

บทที่ 3

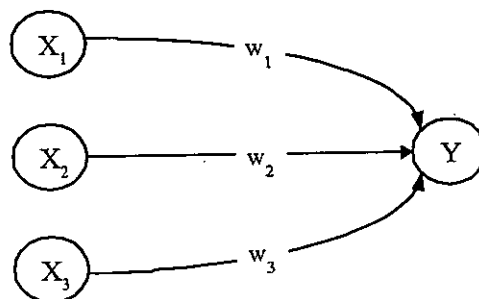
โครงข่ายประสาทเทียม

3.1 ทฤษฎีเบื้องต้น

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นระบบประมวลผลข้อมูลที่มีคุณลักษณะการทำงานเทียบได้กับโครงข่ายประสาทจริงทางชีววิทยา ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมสามารถกำเนิดสัญญาณการรู้คิดหรือระลึกจำของมนุษย์ให้เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยอาศัยสมมติฐานดังนี้

- การประมวลผลเกิดขึ้นที่หน่วยซึ่งเรียกว่า นิวรอน (Neurons)
- สัญญาณต่าง ๆ ถูกส่งผ่านแต่ละนิวรอนได้ด้วยการเชื่อมต่อกันเป็นข่ายเชื่อมโยง (Link)
- แต่ละข่ายเชื่อมโยงจะมีความสัมพันธ์กับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ซึ่งสำหรับโครงข่ายประสาททั่วไปค่าถ่วงน้ำหนักนี้จะถูกคูณกับสัญญาณอินพุตเพื่อส่งออกไปยังนิวรอนถัดไป
- แต่ละนิวรอนจะถูกเร่งเร้าด้วยฟังก์ชันการเร่งเร้า (Activation function) ซึ่งปกติจะไม่เชิงเส้น เพื่อส่งเป็นสัญญาณอินพุตผลลัพธ์ให้แก่นิวรอนตัวถัดไป โดยสัญญาณเอาต์พุตของแต่ละนิวรอนคือผลรวมทั้งหมดของค่าถ่วงน้ำหนักคูณกับค่าระดับการเร่งเร้า

ยกตัวอย่างเช่น พิจารณานิวรอน Y ดังรูปที่ 3.1 ซึ่งจะรับอินพุตจากนิวรอน X_1 , X_2 และ X_3 มีค่าระดับการเร่งเร้าเป็น x_1, x_2 และ x_3 ตามลำดับ ค่าถ่วงน้ำหนักจากนิวรอน X_1 , X_2 และ X_3 ไปยังนิวรอน Y คือ w_1, w_2 และ w_3 ซึ่งจะได้ความสัมพันธ์ของอินพุตผลลัพธ์ (y_{in}) ที่ส่งไปให้นิวรอน Y เป็นผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักคูณกับค่าระดับการเร่งเร้าจากนิวรอน X_1, X_2 และ X_3 ดังสมการที่ (3.1)



รูปที่ 3.1 รูปแบบนิวรอนอย่างง่าย

$$y_{in} = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 \quad (3.1)$$

ค่าระดับการเร่งเร้า y ของนิวรอน จะเป็นฟังก์ชันของค่าอินพุตลัพธ์ ดังสมการที่ (3.2)

$$y = f(y_{in}) \quad (3.2)$$

ซึ่งฟังก์ชันการเร่งเร้านี้มีได้หลายรูปแบบ ซึ่งแบบที่นิยมใช้ทั่วไป คือไบนารีซิกมอยด์ (Binary sigmoid) ดังรูปที่ 3.2 โดยมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ตามนิยามดังสมการที่ (3.3)

$$f_1(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3.3)$$

และค่าอนุพันธ์เขียนในรูปเทอมของฟังก์ชันได้ดังสมการที่ (3.4)

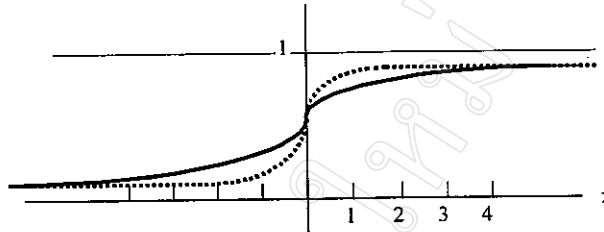
$$f'_1(x) = f_1(x)[1 - f_1(x)] \quad (3.4)$$

ฟังก์ชันการเร่งเร้าอีกแบบที่นิยมใช้คือไบโพลาร์ซิกมอยด์ (Bipolar sigmoid) ดังรูปที่ 3.3 โดยมีค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ตามนิยามดังสมการที่ (3.5)

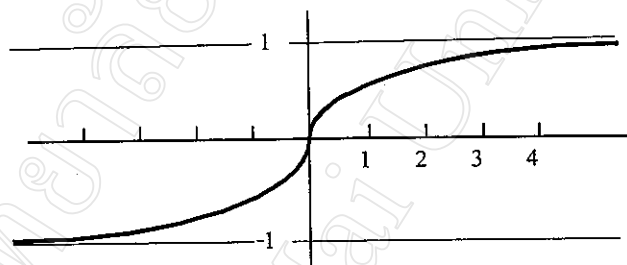
$$f_2(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x)} - 1 \quad (3.5)$$

และค่าอนุพันธ์เขียนในรูปเทอมของฟังก์ชันได้ดังสมการที่ (3.6)

$$f'_2 = \frac{1}{2} [1 + f_2(x)][1 - f_2(x)] \quad (3.6)$$

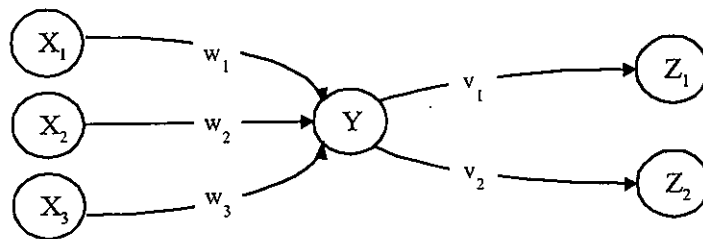


รูปที่ 3.2 ไบনারีซิกมอยด์



รูปที่ 3.3 ไบโพลาร์ซิกมอยด์

ถ้าให้นิวรอน Y เชื่อมต่อกับนิวรอน Z_1 และ Z_2 ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก v_1 และ v_2 ดังรูปที่ 3.4 นิวรอน Y จะส่งสัญญาณ y ไปยังนิวรอนเหล่านี้ ซึ่งค่าที่นิวรอน Z_1 และ Z_2 ได้รับจะแตกต่างกันขึ้นอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนัก v_1 และ v_2 นั้นเอง ในทำนองเดียวกัน ค่าระดับการเร่งเร็ว z_1 และ z_2 ของนิวรอน Z_1 และ Z_2 จะขึ้นอยู่กับอินพุตที่มาจากนิวรอนตัวอื่นๆ ก่อนหน้า



รูปที่ 3.4 โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย

3.2 คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียม

จากหลักการเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม กล่าวได้ว่าคุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกกำหนดโดย

- ก. รูปแบบของการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอน เรียกว่าสถาปัตยกรรมโครงข่าย (Net architecture)
- ข. วิธีการหาค่าถ่วงน้ำหนักบนการเชื่อมต่อ เรียกว่าการเรียนรู้ หรือการฝึก (Training or Learning)
- ค. ฟังก์ชันการเร่งเร็ว

การตั้งค่าถ่วงน้ำหนักของนิวรอนจะเรียกว่าเป็นการเรียนรู้ของโครงข่าย ซึ่งเป็นส่วนสำคัญทำให้แยกแยะโครงข่ายให้แตกต่างกัน โดยสามารถแบ่งการฝึกได้เป็น

- ก. การฝึกแบบชี้นำ (Supervised training) ซึ่งเป็นการเรียนรู้ที่จะกำหนดเวกเตอร์การฝึก (Training vector) ให้มีความสัมพันธ์กับเอาต์พุตที่ต้องการ โดยที่ค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกปรับค่าไปในระหว่างขั้นตอนของการเรียนรู้ วิธีง่ายๆ ของการเรียนรู้แบบนี้ เช่นการกำหนดว่าถ้าอินพุตมีรูปแบบตรงตามที่กำหนดไว้จะให้ค่าเอาต์พุตเป็น 1 แต่ถ้าไม่ตรงกันจะให้เอาต์พุตเป็น -1 เป็นต้น
- ข. การฝึกแบบไม่ชี้นำ (Unsupervised training) เป็นการเรียนรู้ที่มีลักษณะเป็นการเรียนรู้ด้วยตนเอง โดยป้อนค่าของอินพุตให้โครงข่าย แต่ไม่ได้ระบุเอาต์พุตที่ต้องการไว้ ดังนั้นโครงข่ายจะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักด้วยการจัดกลุ่มเวกเตอร์อินพุตที่มีลักษณะเดียวกันไว้กับกลุ่มเอาต์พุตที่มีลักษณะเดียวกัน
- ค. การกำหนดน้ำหนัก (Fixed-weight) เป็นเทคนิคที่ใช้ในการแก้ปัญหาซึ่งหากใช้วิธีแบบอื่นตามปกตินั้นจะกระทำได้อย่างยาก โดยค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกกำหนดไว้ตั้งแต่ตอนออกแบบโครงข่าย

ในระหว่างสัญญาณไหลไปข้างหน้า หน่วยอินพุตแต่ละตัว (X_i) ได้รับสัญญาณอินพุต และกระจายสัญญาณไปให้หน่วยซ่อนเร้นแต่ละตัว ($Z_1, \dots, Z_p$) เพื่อทำการคำนวณหาค่าระดับการเร่งเร้า (z_j) แล้วส่งให้หน่วยเอาต์พุตต่อไป จากนั้นหน่วยเอาต์พุตแต่ละตัว (Y_k) จะคำนวณหาค่าระดับการเร่งเร้า (y_k) เพื่อจัดเป็นผลตอบสนองของโครงข่ายที่มีต่อรูปแบบของอินพุตที่กำหนดให้

ในระหว่างการเรียนรู้ หน่วยเอาต์พุตแต่ละตัวจะทำการเปรียบเทียบค่าระดับการเร่งเร้า (y_k) ที่คำนวณได้กับค่าเป้าหมาย (t_k) เพื่อนำไปหาค่าผิดพลาดที่หน่วยนั้นๆ ค่าผิดพลาดนี้ใช้สัญลักษณ์เป็น δ_k ($k=1, \dots, m$) ค่า δ_k ที่เป็ค่าผิดพลาดของหน่วยเอาต์พุต Y_k นี้จะถูกส่งกลับ ไปให้ทุกหน่วยในชั้นก่อนหน้า ซึ่งก็คือหน่วยซ่อนเร้นที่เชื่อมต่อกับหน่วยเอาต์พุต Y_k จากนั้นจึง นำไปปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นเอาต์พุตกับชั้นซ่อนเร้นต่อไป

ในทำนองเดียวกันค่าผิดพลาด δ_j ($j=1, \dots, p$) จะถูกคำนวณที่แต่ละหน่วยซ่อนเร้น (Z_k) แต่ไม่จำเป็นต้องส่งค่ากลับไปยังชั้นอินพุต เพียงแต่นำไปปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้น ซ่อนเร้นและชั้นอินพุตเท่านั้น

เมื่อได้ค่าผิดพลาด δ_j แล้ว การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับทุกชั้นจะเกิดขึ้นอย่างทันที โดยการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก w_{jk} จากหน่วยซ่อนเร้น Z_k ไปยังหน่วยเอาต์พุต Y_k ภายใต้เงื่อนไขของค่าผิดพลาด δ_k และค่าระดับการเร่งเร้า z_j ของหน่วยซ่อนเร้น Z_j ส่วนการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก v_{ij} จากหน่วยอินพุต X_i ไปยังหน่วยซ่อนเร้น Z_k นั้น ทำภายใต้เงื่อนไขของค่าผิดพลาด δ_j และค่าระดับการเร่งเร้า x_i ของหน่วยอินพุต

3.3.1 ตัวแปรต่าง ๆ ที่ใช้ในการเรียนรู้แบบแพร่กลับ

x เวกเตอร์การฝึกอินพุต (Input training vector) ดังสมการที่ (3.7)

$$x = (x_1, \dots, x_1, \dots, x_n) \quad (3.7)$$

t เวกเตอร์เอาต์พุตเป้าหมาย (Output target vector) ดังสมการที่ (3.8)

$$t = (t_1, \dots, t_k, \dots, t_m) \quad (3.8)$$

δ_k ค่าผิดพลาดเนื่องจากหน่วยเอาต์พุต Y_k ที่แพร่กลับมายังหน่วยซ่อนเร้น เพื่อนำไปปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก w_{jk}

δ_j ค่าผิดพลาดเนื่องจากหน่วยซ่อนเร้น Z_j เพื่อนำไปปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก v_{ij}

α อัตราการเรียนรู้

- X_i หน่วยอินพุตที่ i
 สำหรับหน่วยอินพุต สัญญาณอินพุต และสัญญาณเอาต์พุตใช้สัญลักษณ์ x_i
 v_{0j} ค่าไบแอสบนหน่วยซ่อนเร้นที่ j
 Z_j หน่วยซ่อนเร้นที่ j
 อินพุตลัทธิที่ส่งไปให้ Z_j ใช้สัญลักษณ์ว่า z_in_j โดยหาค่าได้ดังสมการที่ (3.9)

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_i x_i v_{ij} \quad (3.9)$$

สัญญาณเอาต์พุต หรือค่าระดับการเร่งเร้าของ Z_j ใช้สัญลักษณ์ z_j ดังสมการที่ (3.10)

$$z_j = f(z_in_j) \quad (3.10)$$

- w_{0k} ค่าไบแอสบนหน่วยเอาต์พุตที่ k
 Y_k หน่วยเอาต์พุตที่ k
 อินพุตลัทธิที่ส่งไปให้ Y_k ใช้สัญลักษณ์ว่า y_in_k โดยหาค่าได้ดังสมการที่ (3.11)

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_j z_j w_{kj} \quad (3.11)$$

สัญญาณเอาต์พุต หรือค่าระดับการเร่งเร้าของ Y_k ใช้สัญลักษณ์ y_k ดังสมการที่ (3.12)

$$y_k = f(y_in_k) \quad (3.12)$$

3.3.2 ขั้นตอนในกระบวนการเรียนรู้ แบบแพร่กลับ

ขั้นที่ 0 การกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น ให้ตั้งค่าสุ่มที่น้อย

ขั้นที่ 1 ทดสอบเงื่อนไขของการสิ้นสุดการเรียนรู้ ถ้ายังไม่เป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้
 (ทดสอบแล้วเป็นเท็จ) ให้ทำตามขั้นตอนที่ 2 ถึง 9

ขั้นที่ 2 สำหรับแต่ละคู่ของการฝึก (Training pair) ให้ทำตามขั้นตอนที่
 3 ถึง 8

ช่วง สัญญาณไหลไปข้างหน้า

ขั้นที่ 3 แต่ละหน่วยอินพุต ($X_i, i=1, \dots, n$) ได้รับสัญญาณอินพุต x_i และกระจายสัญญาณไปให้ชั้นถัดไป (หน่วยซ่อนเร้น)

ขั้นที่ 4 แต่ละหน่วยซ่อนเร้น ($Z_j, j=1, \dots, p$) รวมผลคูณของค่าถ่วงน้ำหนักกับสัญญาณอินพุต ดังสมการที่ (3.9) จากนั้นนำฟังก์ชันการเร่งเร้า ไปคำนวณค่าสัญญาณเอาต์พุต เพื่อส่งสัญญาณนี้ให้ทุกหน่วยในชั้นถัดไป (หน่วยเอาต์พุต) ดังสมการที่ (3.10)

ขั้นที่ 5 แต่ละหน่วยเอาต์พุต ($Y_k, k=1, \dots, m$) รวมค่าผลคูณของค่าถ่วงน้ำหนักกับสัญญาณอินพุต จะได้ดังสมการที่ (3.11) จากนั้นนำฟังก์ชันการเร่งเร้าไปคำนวณค่าระดับการเร่งเร้า เพื่อเป็นสัญญาณเอาต์พุตดังสมการที่ (3.12)

ช่วงแพร่สัญญาณผิดพลาดกลับ

ขั้นที่ 6 แต่ละหน่วยเอาต์พุต ($Y_k, k=1, \dots, m$) ได้รับรูปแบบเป้าหมายที่มีความสัมพันธ์กับรูปแบบการฝึกอินพุต แล้วนำไปคำนวณหาค่าผิดพลาด (δ_k) โดยค่า δ_k นี้ จะถูกส่งไปยังทุกหน่วยของชั้นที่ต่ำกว่า ดังสมการที่ (3.13)

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (3.13)$$

คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกต้อง (Δw_{jk}) รวมถึงค่าไบแอสที่ถูกต้อง (Δw_{0k}) เพื่อนำไปปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักต่อไป ดังสมการที่ (3.14) และ (3.15)

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (3.14)$$

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (3.15)$$

ขั้นที่ 7 แต่ละหน่วยซ่อนเร้น ($Z_j, j=1, \dots, p$) จะรวมค่าผิดพลาดอินพุต ของหน่วยนั้น ๆ ที่ได้รับจากชั้นที่สูงกว่า ตามความสัมพันธ์ดังสมการที่ (3.16)

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (3.16)$$

จากนั้นนำไปคำนวณค่าผิดพลาดของแต่ละหน่วย ดังสมการที่ (3.17)

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (3.17)$$

แล้วนำไปคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกต้อง และค่าไบแอสที่ถูกต้องหนัก ดังสมการที่ (3.18) และ (3.19) เพื่อนำไปปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักต่อไป

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (3.18)$$

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (3.19)$$

ช่วงปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าไบแอส

ขั้นที่ 8 แต่ละหน่วยเอาต์พุต ($Y_k, k=1, \dots, m$) จะทำการปรับค่าไบแอสและค่าถ่วงน้ำหนัก ($j=0, \dots, p$) ดังสมการที่ (3.20)

$$w_{jk}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) + \Delta w_{jk} \quad (3.20)$$

แต่ละหน่วยซ่อนเร้น ($Z_j, j=1, \dots, p$) ทำการปรับค่าไบแอสและค่าถ่วงน้ำหนัก ($i=0, \dots, n$) ดังสมการที่ (3.21)

$$v_{ij}(\text{new}) = v_{ij}(\text{old}) + \Delta v_{ij} \quad (3.21)$$

ขั้นที่ 9 สถานะหยุดการทดสอบ

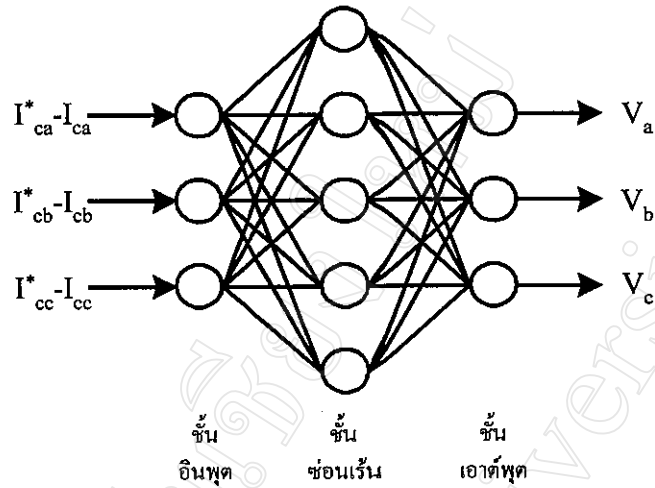
หลังจากหาค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสได้แล้ว สามารถหาค่าเอาต์พุตจากค่าอินพุตและค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ได้โดยใช้สมการที่ (3.9) ถึง (3.12) โดยค่าจากสมการที่ (3.12) ก็คือค่าเอาต์พุตที่ต้องการ

3.4 การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม

ในปัจจุบันโครงข่ายประสาทเทียมได้รับความสนใจ และนำมาใช้งานอย่างมากมาย สำหรับงานทางวิศวกรรมนั้นได้นำมาใช้ในหลายด้าน เช่นปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence) การควบคุมระบบกำลัง การควบคุมโรงงานเคมีภัณฑ์ การควบคุมระบบขับเคลื่อน และการออกแบบและปรับปรุงวงจรรวมขนาดใหญ่

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาใช้งานกับอิเล็กทรอนิกส์กำลังได้หลายอย่างเช่น ควบคุมเครื่องแปลงผันกำลัง การควบคุมการปรับเปลี่ยนกระแส [1] [2] การปรับเปลี่ยนความเร็วของมอเตอร์ [3] และอื่นๆ จากคุณสมบัติของวงจรอิเล็กทรอนิกส์กำลังซึ่งเปลี่ยนแปลงตามเวลา และธรรมชาติของการเปิด/ปิด จึงทำให้คุณสมบัติของวงจรเป็นแบบไม่เชิงเส้น ดังนั้นสมรรถภาพของการควบคุมต่างๆ ที่มีอยู่จึงไม่สามารถเปลี่ยนแปลงได้อย่างเหมาะสม การทำงานของชุดควบคุมอิเล็กทรอนิกส์กำลังซึ่งสามารถพิจารณาได้ว่าเป็นการเปลี่ยนข้อมูลแบบไม่เชิงเส้นจากสัญญาณอินพุตแบบแอนะล็อกไปยังเอาต์พุตฐานสอง (Binary output) ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้การเปลี่ยนข้อมูลแบบไม่เชิงเส้นจากข้อมูลของอินพุตและเอาต์พุตซึ่งถูกกำหนดเป็นสัญญาณซึ่งใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมได้ นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมยังมีความทนทานสูงเหนือวิธีการควบคุมแบบเดิมที่มีอยู่ เช่นช่วงทนทานต่อความผิดพลาดสูงกว่า

การนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้เพื่อควบคุมกระแสสำหรับวิทยานิพนธ์นี้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.6 โดยโครงข่ายมีอยู่ 3 ชั้นคือ 3 นิวรอนสำหรับชั้นอินพุต 5 นิวรอนสำหรับชั้นซ่อนเร้น และ 3 นิวรอนสำหรับชั้นเอาต์พุต ซึ่งการควบคุมการทำงานของวงจรองกำลังแอกทีฟเป็นไปตามรูปที่ 2.3 ดังได้กล่าวในบทที่แล้ว โดยที่บล็อกรองการของชุดควบคุมกระแสใช้โครงข่ายประสาทเทียม และหลักการทำงานจะเหมือนกับการใช้วิธีฮิสเตอร์ซิส ส่วนเงื่อนไขสำหรับการหา S_{XL} และ S_{XR} หาได้จากการเปรียบเทียบกระแสของวงจรองกำลังแอกทีฟกับกระแสอ้างอิงของวงจรองกำลังแอกทีฟ โดยเป็นไปตามตัวอย่างรูปแบบของอินพุต และสัญญาณที่ต้องการที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม ตามตารางที่ 3.1



รูปที่ 3.6 ตัวอย่างโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับวงจรกรองกำลังแยกทีฟ

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างรูปแบบของอินพุต และสัญญาณที่ต้องการซึ่งใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม

รูปแบบของอินพุต			สัญญาณที่ต้องการ		
$I_{ca}^* - I_{ca}$	$I_{cb}^* - I_{cb}$	$I_{cc}^* - I_{cc}$	V_a	V_b	V_c
1	1	1	1	1	1
1	1	-1	1	1	-1
1	-1	1	1	-1	1
1	-1	-1	1	-1	-1
-1	1	1	-1	1	1
-1	1	-1	-1	1	-1
-1	-1	1	-1	-1	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1

จากตารางที่ 3.1 สำหรับเฟส A สามารถหา S_{AL} และ S_{AR} ได้ดังนี้

ก. ถ้า $I_{ca} - I_{ca} = 1$ แล้ว $V_a = 1$ และ Q_1 และ Q_2 จะเปิด ส่วน Q_3 และ Q_4 จะปิด

จะได้ $S_{AL} = 0$ และ $S_{AR} = 1$

ข. ถ้า $I_{ca} - I_{ca} = -1$ แล้ว $V_a = -1$ และ Q_1 และ Q_2 จะปิด ส่วน Q_3 และ Q_4 จะเปิด

จะได้ $S_{AL} = 1$ และ $S_{AR} = 0$

การฝึกโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับวิทยานิพนธ์นี้ ใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ MATLAB โดยกำหนดค่ารูปแบบของอินพุตและสัญญาณเอาต์พุตที่ต้องการตามตารางที่ 3.1 และใช้ฟังก์ชันเร่งเร็วแบบไบโพลาร์ ซึ่งเขียนเป็นโปรแกรมได้ดังภาคผนวก ก