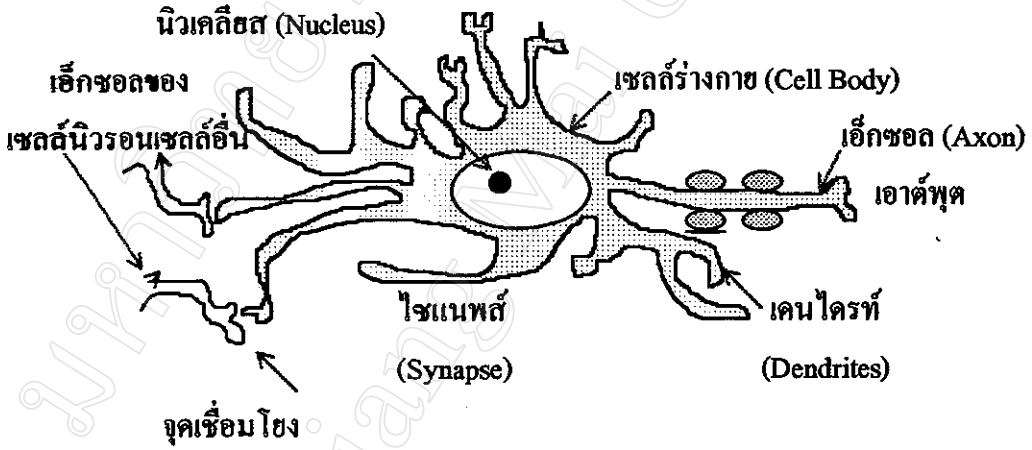
บทที่ 2
โครงข่ายเซลล์ประสาทมนุษย์ และโครงข่ายประสาทเทียม

2.1 โครงข่ายเซลล์ประสาทมนุษย์

แบบจำลองโครงสร้างพื้นฐานของนิวรอน หรือเซลล์สมองของมนุษย์ ในรูปของวงจรเชิงอิเล็กทรอนิกส์แบบง่ายๆ หรือที่นิยมกันคือการจำลองแบบการทำงาน ของเครือข่ายนิวรอนในรูปของฟังก์ชันคณิตศาสตร์



รูป 2.1 โครงสร้างพื้นฐานเซลล์นิวรอนสมองมนุษย์ [5]

จากรูป 2.1 แสดงองค์ประกอบสำคัญๆ ของเซลล์สมองมนุษย์ เซลล์นิวรอนรับข้อมูลอินพุต จากนิวรอนเซลล์อื่น โดยผ่านทางจุดเชื่อมโยงระหว่างเซลล์เรียกว่า "ไซแนพส์" (Synapse) สัญญาณข้อมูลจากไซแนพส์ จะถูกส่งผ่านเดนไดรต์ (Dendrite) ซึ่งเป็นส่วนระโยงระยางรอบข้างของเซลล์ร่างกาย (Cell Body) สัญญาณข้อมูลอินพุต จะได้รับการประมวลผลบางประการตามขบวนการที่เกิดขึ้นภายในเซลล์ร่างกาย สัญญาณเอาต์พุตจากเซลล์นิวรอน จะถูกส่งออกทางส่วนของเซลล์ที่เรียกว่า "เอ็กซอน" (Axon) ซึ่งสัญญาณนี้จะกระโดดข้ามผ่านไซแนพส์ ซึ่งเป็นส่วนอินพุต ของเซลล์อื่นต่อไป

สมองของมนุษย์ประกอบไปด้วยเซลล์นิวรอน ซึ่งแต่ละเซลล์มีจุดเชื่อมโยงอินพุตและเอาต์พุต การเชื่อมโยงไซแนพส์ซึ่งเป็นจุดเชื่อมโยงของเอ็กซอน (อุปกรณ์เอาต์พุต) ของนิวรอนเซลล์หนึ่ง และเดนไดรต์ (อุปกรณ์อินพุต) ของอีกเซลล์หนึ่ง มีฟังก์ชันการทำงาน 2 ลักษณะคือ "ไซแนพส์กระตุ้น" (Excitatory Synapses) และ "ไซแนพส์ยับยั้ง" (Inhibitory Synapses) ไซแนพส์กระตุ้น เป็นไซแนพส์ชนิดที่จะทำให้สัญญาณเอาต์พุต ที่ส่งผ่านมามีความถี่สูงขึ้น ส่วนไซแนพส์ยับยั้ง จะทำให้สัญญาณเอาต์พุตมีความถี่ต่ำลง นอกจากนี้ความถี่สัญญาณเอาต์พุต ยังขึ้นอยู่กับความแรงหรือปริมาณของสัญญาณอินพุต และเงื่อนไขที่แสดงในรูปของน้ำหนักของจุดเชื่อมโยงไซแนพส์ด้วย คุณสมบัติ ในการจดจำ (Memory) และการประมวลผล (Processing) ของสมองมนุษย์จะขึ้นอยู่กับโครงสร้างของการเชื่อมโยงและน้ำหนักของจุดเชื่อมโยงไซแนพส์เหล่านี้

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) เป็นระบบประมวลผลข้อมูลที่มีคุณลักษณะการทำงานเทียบได้กับโครงข่ายประสาทจริงทางชีววิทยา โครงข่ายประสาทเทียมนี้ได้พัฒนาการรู้คิดหรือระลึกจำของมนุษย์ให้เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ภายใต้สมมติฐานดังนี้

1) โครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยหน่วยประมวลผลจำนวนมากมาย เรียกว่า นิวรอน (Neuron , Unit , Cells หรือ Nodes) การประมวลผลข้อมูลจะเกิดขึ้นได้ที่ นิวรอนนี้

2) สัญญาณต่างๆ ส่งผ่านนิวรอนได้ด้วยการเชื่อมต่อกันเป็นลิงค์ (Link)

3) แต่ละลิงค์จะมีความสัมพันธ์กับค่าน้ำหนัก (Weight) ซึ่งเปรียบเสมือน เป็นค่าที่ให้โครงข่ายในการตัดสินใจแก้ปัญหา โดยทั่วไป ค่าน้ำหนักนี้จะถูกคูณเข้ากับสัญญาณอินพุตเพื่อ ส่งออกไปยังนิวรอนอื่นๆ

4) แต่ละนิวรอนจะมีค่าสถานะภายใน (Internal State) เรียกว่าระดับการกระตุ้น (Activation หรือ Activity Level) ที่จะให้ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function) ของสัญญาณอินพุตผลลัพธ์ เพื่อส่งเป็นสัญญาณเอาต์พุตออกไป ให้แก่นิวรอนตัวอื่น ๆ ฟังก์ชันการกระตุ้นนี้

ปกติฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) ส่วนสัญญาณอินพุตผลลัพธ์ จะเป็นค่าผลรวมทั้งหมดของค่าน้ำหนัก คูณกับ ค่าระดับการกระตุ้น

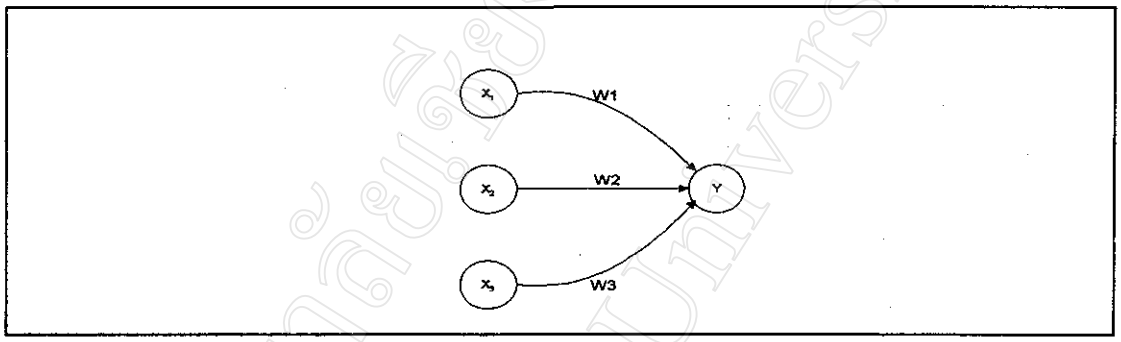
พิจารณารูป 2.2 นิวรอน Y ซึ่งจะรับอินพุตจากนิวรอน X_1 , X_2 และ X_3 มีค่าระดับการกระตุ้นเป็น X_1 , X_2 และ X_3 ตามลำดับ ค่าน้ำหนักจากนิวรอน X_1 , X_2 และ X_3 ไปยังนิว

รอน Y คือ w_1, w_2 และ w_3 จะได้ความสัมพันธ์กับอินพุตลัพธ์ Y_in ที่ส่งไปให้นิวรอน Y เป็นผลรวมของค่าน้ำหนักกับค่าระดับการกระตุ้นจากนิวรอน X_1, X_2 และ X_3

$$y_in = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 \qquad \ldots(2.1)$$

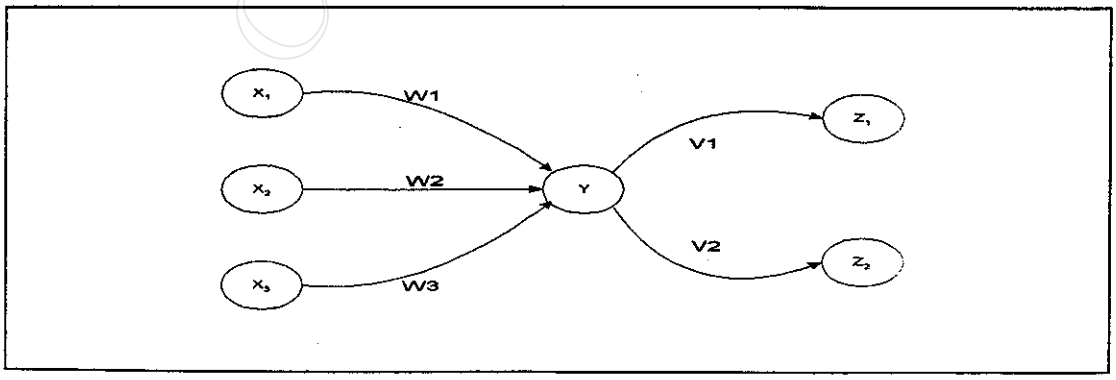
ค่าระดับการกระตุ้น y ของนิวรอน Y จะเป็นฟังก์ชันของค่าอินพุตลัพธ์ดังนี้

$$y = f(y_in) \qquad \ldots(2.2)$$



รูป 2.2 รูปแบบนิวรอนอย่างง่าย [5]

ซึ่งฟังก์ชันการกระตุ้นนี้มีได้หลายรูปแบบ ถ้าให้นิวรอน Y เชื่อมต่อกับนิวรอน Z_1 และ Z_2 ด้วยค่าน้ำหนัก v_1 และ v_2 ดังรูป 2.3 นิวรอน Y จะส่งสัญญาณ y ไปยังนิวรอนเหล่านี้ ซึ่งค่าที่นิวรอน Z_1 และ Z_2 ได้รับจะแตกต่างกันขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนัก v_1 และ v_2 นั่นเอง ในทำนองเดียวกัน ค่าระดับการกระตุ้น Z_1 และ Z_2 ของนิวรอน Z_1 และ Z_2 จะขึ้นอยู่กับอินพุตที่มาจากนิวรอนตัวอื่น ๆ อีก



รูป 2.3 โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย [5]

2.2.1 คุณลักษณะสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียม

จากหลักการเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม จะเห็นได้ว่าคุณลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกกำหนดโดย

1) รูปแบบของการเชื่อมต่อ (Connection) ระหว่างนิวรอน เรียกว่าสถาปัตยกรรมโครงข่าย (Net Architecture)

2) วิธีกำหนดค่าน้ำหนักบนการเชื่อมต่อ เรียกว่าการเรียนรู้ (Training , Learning หรือ Algorithm)

3) ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function)

2.2.2 สถาปัตยกรรมโครงข่าย (Net Architecture)

โดยปกติโครงสร้างของนิวรอนจะจัดอยู่ในรูปของชั้น นิวรอนที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะมีองค์ประกอบ (Factor) ต่างๆ เหมือนกันองค์ประกอบเหล่านี้ได้แก่ฟังก์ชันการกระตุ้น , รูปแบบของค่าน้ำหนัก (Pattern of Weight) และรูปแบบของการเชื่อมต่อ (Pattern Connections) ไปยังนิวรอนอื่นๆ

จำนวนชั้นในโครงข่าย จะคิดจากจำนวนชั้นของค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่อระหว่างนิวรอน เช่น รูปที่ 2.3 จะได้ว่ามีจำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้น

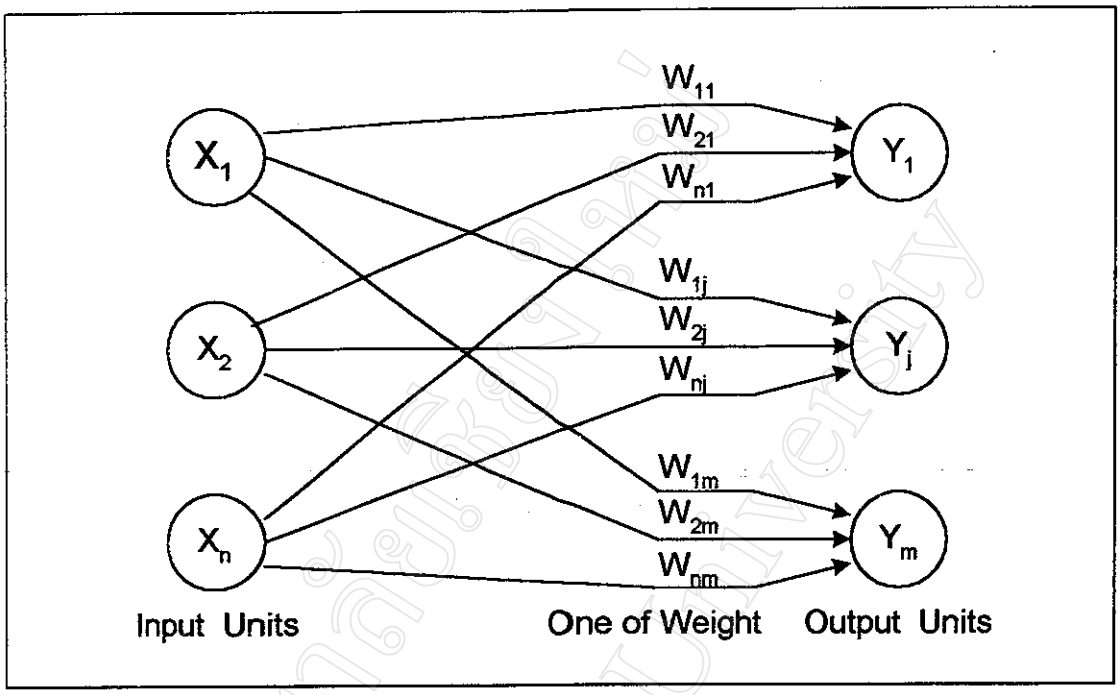
1) โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single-Layer Net)

สถาปัตยกรรมโครงข่ายแบบนี้ จะมีจำนวนชั้นของค่าน้ำหนักเพียงชั้นเดียว ดังรูป 2.4 ซึ่งหน่วยอินพุต (Input Units) จะเชื่อมต่อกับหน่วยเอาต์พุต (Output Units) แบบตัวต่อตัว (Fully Connected) คืออินพุตหนึ่งตัวจะเชื่อมต่อเอาต์พุตทุกตัว แต่จะไม่เชื่อมต่อกันเองกับอินพุตตัวอื่น เช่นเดียวกับที่หน่วยเอาต์พุตซึ่งแต่ละตัวจะไม่เชื่อมต่อกันเอง

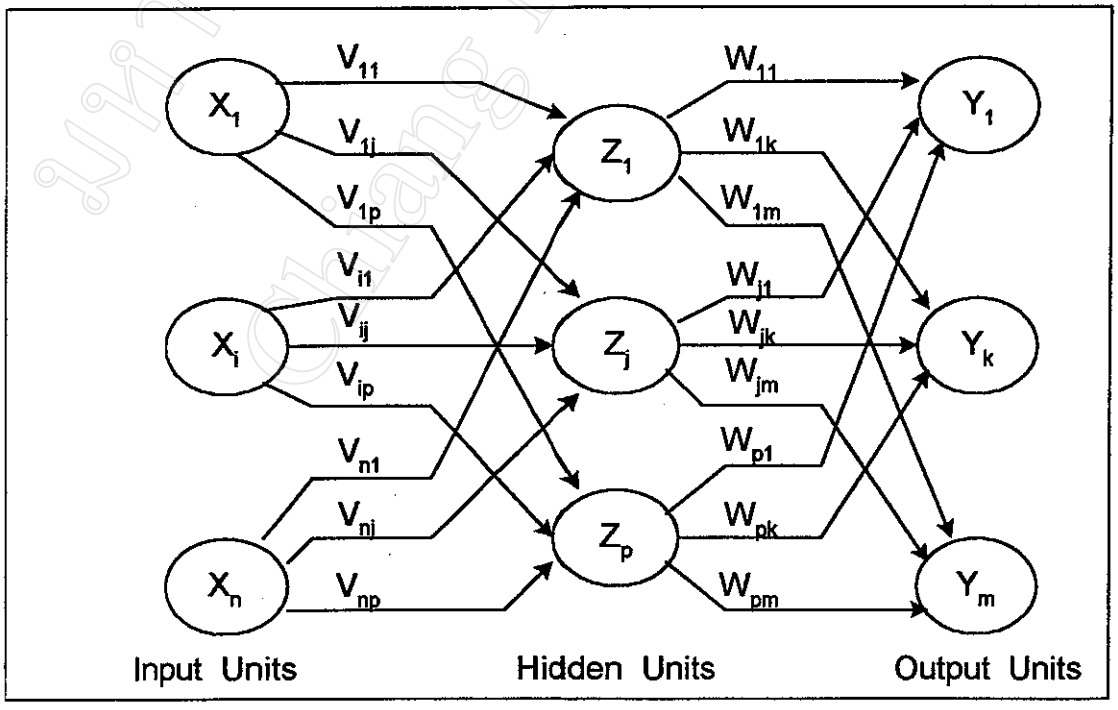
2) โครงข่ายแบบหลายชั้น (Multilayer Net)

โครงข่ายลักษณะนี้จะมีชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมอีก 1 ชั้น หรือมากกว่าคั่นอยู่ระหว่างหน่วยอินพุต และ หน่วยเอาต์พุต หน่วยที่คั่นอยู่เรียกว่าหน่วยชั้นซ่อน (Hidden Units) ดังนั้นชั้นของค่าน้ำหนัก ก็จะมีเพิ่มมากขึ้นมาระหว่างหน่วยที่ติดกันด้วย เช่นจากรูป 2.5 จะมีค่าน้ำหนัก ระหว่างหน่วยอินพุต กับหน่วย ชั้นซ่อน และ ระหว่างหน่วยชั้นซ่อนกับหน่วยเอาต์พุต

โดยทั่วไปโครงข่ายแบบหลายชั้นสามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนได้มากกว่าโครงข่ายแบบชั้นเดียว แต่ก็จะทำให้การเรียนรู้ยากขึ้นตามไปด้วย



รูป 2.4 โครงข่ายแบบชั้นเดียว [9]



รูป 2.5 โครงข่ายแบบหลายชั้น [9]

3) โครงข่ายแบบคอมพิติทีฟเลเยอร์ (Competitive Layer)

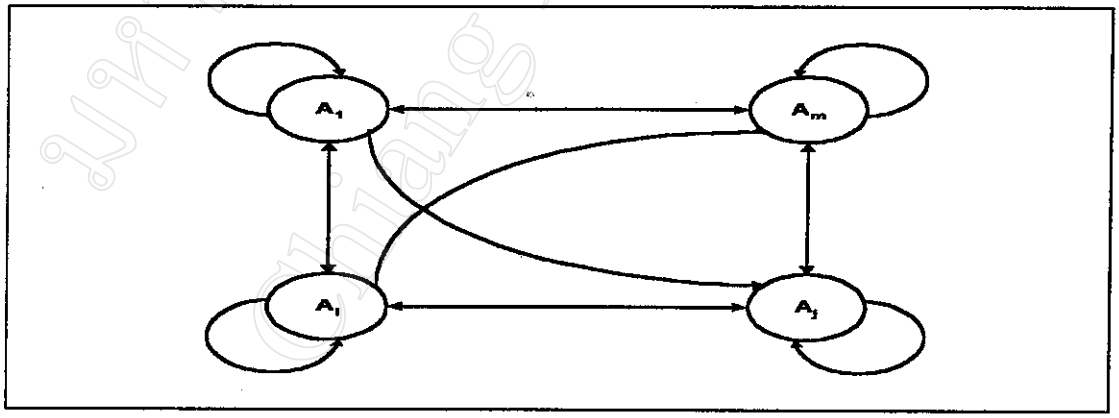
เป็นรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมขนาดใหญ่ ข้อแตกต่างประการสำคัญ คือ โครงข่ายแบบชั้นเดียวและโครงข่ายแบบหลายชั้นนั้น จะมีโครงสร้างแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward Net) คือสัญญาณจะมีการผ่านจากหน่วยอินพุตไปยังหน่วยเอาต์พุตเท่านั้น แต่สำหรับโครงข่ายแบบคอมพิติทีฟเลเยอร์ จะมีโครงสร้างแบบวนกลับ (Recurrent Net) คือมีการส่งสัญญาณวนกลับภายในหน่วยอินพุตเองด้วย ดังรูป 2.6

2.2.3 การเรียนรู้ (Training)

การตั้งค่าน้ำหนักของนิวรอน จะเรียกว่าการเรียนรู้ (Training , Learning หรือ Algorithm ของโครงข่าย) ซึ่งเป็นส่วนสำคัญทำให้แยกแยะโครงข่ายให้แตกต่างกัน

1) Supervised Training

วิธี Supervised Training นี้เป็นการเรียนรู้ที่จะกำหนดเทรนนิ่งเวคเตอร์ (Training Vector) ให้มีความสัมพันธ์กับเอาต์พุตที่ต้องการ โดยที่ค่าน้ำหนักจะถูกปรับค่าไปในระหว่างขั้นตอนของการเรียนรู้ วิธีง่ายๆ ของการเรียนรู้แบบนี้ เช่น การกำหนดว่าถ้าอินพุตเวคเตอร์ (Input Vector) มีรูปแบบตรงตามที่กำหนดไว้จะให้ค่าเอาต์พุตเป็น 1 แต่ถ้าไม่ตรงกันให้เอาต์พุตเป็น –1



รูป 2.6 โครงข่ายแบบคอมพิติทีฟเลเยอร์ [9]

โครงข่ายจะได้รับการเรียนรู้ ด้วยการกำหนดอินพุตเวคเตอร์ให้มีความสัมพันธ์กับค่าของเอาต์พุตเวคเตอร์ ซึ่งกำหนดไว้อีกเช่นกัน เรียกว่า Associative Memory ถ้าเอาต์พุตเวคเตอร์ ที่ต้องการเหมือนกับอินพุตเวคเตอร์จะเรียกว่า Autoassociative Memory แต่ถ้าเอาต์พุตเวคเตอร์ ที่ต้องการแตกต่างจากอินพุตเวคเตอร์ เรียกว่า Heteroassociative Memory

หลังจากเกิดการเรียนรู้ขึ้นแล้ว Associative Memory จะสามารถเรียกหน่วยที่เก็บค่าน้ำหนักนี้มาใช้ได้อีก เมื่อมีอินพุตเวคเตอร์ที่เหมือนกันหรือคล้ายคลึงกับที่เคยผ่านการเรียนรู้มาแล้ว ผ่านเข้ามาอีกครั้งหนึ่ง

สำหรับโครงข่ายแบบหลายชั้นนั้น การเรียนรู้ที่เหมาะสมคือกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Backpropagation)

2) Unsupervised Training

การเรียนรู้แบบนี้มีลักษณะเป็นการเรียนรู้ด้วยตัวเอง (Self-Organizing Neural Net) โดยป้อนค่าอินพุตเวคเตอร์ให้โครงข่าย แต่ไม่ได้ระบุเอาต์พุตที่ต้องการไว้ ดังนั้นโครงข่ายจะทำการปรับปรุงค่าน้ำหนักด้วยการจัดกลุ่มอินพุตเวคเตอร์ที่มีลักษณะเดียวกันไว้กับกลุ่มเอาต์พุต ที่มีลักษณะเดียวกัน

3) Fixed Weight Nets

เป็นเทคนิคที่ใช้ในการแก้ปัญหาของ Constain Optimization Problems ค่าน้ำหนักจะถูกกำหนดไว้ ตั้งแต่ตอนที่โครงข่ายได้รับการออกแบบ

2.2.4 ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function)

ฟังก์ชันการกระตุ้นเป็นส่วนสำคัญในการกำหนดค่าระดับการกระตุ้นภายใน นิวรอน นั้นๆ ฟังก์ชันการกระตุ้นนี้ โดยมากเป็นฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear)

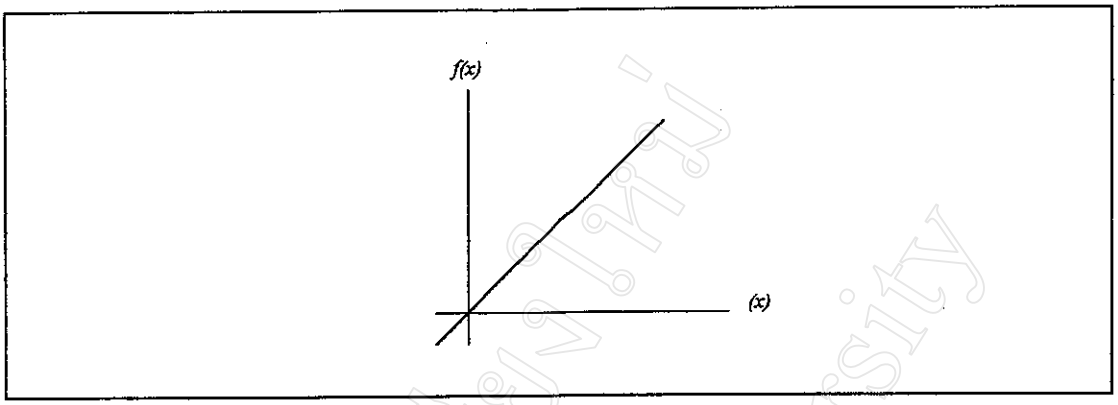
1) ไดเอนดิตี้ฟังก์ชัน (Identity Function)

$$f(x) = x \quad \text{for all } x \qquad \ldots(2.3)$$

ฟังก์ชันการกระตุ้นแบบนี้มีใช้ในโครงข่ายแบบชั้นเดียว

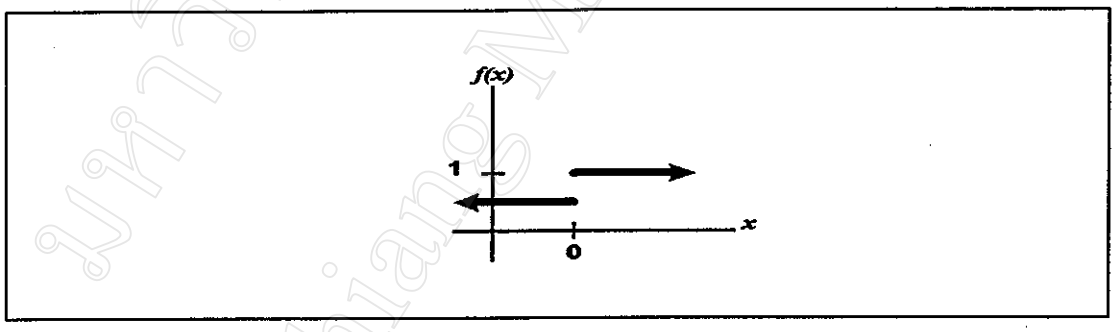
2) ไบนารีสเต็ปฟังก์ชั่น (Binary Step Function : with Threshold θ)

$$f(x) = \begin{cases} 1 & if \quad x \geq \theta \\ 0 & if \quad x < \theta \end{cases} \qquad \ldots(2.4)$$



รูป 2.7 ไอเดนดิตี้ฟังก์ชัน [5]

โครงข่ายแบบชั้นเดียวใช้สเต็ปฟังก์ชัน เพื่อแปลงค่าอินพุตจากสัญญาณที่มีการแปรค่าอย่างต่อเนื่อง ให้ได้สัญญาณหน่วยเอาต์พุตเป็นไบนารี (Binary) คือ 0 กับ 1 หรือ ไบโพล่าร์ (Bipolar) คือ 1 กับ –1 ฟังก์ชันการกระตุ้นแบบไบนารีสเต็ปฟังก์ชันนี้ เรียกอีกอย่างว่า Threshold Function หรือ Heaviside Function



รูป 2.8 ไบนารีสเต็ปฟังก์ชัน [5]

3) ไบนารีซิกมอยด์ (Binary Sigmoid)

$$f(x) = \frac{1}{1+\exp(-\sigma x)} \qquad \ldots(2.5)$$

$$f'(x) = \sigma f(x)[1-f(x)] \qquad \ldots(2.6)$$

ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function หรือ S-Shaped Curve หรือ Logistic Function) เป็นฟังก์ชันการกระตุ้นที่นิยมใช้กับการเรียนรู้แบบแพร่กลับเพราะว่าสัมพันธ์ระหว่างค่า

ของฟังก์ชันที่จุดใดๆ กับค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันที่จุดใดๆ จะมีค่าลดลงในช่วงของการเรียนรู้

ฟังก์ชันซิกมอยด์นี้จะมีค่าอยู่ในช่วงของ 0 ถึง 1 จึงนำไปใช้กับฟังก์ชันการกระตุ้นที่ต้องการให้ค่าเอาต์พุตอยู่ระหว่างค่า 0 ถึง 1 ค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญคือ σ เรียกว่า Steepness Parameter

ถ้าค่าของฟังก์ชันซิกมอยด์อยู่ระหว่างค่า –1 ถึง 1 จะเรียกว่าฟังก์ชันไบโพลาร์ (Bipolar Function) ซึ่งฟังก์ชันนี้จะมีความสัมพันธ์กับ ฟังก์ชันไฮเปอร์บอลิกแทนเจนท์ (Hyperbolic Tangent Function) โดยเหมาะที่จะนำไปใช้เมื่อค่าเอาต์พุตที่ต้องการ มีค่าอยู่ระหว่าง –1 ถึง 1 ดังนั้นนิยามฟังก์ชันไบโพลาร์ซิกมอยด์ (Bipolar Sigmoid) ดังนี้

$$g(x) = 2f(x) - 1 = \frac{2}{1 - \exp(-\sigma x)} - 1 \qquad \ldots(2.7)$$

$$= \frac{1 - \exp(-\sigma x)}{1 - \exp(-\sigma x)} \qquad \ldots(2.8)$$

$$g'(x) = \frac{\sigma}{2}[1 + g(x)][1 - g(x)] \qquad \ldots(2.9)$$

สมมติว่า ค่า $\sigma = 1$ เราแสดงความสัมพันธ์ กับฟังก์ชันไฮเปอร์บอลิกแทนเจนท์ ได้ดังนี้

$$g(x) = \frac{1 - \exp(-x)}{1 - \exp(-x)} \qquad \ldots(2.10)$$

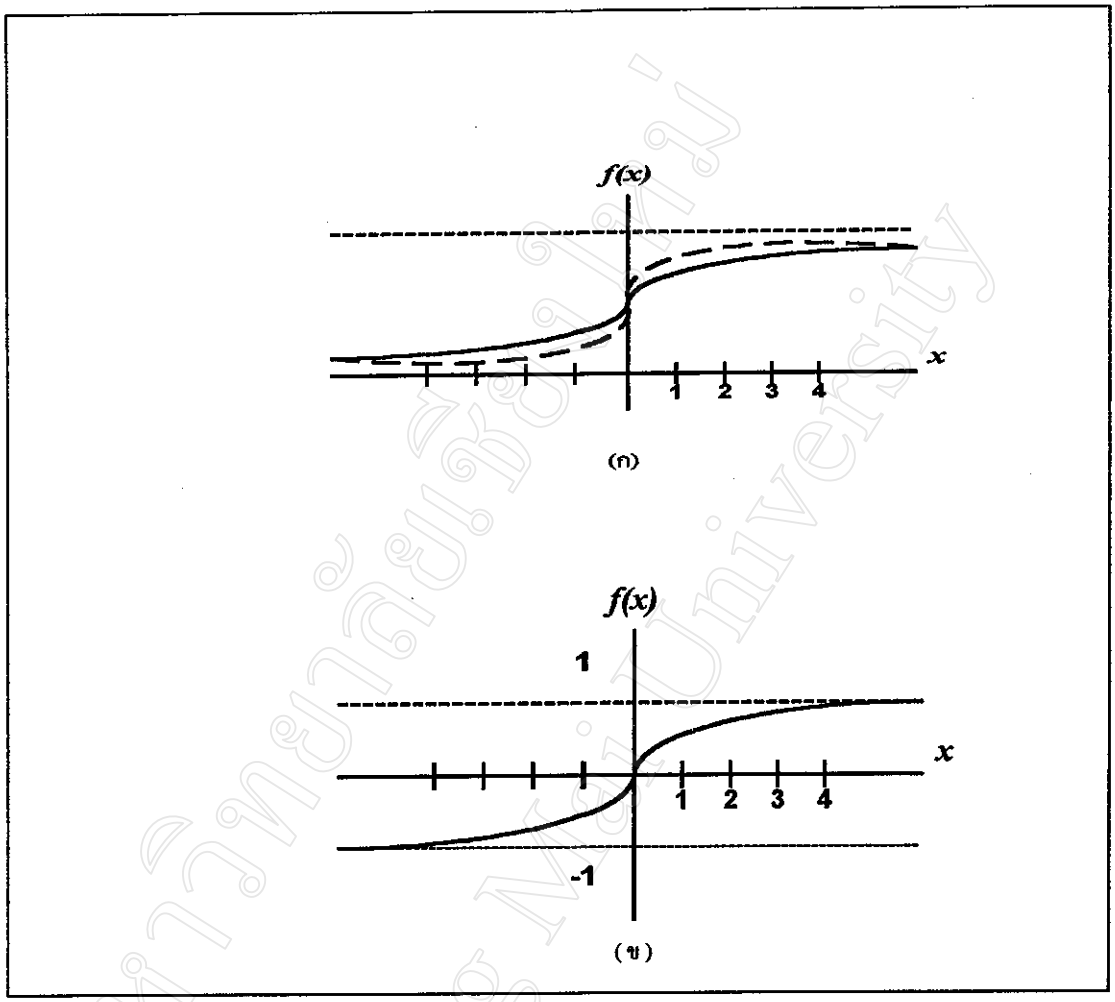
นิยามฟังก์ชันไฮเปอร์บอลิกแทนเจนท์

$$h(x) = \frac{\exp(x) - \exp(-x)}{\exp(x) + \exp(-x)} \qquad \ldots(2.11)$$

$$= \frac{1 - \exp(-2x)}{1 + \exp(-2x)} \qquad \ldots(2.12)$$

ค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันไฮเปอร์บอลิกแทนเจนท์

$$h'(x) = [1 + h(x)][1 - h(x)] \qquad \ldots(2.13)$$



รูป 2.9 (ก) แสดงไบนารีซิกมอยด์
(ข) แสดงไบโพลาร์ซิกมอยด์ [5]

โดยที่ ค่าตัวแปร มีค่าดังนี้

x_i , y_j ค่าระดับการกระตุ้นของนิวรอน X_i , Y_j โดยที่

สำหรับหน่วยอินพุต X_i

x_i = สัญญาณอินพุต

สำหรับหน่วยอื่น ๆ Y_j

$$y_j = f(y_in_j) \qquad \ldots(2.14)$$

w_{ij} ค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจากนิวรอน X_i ไปยังนิวรอน Y_j

b_j ค่าไบแอส (Bias) ของนิวรอน Y_j

ค่าไบแอสนี้คือค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจากหน่วยที่มีค่าระดับการกระตุ้นคงที่เท่ากับ 1

y_in_j อินพุตลัพธ์ (Net Input) ของนิวรอน Y_j

$$y_in_j = b_j + \sum_i x_i w_{ij} \quad \text{...(2.15)}$$

W เมตริกซ์ค่าน้ำหนัก (Weight Matrix)

$$W = \{w_{ij}\} \quad \text{...(2.16)}$$

w_j เวคเตอร์ค่าน้ำหนัก (Vector of Weight)

$$w_j = (w_{1j}, w_{2j}, \ldots, w_{nj})^T \quad \text{...(2.17)}$$

เมื่อเมตริกซ์ค่าน้ำหนักมีจำนวน j สดมภ์

$\|x\|$ ขนาดของเวคเตอร์ x

θ_1 ระดับต่ำสุด (Threshold)สำหรับค่าระดับการกระตุ้นของนิวรอน Y_j

สำหรับฟังก์ชันการกระตุ้น แบบสเต็ป (Step Activation Function) จะตั้งค่าระดับการกระตุ้นของนิวรอนให้เท่ากับ 1 ถ้าอินพุตลัพธ์ มีค่ามากกว่าต่ำสุด θ_j ที่กำหนดไว้ แต่ถ้าน้อยกว่าให้ค่าระดับการกระตุ้นเท่ากับ 0

s เทรนนิ่งอินพุตเวคเตอร์ (Training Input Vector)

$$s = (s_1, \ldots, s_i, \ldots, s_n) \quad \text{...(2.18)}$$

t เทรนนิ่งเอาต์พุตเวคเตอร์ (Training Output Vector)

$$t = (t_1, \ldots, t_j, \ldots, t_m) \quad \text{...(2.19)}$$

x อินพุตเวคเตอร์สำหรับโครงข่าย

$$x = (x_1, \ldots, x_i, \ldots, x_n) \quad \text{...(2.20)}$$

Δw_{ij} ค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนไป

$$\Delta w_{ij} = [w_{ij}(new) - w_{ij}(old) \quad \text{...(2.21)}$$

α อัตราการเรียนรู้ (Leaning Rate)

อัตราการเรียนรู้นี้ใช้เพื่อควบคุมจำนวนของการปรับปรุงค่าน้ำหนักที่แต่ละขั้นของการเรียนรู้

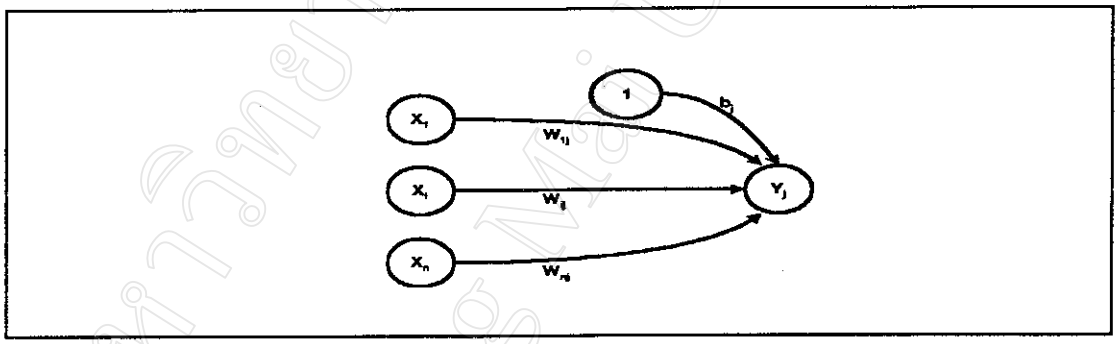
2.2.5 วิธีการคูณเมตริกซ์เพื่อคำนวณอินพุตลัพธ์

(Matrix Multiplication Method for Calculating Net Input)

ถ้าค่าน้ำหนักของโครงข่ายเก็บไว้ในเมตริกซ์ $W = \{w_{ij}\}$ แล้วค่าอินพุตลัพธ์ที่ส่งไปให้นิวรอน Y_j (ไม่มีค่าไบแอสที่นิวรอน j) สามารถคำนวณได้ง่ายๆ ด้วยการทำผลคูณ เชิงสเกล่าร์ระหว่างเวคเตอร์ $x = (x_1,...,x_i,...,x_n)$ กับ w_j (เวคเตอร์ค่าน้ำหนักมีจำนวน j สดมภ์)

2.2.6 ค่าไบแอส (Bias)

ค่าไบแอสก็คือการเพิ่มองค์ประกอบ $x_0 = 1$ ให้กับเวคเตอร์ x เช่น $x = (1, x_1,...,x_i,...,x_n)$ ค่าไบแอสนี้ จึงมีความหมายว่าเป็นค่าน้ำหนักตัวหนึ่งหรือ $w_{ij} = b_j$ จะได้อินพุตลัพธ์ที่ส่งให้นิวรอน Y_j ดังรูป 2.10



รูป 2.10 นิวรอนที่มีค่าไบแอส [5]