่าน้ำหนักของการเชื่อมโยงระหว่างโหนดคู่หนึ่งจะมีความสมมาตร กล่าวคือ น้ำหนักของการเชื่อมโยงจากโหนด i ไปยังโหนด j จะมีค่าเท่ากับน้ำหนักของการเชื่อมโยงจากโหนด j ไปยังโหนด i หรือ $W_{ij} = W_{ji}$

ข่ายงานฮอปฟิลด์มีคุณสมบัติที่สามารถนำไปใช้ได้กับงาน 2 แบบคือความสามารถในการเรียกความจำจากความเกี่ยวข้อง (Association) และการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization)

- ความสามารถในการเรียกความจำจากความเกี่ยวเนื่อง (Association)

เนื่องจากเมื่อข่ายงานเข้าสู่สถานะคงตัวแล้ว ค่าข้อมูลของแต่ละโหนดมีค่าเป็น 0 (off) หรือ 1 (on) ดังนั้น เมื่อโหนดหนึ่ง ๆ ส่งข้อมูลไปยังโหนดอื่น ๆ จะไม่ทำให้ค่าของข้อมูลของโหนดอื่นๆเปลี่ยนแปลง จึงให้ผลลัพท์ของข่ายงานที่มีรูปแบบใกล้เคียงกับรูปแบบของข้อมูลเข้า หรือกล่าวได้ว่า ข่ายงานฮอปฟิลด์มีความสามารถในการเรียกความจำอัตโนมัติ เช่น ในกรณีที่ข้อมูลโจทย์มีลักษณะคลุมเครือ ไม่ชัดเจน หรือมีข้อมูลไม่ครบส่วน ข่ายงานฮอปฟิลด์จะสามารถหารูปแบบที่มีความใกล้เคียงกับรูปแบบดั้งเดิมของมันได้

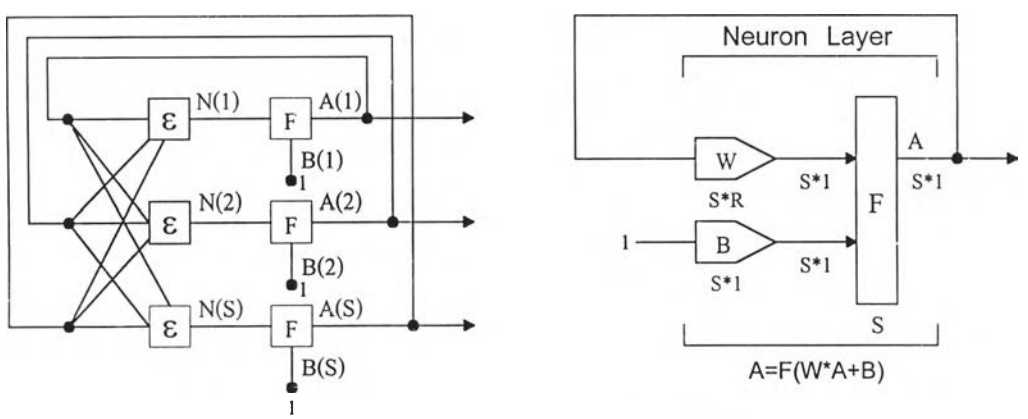
- การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization)

สำหรับปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด โดยจำกัดเงื่อนไขนั้น แนวคิดหลักคือ การใส่หน่วยรหัสของสมมติฐานต่าง ๆ และระบุเงื่อนไขด้วยค่าน้ำหนัก น้ำหนักที่มีค่าบวก หมายถึง เงื่อนไขที่ส่งเสริมกัน ส่วนน้ำหนักที่มีค่าลบ หมายถึง เงื่อนไขที่หักล้างกัน จะทำการประมวลผลโดยทำให้ได้ค่าฟังก์ชันพลังงานที่ต่ำที่สุด (ข่ายงานมีสถานะคงตัว)

ฟังก์ชันพลังงานของข่ายงานฮอปฟิลด์สามารถอธิบายในรูปสมการได้ดังนี้

$$E = -0.5\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1(i\neq j)}^{n} W_{ij}\left(\text{ข้อมูลเข้า}_j\right)\cdot\left(\text{ข้อมูลเข้า}_i\right)$$

จากสมการ จะเห็นได้ว่า การส่งข้อมูลกลับไปมาระหว่างโหนดจะทำให้ค่าฟังก์ชันพลังงานต่ำลงจนกระทั่งถึงสถานะคงตัว จึงทำการส่งจากชั้นข้อมูลออกเป็นผลลัพธ์



รูปที่ 2.24 ข่ายงานฮอปฟิลด์

2.15 การพัฒนาข่ายงานระบบประสาทเพื่อการประยุกต์ใช้ (Developing Artificial Neural Network Applications)

2.15.1 ขั้นตอนการพัฒนาข่ายงาน (Developing Procedures)

ในการนำข่ายงานระบบประสาทมาประยุกต์ใช้ในงานต่างๆนั้น มีขั้นตอนการปฏิบัติ สามารถอธิบายได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 รวบรวมข้อมูลที่เป็นโจทย์

ขั้นที่ 2 วิเคราะห์ข้อมูล และแปลงค่าข้อมูล ให้มีลักษณะที่สามารถใช้ได้กับข่ายงาน

ขั้นที่ 3 ถ้าข้อมูลที่เป็นโจทย์มีลักษณะเชิงคุณภาพ หรือเป็นรูปภาพ แปลงข้อมูลที่รวบรวม ให้เป็นข้อมูลเข้าเชิงตัวเลข อาจโดยการใส่รหัส หรือการเขียนโปรแกรมการจัดเตรียมข้อมูลเข้าของข่ายงาน

ขั้นที่ 4 แบ่งข้อมูลเป็นส่วนที่ใช้สำหรับสอน กับ ส่วนที่ใช้ทดสอบ

ขั้นที่ 5 เลือกแบบจำลองข่ายงานระบบประสาทที่เหมาะสมโดยขึ้นอยู่กับลักษณะโดยธรรมชาติของปัญหา

ขั้นที่ 6 ออกแบบลักษณะโครงสร้างข่ายงานทั้งนี้ส่วนที่สำคัญในการพิจารณาคือจำนวนโหนด และ จำนวนชั้นของข่ายงาน ที่ต้องการ

ขั้นที่ 7 เลือกโครงสร้างกระบวนการแก้ปัญหาโดยการเรียนรู้ของข่ายงานที่สอดคล้องกับ ลักษณะโครงสร้างข่ายงานที่ต้องการ

ขั้นที่ 8 กำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้น ซึ่งจะเป็นตัวบ่งชี้ถึงความมีประสิทธิภาพ หรือ ความเสียเวลาในการให้ข่ายงานเรียนรู้

ขั้นที่ 9 ให้ข่ายงานเรียนรู้จากข้อมูลที่ใช้สำหรับสอนโดยป้อนผลลัพธ์ที่ต้องการเข้าไป ข่ายงานจะเปรียบเทียบข้อมูลออกที่ได้กับผลลัพธ์ที่ต้องการ และทำการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก จนกระทั่งข้อมูลออกมีค่าเท่ากับผลลัพธ์ที่ต้องการ

ขั้นที่ 10 ทำการทดสอบข่ายงาน โดยข้อมูลส่วนที่ใช้ทดสอบโดยการนี้ อาจกล่าวได้ว่า ลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลโจทย์ กับผลลัพธ์ที่ได้ สืบทอดมาจากข้อมูลในอดีต

ขั้นที่ 11 นำระบบไปใช้ในงานจริง โดยระบบจะทำการแก้ปัญหาในแนวทางเดียวกันกับที่ได้รับการสอนมา

ทั้งนี้ถ้าเคยมีการประยุกต์ในงานที่มีลักษณะคล้ายคลึงกัน อาจจะนำข้อมูลรายละเอียดต่าง ๆ มาพิจารณา เพื่อช่วยให้การกำหนดโครงสร้างที่ใกล้เคียง และการเลือกแบบจำลองสำหรับการคำนวณที่เหมาะสมที่สุดในการเรียนรู้และนำไปใช้งานนั้น สามารถทำได้ง่ายขึ้น

- การจัดเตรียมข้อมูลเข้าสู่ข่ายงาน (Data Collection and Preparation)

ในกระบวนการพัฒนาข่ายงาน 4 ขั้นแรกนั้น คือ การรวบรวมข้อมูลทั้งหมดที่จะใช้ แบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลส่วนที่ใช้ในการเรียนรู้ บางครั้งอาจเรียกว่าข้อมูลที่ใช้ สำหรับการสอน หรือ ข้อมูลส่วนฝึกหัด (Training Data Set) สำหรับใช้ในการเรียนรู้ของข่ายงานเพื่อปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก และ ข้อมูลส่วนที่ใช้สำหรับทดสอบข่ายงาน หรือ ข้อมูลส่วนทดสอบ (Testing Data Set) เพื่อทดสอบดูว่าข่ายงานนั้นมีความสมบูรณ์พร้อมในการนำไปใช้งานจริง

โครงสร้างของข่ายงานและชนิดของข่ายงานที่จะนำมาใช้จะเป็นตัวกำหนดลักษณะ ของข้อมูล เช่น จะเป็นข้อมูลแบบทวินิยม (Binary) หรือข้อมูลแบบต่อเนื่อง เป็นต้น ข้อมูลที่ดีจะต้องมีความชัดเจน ไม่คลุมเครือ, ถูกต้อง มีลักษณะการกระจาย ของข้อมูลแบบสุ่ม และ เป็นข้อมูลที่ครอบคลุมในทุกกรณีที่เกิดขึ้น ทั้งข้อมูลจากสภาวะ ปกติ และข้อมูลในสภาวะไม่ปกติหรือมีปัญหา

การจัดเตรียมข้อมูลจำนวนมากๆนั้น มีทั้งข้อดีและข้อเสีย กล่าวคือ การเรียนรู้ของข่ายงานจะมีคุณภาพ และความถูกต้องแม่นยำมากกว่า อีกทั้งยังสามารถหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมได้เร็ว แต่การเรียนรู้ของข่ายงานจะกินเวลาที่ใช้ในกระบวนการนานกว่า

- การเลือกแบบจำลองข่ายงานและการออกแบบลักษณะโครงสร้างข่ายงาน
  (Selecting Network Model & Defining Network Structures)

ในการเลือกแบบจำลองข่ายงานระบบประสาท จะต้องเลือกโดยพิจารณาถึงลักษณะโดยธรรมชาติของปัญหาและการนำไปใช้งาน ว่าต้องการความสามารถด้านใด เพราะข่ายงานแต่ละรูปแบบ จะมีความสามารถในแต่ละด้านไม่เหมือนกัน ถึงแม้ว่า โดยลักษณะโครงสร้างแล้วจะค่อนข้างคล้ายคลึงกัน แต่จะมีความแตกต่างในกระบวนการเรียนรู้อันทำให้มีความเหมาะสมในการนำไปใช้งานแต่ละอย่างแตกต่างกัน ดังเช่น

- การจำแนกประเภท (Classification) งานที่มีผลลัพธ์จำกัดตามระดับการกระทำ ข่ายงานต้องทำการเลือกผลลัพธ์สำหรับปัญหาแต่ละประเภท เช่น ผลลัพธ์ว่า ' ใช่ ' หรือ ' ไม่ ' ซึ่งแทนด้วยเลขทวินิยม 1 และ 0 เป็นต้น ข่ายงานที่เหมาะสม เช่น ข่ายงานเพอเซปตรอน ข่ายงาน Backpropagation

- การจำจากความเกี่ยวเนื่อง (Association) งานที่ใช้ความสามารถทางด้านความจำจากความเกี่ยวเนื่อง (Associative Memory) ข่ายงานที่เหมาะสม เช่น ข่ายงานฮอปฟิลด์ เป็นต้น

- การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) งานที่ต้องหาผลลัพธ์ที่ให้ค่าที่ เหมาะสมที่สุด เช่น ข่ายงานฮอปฟิลด์ ข่ายงาน Boltzmann Machines เป็นต้น

หลังจากที่เลือกแบบจำลองข่ายงานแล้ว ก็ต้องทำการออกแบบลักษณะโครงสร้างข่ายงานซึ่งก็คือ การกำหนดจำนวนชั้นของข่ายงาน และจำนวนโหนดในแต่ละชั้น โดยขึ้นอยู่กับว่างานนั้นต้องการการคำนวณที่ซับซ้อนเพียงใด

- การจัดค่าพารามิเตอร์ของข่ายงาน (Preparating System Parameters)

ก่อนที่เริ่มทำการสอนให้ข่ายงานเรียนรู้ จำเป็นที่จะต้องป้อนค่าพารามิเตอร์ เริ่มต้นให้ข่ายงานก่อน โดยพารามิเตอร์เหล่านี้ ได้แก่ ค่าอัตราการเรียนรู้ (Alpha) ซึ่งเราสามารถตั้งให้เร็วหรือช้าได้ ค่าขีดจำกัดสูงสุดซึ่งจะบ่งชี้ถึงรูปแบบของข้อมูลออก และ ค่าน้ำหนักเริ่มต้นของการเชื่อมโยง อาจจะใช้วิธีการสุ่มตัวเลข หรือกำหนดขึ้นเอง ค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นเหล่านี้จะเป็นตัวบ่งชี้ถึง ความถูกต้องและความมีประสิทธิภาพ ในการใช้งาน รวมถึงความรวดเร็วหรือล่าช้าในการเรียนรู้ของข่ายงาน

- การสอนให้ข่ายงานเรียนรู้และการทดสอบข่ายงาน (Training & Testing Network)

ก่อนที่จะนำไปใช้งานจริง จะต้องมีการสอนและการทดสอบข่ายงานเสียก่อน การสอนนั้นก็คือ การให้ข่ายงานมีการเรียนรู้และจดจำลักษณะรูปแบบของข้อมูล และการตัดสินใจที่ถูกต้องโดยวิธีการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักของการเชื่อมโยง จากข้อมูลส่วนที่ใช้สำหรับเรียนรู้ที่ป้อนให้ จนสามารถนำไปใช้เป็นเครื่องมือช่วยในการหาผลลัพธ์ หรือข้อมูลที่ต้องการหรือควรจะเป็นต่อไป

หลังจากข่ายงานเรียนรู้จนสามารถหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสม หรือจดจำรูปแบบข้อมูลการตัดสินใจได้แล้ว จะต้องทำการทดสอบเสียก่อนว่ามีการเรียนรู้ที่ถูกต้องใช้งานได้แน่นอนหรือไม่ โดยป้อนข้อมูลส่วนทดสอบให้คำนวณ และตรวจสอบดูว่า ผลลัพธ์ออกมาตรงตามที่ต้องการ หรือ มีถูกต้องครบถ้วนหรือไม่ ถ้าทดสอบไม่ผ่านจะต้องทำการสอนให้ข่ายงานเรียนรู้ใหม่ ถ้าทดสอบผ่าน จึงจะสามารถนำไปใช้ในงานจริงได้

2.15.2 ขอบข่ายการประยุกต์ข่ายงานระบบประสาท (Application Areas of Artificial Neural Networks)

ข่ายงานระบบประสาทได้ถูกนำไปประยุกต์ในการแก้ปัญหาในงานด้านต่างๆ เป็นจำนวนมาก โดยส่วนใหญ่ คือ การจดจำรูปแบบและจัดประเภทสู่ผลลัพธ์ การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด การควบคุม และอยู่ระหว่างการขยายการประยุกต์ไปสู่งานด้านอื่นๆอย่างรวดเร็ว เช่น การประมวลผลฐานข้อมูล การตัดสินใจ การวินิจฉัยโรค งานแปลภาษา เป็นต้น แต่ในที่นี้จะกล่าวถึงตัวอย่างขอบข่ายการประยุกต์ 3 ด้านใหญ่ ๆ ได้แก่

- การจดจำและการจำแนกประเภทรูปแบบ (Pattern Recognition and Classification)

แต่เดิม งานทางด้านการจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) หมายถึง การอ่านอักษรเขียน การอ่านแผนที่ภูมิอากาศ หรือ การถอดคำสุนพรพจน์ เป็นต้น ต่อมาเป้าหมายของงานเริ่มขยายไปสู่การเลียนแบบฟังก์ชันระบบประสาทรับความรู้สึกทางชีวภาพ ซึ่งจะสามารถรับรู้รูปแบบของสิ่งต่างๆได้ ลักษณะคล้ายกับการส่งสัญญาณความรู้สึกจากเซลประสาทต่างๆรอบตัวสู่ระบบเส้นประสาทส่วนกลาง การประยุกต์ข่ายงานระบบประสาทในขอบข่ายงานด้านนี้ ได้มีการพัฒนามากว่า 30 ปีแล้ว

- การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization)

วัตถุประสงค์ของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด คือ การจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่จำกัดไปสู่งานโดยให้ ค่าใช้จ่ายต่ำที่สุด (หรือเงื่อนไขอื่นๆ) โดยวิธีการต่างๆ เช่น การทดลองความเป็นไปได้ทั้งหมด แล้วสรุปหาผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ซึ่งเป็นการสิ้นเปลืองเวลามาก ข่ายงานระบบประสาทได้เข้ามาเป็นทางเลือกหนึ่ง ด้วยความสามารถในการคำนวณ ด้วยความเร็วสูง จากโหนดจำนวนมาก และการเชื่อมโยงระหว่างแต่ละโหนด ทำให้สามารถเชื่อมหาความสัมพันธ์ของเงื่อนไขต่างๆ ได้เป็นอย่างดี เช่น ปัญหาการโปรแกรมเชิงเส้นตรงและไม่เป็นเส้นตรง (Tank and Hopfield, 1986)

- การควบคุม (Control)

เป้าหมายพื้นฐานในการควบคุม คือ การจัดเตรียมสัญญาณที่เหมาะสมสำหรับกระบวนการที่มี เพื่อให้ได้ผลตามที่ต้องการ แม้ว่าในงานด้านการควบคุมทางวิศวกรรมจะได้รับการพัฒนาก้าวหน้าไปอย่างมากแล้ว แต่กระบวนการที่ซับซ้อนมากมาย ยังคงต้องการคนในการควบคุมเพื่อความแน่นอนและความแม่นยำในกระบวนการ ด้วยลักษณะโครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทซึ่งจำลองแบบมาจากระบบประสาทของมนุษย์ จึงทำให้มีความสามารถที่จะเข้ามาทำหน้าที่ตรงจุดนี้แทนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.16 ข้อดีและข้อจำกัด (Advantages & Disadvantages)

2.16.1 ข้อดีของข่ายงานระบบประสาท

เทคนิคของข่ายงานระบบประสาท มีความสามารถที่เหมาะกับการนำมาประยุกต์ใช้กับงานด้านต่าง ๆ หลายประการ ได้แก่ ความสามารถในการจดจำรูปแบบ การเรียนรู้ การจำแนกประเภท การลงความเห็น สรุป และการรับรู้ข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ การประยุกต์ข่ายงานระบบประสาทในงานบางประเภทนั้นซ้อนทับกับเทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์อื่นๆ แต่ข่ายงานระบบประสาทจะทำได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงกว่า เพราะระบบที่สามารถเรียนรู้เองได้ย่อมเหมาะสำหรับการใช้งานจริงมากกว่าระบบที่มาจากการโปรแกรม โดยเฉพาะในงานจดจำรูปแบบคำพูด ได้ชี้ให้เห็นถึงข้อดีอย่างชัดเจนของโครงสร้างการประมวลผลแบบขนาน

ข่ายงานระบบประสาท มีทักษะในการแก้ปัญหาคล้ายคลึงกับมนุษย์ ซึ่งเป็นสิ่งที่เทคนิคการวิเคราะห์ทางดรรกในระบบผู้เชี่ยวชาญและเทคโนโลยีทางซอฟท์แวร์ในปัจจุบันสามารถทำได้ยาก ตัวอย่างเช่น ข่ายงานระบบประสาทสามารถทำการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนมาก เพื่อสร้างรูปแบบ และคุณลักษณะต่างๆ ที่ไม่สามารถกำหนดเป็นกฎที่ตายตัวได้ อีกทั้งทักษะในการตีความเพื่อรับรู้ข้อมูลที่ไม่ชัดเจนหรือไม่สมบูรณ์ด้วย "ความคุ้นเคย" ลักษณะการทำงานต่างๆ เหล่านี้ ได้พิสูจน์มาแล้วว่าเป็นสิ่งที่เกินความสามารถสำหรับเทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์แบบเดิม ซึ่งเป็นรูปแบบวิธีการทางดรรกหรือระบบสัญลักษณ์

ข้อดีอื่น ๆ ของข่ายงานระบบประสาทที่สำคัญ คือ

- ความสามารถในการทำงานภายใต้ความผิดพลาด (Fault Tolerance)

เนื่องจากมีโหนดจำนวนมากทำการประมวลผลโดย เชื่อมโยงกับโหนดอื่นแบบขนาน ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นบางโหนด จึงไม่ส่งผลกระทบต่อการทำงานโดยรวมของข่ายงาน

- การสรุปความเห็น (Generalization)

แม้ว่าข้อมูลเข้าที่ได้รับ มีความไม่ชัดเจน หรือ ไม่สมบูรณ์ด้วยสิ่งรบกวนต่าง ๆ แต่ข่ายงานระบบประสาทก็สามารถทำการประมวลเพื่อสรุปความเห็นว่าผลลัพธ์ที่ควรเป็น เป็นเช่นไร

- ความยืดหยุ่น (Adaptability)

ข่ายงานสามารถเรียนรู้และปรับเปลี่ยนรูปแบบต่างๆตามปัจจัยแวดล้อมที่เปลี่ยนไป

ระบบการคำนวณแบบข่ายงานระบบประสาท เป็นวิธีการคำนวณที่แตกต่างไปจากระบบการคำนวณแบบเดิม ซึ่งจากความแตกต่างนี้ ทำให้ข่ายงานระบบประสาทสามารถนำไปใช้ในงานที่ระบบการคำนวณแบบเก่าๆ ไม่สามารถทำได้ เช่น การประยุกต์ในงานที่ต้องเกี่ยวข้องกับตัวแปรจำนวนมากซึ่งมีระดับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสูง งานที่ต้องการความเข้าใจในข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ หรืองานต้องที่เกี่ยวข้องกับเงื่อนไขจำนวนมากและต้องการการคำนวณที่มีอัตราเร็วสูง

สำหรับการใช้งานในอีกทางเลือกหนึ่ง คือ การประยุกต์ข่ายงานระบบประสาทกับระบบทางปัญญาประดิษฐ์อื่นๆ เพื่อการสร้างระบบที่มีศักยภาพมากขึ้นสำหรับการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนและต้องการคุณสมบัติพิเศษหลายๆด้านในการทำระบบดังกล่าวได้แก่ ระบบอัจฉริยะแบบผสม (Hybrid Intelligent System)

2.16.2 ข้อจำกัดของข่ายงานระบบประสาท

ข้อดีของข่ายงานระบบประสาทที่เห็นได้ชัดเจน ก็คือ ความสามารถในการเลียนแบบพฤติกรรมมนุษย์ ดังนั้น จึงไม่แปลกที่ข่ายงานระบบประสาทจะมีข้อจำกัดในการทำงานที่มนุษย์ไม่ถนัด เช่น การคำนวณหรือการประมวลผลทางคณิตศาสตร์ ซึ่งเป็นงานที่ระบบการคำนวณแบบอนุกรม (Serial) สามารถทำได้ดี

ข้อจำกัดอีกประการหนึ่ง คือ ข่ายงานระบบประสาท ขาดความสามารถในเชิงตรรก การแสดงเหตุผลเป็นเรื่องที่ทำได้ยาก เนื่องจากความไม่ชัดเจนในการแปลความจากค่าน้ำหนักการเชื่อมโยง ดังจะเห็นได้ว่าในงานจดจำรูปแบบนั้น เป็นเรื่องยากหรือแทบเป็นไปไม่ได้ที่จะอธิบายเหตุผลของการแสดงผล อีกทั้งด้วยเงื่อนไขทางด้านค่าใช้จ่ายและความสามารถของเทคโนโลยีทางฮาร์ดแวร์ในปัจจุบัน ได้ทำให้การประยุกต์จำกัดอยู่ทางซอฟท์แวร์เป็นส่วนมาก และประการสุดท้าย ปัญหาจากการสอนให้ข่ายงานเรียนรู้คือ ต้องเสียเวลาเป็นอย่างมาก อีกทั้งความต้องการข้อมูลจำนวนมาก ในการใช้สำหรับเรียนรู้และทดสอบข่ายงาน เหล่านี้เป็นข้อจำกัดซึ่งเป็นปัจจัยที่สำคัญที่ทำให้การประยุกต์ข่ายงานระบบประสาทไม่แพร่หลายเท่าที่ควรจะเป็น

2.17 ประโยชน์ของข่ายงานระบบประสาท

ข่ายงานระบบประสาทมีประโยชน์กับงานหลายๆด้าน เป็นเพราะว่าข่ายงานระบบประสาทมีคุณลักษณะของการแก้ปัญหาคล้ายคลึงกับมนุษย์ ที่แตกต่างจากการวิเคราะห์ หรือการใช้ตรรกะของระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert System) และเทคนิคการโปรแกรมแบบธรรมดา (Conventional Programming Technigue) ซึ่ง (Jain, 1995) ได้สรุปลักษณะสำคัญของแต่ละวิธีไว้ ดังแสดงในตารางที่ 2.4

ตารางที่ 2.4 ลักษณะสำคัญของข่ายงานระบบประสาท ระบบผู้เชี่ยวชาญ และเทคนิคการโปรแกรมแบบธรรมดา

พารามิเตอร์	ข่ายงานระบบประสาท	ระบบผู้เชี่ยวชาญ	เทคนิคการโปรแกรม
Process	Learning	Inference	Algorithm
Input Data	Pattern	Knowledge	Numerical
Algorithm	Statistical	Heuristic	Programming
Computation	Numerical	Symbolic or Logic	Arithmetic or Logic
Data Processing	Parallel	Serial	Serial
Output Results	Inductive	Deductive	Computed

2.18 แรงจูงใจที่ทำให้มีการศึกษาข่ายงานระบบประสาท (Herz , Krough , Palmer, 1991)

2.18.1 ความแข็งแกร่ง

เซลประสาทในสมองมนุษย์มีการตายทุกวัน ซึ่งถือเป็นสิ่งปกติเช่นเดียวกับเซลผิวหนัง แต่ก็ไม่มีผลต่อประสิทธิภาพในการทำงานของสมอง นั่นคือ ถ้าส่วนใดส่วนหนึ่งของข่ายงานระบบประสาทเสียไป ก็ยังทำงานต่อไปได้

2.18.2 ความยืดหยุ่น

เนื่องจากมนุษย์มีความสามารถในการเรียนรู้ ทำให้สามารถปรับสภาพเข้ากับสิ่งแวดล้อมต่างๆ ซึ่งเป็นสิ่งที่ต้องปรับปรุงอยู่เสมอของระบบดิจิตอล คอมพิวเตอร์

2.18.3 ความสามารถในการจัดการบ่งชี้ข้อมูล

ข่ายงานระบบประสาท มีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่คลุมเครือ ไม่สมบูรณ์ หรือขัดแย้งกันได้สูง

2.18.4 ความสามารถในการทำงานแบบคู่ขนาน

ข่ายงานระบบประสาท มีการทำงานแบบคู่ขนาน จากชั้นหนึ่งซึ่งประกอบด้วยโหนดหลายโหนด ไปอีกชั้นหนึ่ง ซึ่งประกอบด้วยโหนดหลายโหนด เช่นเดียวกับการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์

2.19 สรุป

ข่ายงานระบบประสาทได้รับการพัฒนามากว่าร้อยปีแล้ว แต่ถ้าเทียบกับเทคโนโลยีอื่นๆ ถือว่าเป็นเทคโนโลยีที่ค่อนข้างใหม่ ด้วยความสามารถในการเรียนรู้และปรับตัวตามความเปลี่ยนแปลงต่างๆ จึงทำให้ข่ายงานระบบประสาท ถูกนำมาประยุกต์ใช้กันอย่างกว้างขวางในปัจจุบัน โดยเป็นทางเลือกใหม่สำหรับอุตสาหกรรมที่จะพัฒนาระบบการผลิตสู่ยุคของการผลิตแบบประสานด้วยคอมพิวเตอร์ ซึ่งเป็นยุคที่ต้องการวิธีการที่เป็นระบบมีมาตรฐาน มีความยืดหยุ่นในการทำงาน รวมทั้งความรวดเร็วในการตัดสินใจดำเนินการ แต่ถึงอย่างไรก็ตาม ในความจริงแล้ว ข่ายงานระบบประสาทยังมีข้อจำกัดอยู่หลายประการ อย่างเช่นเมื่อมีข้อมูลเข้ามาใหม่และมีความแตกต่างจากเดิมมาก (ต่างจากข้อมูลที่เคยสอนให้เรียนรู้ไว้มาก) ระบบนี้จะมีความคลาดเคลื่อนสูง แนวคิดทั่วไปของนักวิจัยในสาขาต่างๆ ที่พยายามแก้ไขข้อจำกัดของข่ายงานระบบประสาทให้มีความสามารถมากขึ้น ได้แก่ การนำระบบผู้เชี่ยวชาญ หรือ ฟัซซี่ลอจิก มาเสริมกันกับข่ายงานระบบประสาท ทำให้เกิดระบบใหม่ที่มีศักยภาพการทำงานที่สูงยิ่งขึ้น (Xu & Bird, 1992)