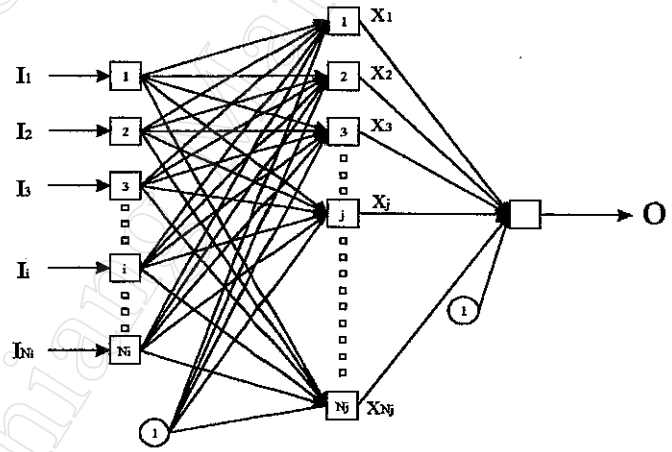
บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Intelligence Neural Network) คือ ระบบการประมวลผลทางคณิตศาสตร์โดยเลียนแบบการทำงานของเซลล์ประสาท

2.1.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย โหนดที่ใช้แทนเซลล์ประสาทจริง และแต่ละโหนดมีการเชื่อมต่อกับเป็นโครงข่ายด้วยค่าน้ำหนัก ซึ่งสามารถแสดงได้ตามรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น

จากรูปที่ 2.1 โครงข่ายประสาทเทียมจะรับสัญญาณเข้ามาทางชั้นรับสัญญาณขาเข้า (input layer) ซึ่งมีจำนวนโหนดทั้งหมด Ni โหนด สัญญาณขาเข้าเหล่านี้จะผ่านการคูณด้วยค่าน้ำหนักที่ต่อระหว่างชั้นรับสัญญาณขาเข้าและชั้นซ่อน (hiden layer) จากนั้นจะเข้าสู่โหนดที่ชั้นซ่อน ซึ่งมีจำนวนโหนดทั้งหมด Nj โหนด ที่โหนดชั้นซ่อนนี้สัญญาณจะต้องผ่านสมการตัดสินใจ (activation function) หลังจากนั้นจะต้องคูณด้วยค่าน้ำหนักที่ต่อระหว่างชั้นซ่อนและชั้นสัญญาณ

ขาออก(output layer) ท้ายที่สุดสัญญาณทั้งหมดจะเข้าสู่โหนดที่ขั้นสัญญาณขาออกนี้ ผ่านสมการตัดสินใจ แล้วออกมาเป็นสัญญาณที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมในที่สุด

2.1.2 ทฤษฎีการเรียนรู้แบบแพร่กลับของโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Backpropagation) เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียม จากรูปที่ 2.1 จำนวนเซลล์ประสาทเทียมด้านสัญญาณขาเข้ามีทั้งหมด Ni เซลล์ จำนวนเซลล์ประสาทเทียมในชั้นซ่อนมีทั้งหมด Nj เซลล์ และจำนวนเซลล์ประสาทเทียมด้านสัญญาณขาออกมี 1 เซลล์ และจุดที่มีเซลล์อยู่เรียกว่าโหนด โดยกำหนดให้

$I \in R^{Ni\times 1}$ เป็นสัญญาณขาเข้าของโครงข่ายประสาทเทียม และแทนสมาชิกตัวที่ i ของ I ด้วย I_i (โดย $i = 1,2,3,...,Ni$)

$W^I \in R^{Nj\times Ni}$ เป็นค่าน้ำหนักที่ต่อทางด้านสัญญาณขาเข้ากับชั้นซ่อน สมาชิกแต่ละตัวของ W^I แทนด้วย W^I_{ji} (โดย $i = 1,2,3,...,Ni$ และ $j = 1,2,3,...,Nj$) ซึ่งเชื่อมโหนดที่ i ของชั้นรับสัญญาณขาเข้า กับ โหนดที่ j ของชั้นซ่อน

$b^I \in R^{Nj\times 1}$ เป็นค่าชดเชย (bias) ที่โหนดของชั้นซ่อน และแทนสมาชิกตัวที่ j ของ b^I ด้วย b^I_j (โดย $j = 1,2,3,...,Nj$)

$W^O \in R^{1\times Nj}$ เป็นค่าน้ำหนักที่ต่อทางด้านชั้นสัญญาณขาออกกับชั้นซ่อน สมาชิกแต่ละตัวของ W^O แทนด้วย W^O_j (โดย $j = 1,2,3,...,Nj$) ซึ่งเชื่อมมาจากโหนดที่ j ของชั้นซ่อน

$b^O \in R^{1\times 1}$ เป็นค่าชดเชย (bias) ที่โหนดของชั้นสัญญาณขาออก

สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่สามารถแสดงได้ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1. สุ่มค่าน้ำหนัก และค่าชดเชยเริ่มต้นด้วยตัวเลขค่าน้อยๆ

ขั้นตอนที่ 2. หาผลรวมของสัญญาณที่แต่ละเซลล์ของชั้นซ่อน

$$S_j = \sum_{i=1}^{Ni} W^I_{ji} I_i + b^I_j \qquad (1)$$

โดยที่ S_j เป็นผลรวมของสัญญาณขาเข้าคูณกับค่าน้ำหนักของโหนดที่ชั้นซ่อนที่j จากนั้นนำค่าที่ได้ใน(1) ไปเข้าสมการตัดสินใจที่ชั้นซ่อน (f_h) จะได้

$$X_j = f_h(S_j) \qquad (2)$$

โดย X_j เป็นสัญญาณขาออกของโหนดที่ j ของชั้นซ่อน

ขั้นตอนที่ 3. หาสัญญาณขาออกของโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อโหนดที่ชั้นสัญญาณขาออกมีสมการตัดสินใจเป็น f_o

$$S_O = \sum_{j=1}^{Nj} W_j^O X_j + b^O \quad (3)$$

$$O = f_o(S_O) \quad (4)$$

เมื่อ O เป็นสัญญาณขาออกที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 4. หาค่าสำหรับปรับค่าน้ำหนัก และค่าชดเชยที่ต่อทางด้านสัญญาณขาออกกับชั้นซ่อน

$$d^O = (T - O) f_o'(S^O) \quad (5)$$

เมื่อ T เป็นสัญญาณขาออกที่ต้องการของโครงข่ายประสาทเทียม และ f_o' เป็นอนุพันธ์ของ f_o เทียบกับ S^O

$$\Delta W_j^O = \lambda d^O S_j \quad (6)$$

เมื่อ ΔW_j^O เป็น ค่าที่ใช้ปรับค่าน้ำหนัก และ λ เป็นอัตราการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

$$\Delta b^O = \lambda d^O \quad (7)$$

เมื่อ Δb^O เป็น ค่าที่ใช้ปรับค่าชดเชยที่ต่อทางด้านสัญญาณขาออก

ขั้นตอนที่ 5. หาค่าสำหรับปรับค่าน้ำหนัก และค่าชดเชยที่ต่อทางด้านสัญญาณขาเข้ากับชั้นซ่อน

$$v_j = d^O W_j^O \quad (8)$$

$$d_j^I = v_j f_h'(S_j) \quad (9)$$

เมื่อ f_h' เป็น อนุพันธ์ของ f_h เทียบกับ S_j

$$\Delta W_{ji}^I = \lambda d_j^I I_i \quad (10)$$

เมื่อ ΔW_{ji}^I เป็น ค่าที่ใช้ปรับค่าน้ำหนัก และ λ เป็นอัตราการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

$$\Delta b_j^I = \lambda d_j^I \quad (11)$$

เมื่อ Δb_j^I เป็น ค่าที่ใช้ปรับค่าชดเชยที่ต่อกับชั้นซ่อน

ขั้นตอนที่ 6. ปรับค่าน้ำหนัก และค่าชดเชยทั้งหมดของโครงข่ายประสาทเทียม

$$W_{ji}^I(\text{new}) = W_{ji}^I(\text{old}) + \Delta W_{ji}^I \quad (12)$$

$$b_j^I(\text{new}) = b_j^I(\text{old}) + \Delta b_j^I \quad (13)$$

$$W_j^O(\text{new}) = W_j^O(\text{old}) + \Delta W_j^O \quad (14)$$

$$b^O(\text{new}) = b^O(\text{old}) + \Delta b^O \quad (15)$$

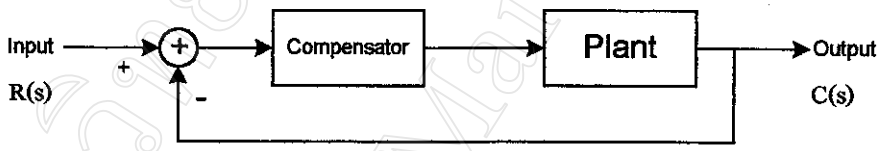
ขั้นตอนที่ 7. ตรวจสอบเงื่อนไข เช่น ความแตกต่างของสัญญาณขาออกที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับสัญญาณขาออกที่ต้องการว่าได้ตามกำหนดหรือยัง ทำให้ทราบว่ามีความจำเป็นที่ต้องทำการเรียนรู้อีกหรือไม่ ถ้าจำเป็นให้กลับไปที่ขั้นตอนที่ 2. แต่ถ้าไม่จำเป็นต้องให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้อีก ให้คงค่าน้ำหนักครั้งล่าสุดนี้ไว้ แล้วออกจากขั้นตอนการเรียนรู้

การเรียนรู้ หรือการปรับปรุงค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีอัลกอริทึมแบบแพร่กลับทั้ง 7 ขั้นตอนนี้ สามารถใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น หรือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างคล้ายกับโครงข่ายประสาทเทียมในรูปที่ 2.1

2.2 ทฤษฎีพื้นฐาน และดัชนีที่ใช้บอกประสิทธิภาพของระบบควบคุม

2.2.1 ระบบควบคุมแบบป้อนกลับ

โครงสร้างของระบบควบคุมแบบป้อนกลับโดยทั่วไปสามารถแสดงได้ตามรูปที่ 2.2 ดังนี้



รูปที่ 2.2 โครงสร้างโดยทั่วไปของระบบควบคุมแบบป้อนกลับ

กำหนดให้ส่วนดำเนินการมีสมการการถ่ายโอนเป็น

$$G(s)=\frac{K}{s(s+p)} \tag{16}$$

เมื่อให้ $R(s)$ เป็นสัญญาณขาเข้า (Input) หรือสัญญาณอ้างอิง และ $C(s)$ เป็นสัญญาณขาออก (Output) ดังนั้นสมการการถ่ายโอนของระบบควบคุมเป็น

$$C(s)=\frac{G(s)}{1+G(s)}R(s)=\frac{K}{s^2+ps+K}R(s) \tag{17}$$

หรือพิจารณาในรูปของความถี่ธรรมชาติ (ω_n) ของระบบ order 2 จะได้

$$C(s)=\frac{\omega_n^2}{s^2+2\zeta\omega_n s+\omega_n^2}R(s) \tag{18}$$

ให้สัญญาณขาเข้าเป็น unit step จะได้ $R(s)=\frac{1}{s}$ ดังนั้น

$$C(s)=\frac{\omega_n^2}{s(s^2+2\zeta\omega_n s+\omega_n^2)} \tag{19}$$

เมื่อพิจารณาในทางเวลา จะได้สัญญาณขาออกเป็น

$$c(t) = 1 - \frac{1}{\beta} e^{-\zeta\omega_n t} \sin(\omega_n \beta t + \theta) \tag{20}$$

เมื่อ

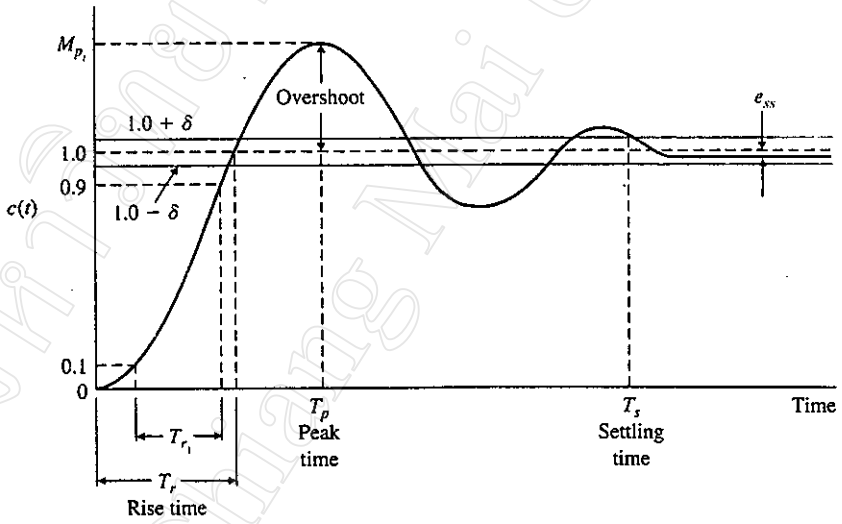
$$\beta = \sqrt{1-\zeta^2} \tag{21}$$

และ

$$\theta = \tan^{-1} \frac{\beta}{\zeta} \tag{22}$$

2.2.2 ดัชนีพื้นฐานที่ใช้บอกประสิทธิภาพของระบบควบคุม

การบ่งชี้ถึงประสิทธิภาพของระบบควบคุมที่ใช้สัญญาณขาเข้าเป็น unit step มีดัชนีที่เป็นมาตราฐานดังนี้



รูปที่ 2.3.สัญญาณที่ได้จากระบบควบคุม

Percent Overshoot (P.O.), เป็นค่าที่ใช้บอกถึงค่าสูงสุดของสัญญาณขาออกเมื่อเทียบกับสัญญาณขาเข้า

$$\text{P.O.} = \frac{M_{pt} - f_v}{f_v} \times 100 \tag{23}$$

เมื่อ M_{pt} เป็นค่าสูงสุดที่ได้จากสัญญาณขาออก และ f_v เป็นขนาดของสัญญาณขาเข้า มีค่าเป็น 1 ในกรณีที่สัญญาณขาเข้าเป็น unit step

Setting Time (T_s), เป็นดัชนีที่ใช้บอกเวลาที่ระบบต้องการ สำหรับให้สัญญาณขาออกมีความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วงที่กำหนด ($\pm\delta$) และในกรณีที่สัญญาณขาเข้าเป็น unit step สามารถคำนวณได้จาก

$$e^{-\zeta\omega_n T_s} \leq \delta \tag{24}$$

Rise Time (T_r), บอกถึงเวลาที่ระบบควบคุมใช้เพื่อให้สัญญาณขาออกได้ตามที่ตั้งไว้ เช่นที่ 90% ของขนาดสัญญาณขาเข้าเป็นต้น

Peak Time (T_p), เป็นเวลาที่ระบบให้สัญญาณขาออกเป็นค่าสูงสุด

Steady state error (e_{ss}), เป็นดัชนีที่บอกถึงความแตกต่างของสัญญาณขาออกและสัญญาณขาเข้าของระบบ ที่สภาวะเสถียร

ดัชนีเหล่านี้เป็นดัชนีพื้นฐานที่ใช้บอกประสิทธิภาพของระบบควบคุม โดยใช้สัญญาณขาเข้าเป็น unit step

2.2.3 อุปกรณ์ชดเชย แบบ PID

ระบบควบคุมที่ใช้ในโรงงานอุตสาหกรรม เกือบครึ่งใช้ PID เป็นอุปกรณ์ชดเชย การปรับแต่งอุปกรณ์ชดเชยแบบ PID สามารถปรับตามกฎการปรับแต่ง ในที่นี้เสนอกฎการปรับแต่งของ Ziegler-Nichols [7]

ให้อุปกรณ์ชดเชย แบบ PID มีสมการการถ่ายโอนเป็น

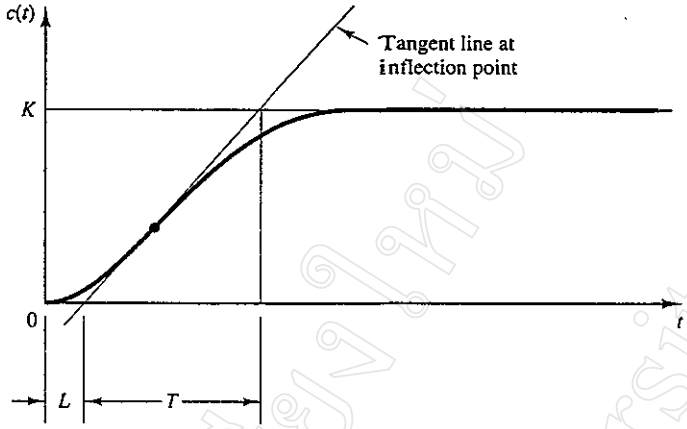
$$G_c(s) = K_p\left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s\right) \tag{25}$$

กฎการปรับแต่งของ Ziegler-Nichols มีอยู่ด้วยกัน 2 วิธี ซึ่งแต่ละวิธีสามารถเลือกใช้ตามความเหมาะสมของส่วนดำเนินการดังนี้

วิธีที่ 1. เหมาะกับส่วนดำเนินการที่มีผลการตอบสนองของสัญญาณ unit step ที่เป็น "s-curve" ในช่วงเริ่มต้น ทำให้สามารถประมาณสมการการถ่ายโอนของส่วนดำเนินการเป็น

$$\frac{C(s)}{U(s)} = \frac{Ke^{-Ls}}{Ts+1} \tag{26}$$

K T และ L สามารถหาได้จากผลการตอบสนองเช่นในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 ผลการตอบสนองของส่วนดำเนินการสำหรับวิธีที่ 1

โดยที่จุด inflection นี้เมื่อหาอนุพันธ์ของสัญญาณขาออก c(t) เทียบกับเวลาจะได้ค่าที่มากที่สุด และสามารถหาตัวแปรที่ใช้ปรับแต่งตามตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ค่าที่ใช้ในการปรับอุปกรณ์ชดเชยตามวิธีที่ 1

ชนิดของระบบควบคุม	K_p	T_i	T_d
P	$\frac{T}{L}$	∞	0
PI	$0.9\frac{T}{L}$	$\frac{L}{0.3}$	0
PID	$1.2\frac{T}{L}$	2L	0.5L

จากวิธีที่ 1. จะได้สมการการถ่ายโอนของอุปกรณ์ชดเชยเป็น

$$G_c(s) = 0.6T\frac{\left(s+\frac{1}{L}\right)^2}{s} \qquad (27)$$

วิธีที่ 2. ต้องให้ $T_i = \infty$ และ $T_d = 0$ จากนั้นปรับ K_p โดยเริ่มตั้งแต่ 0 จนถึงค่าที่ทำให้ระบบเกิดการแกว่ง ณ จุดนี้ให้ $K_p = K_{cr}$ แต่ในกรณีที่ระบบไม่เกิดการแกว่ง ก็ไม่สามารถใช้วิธีการการนี้ได้

จากการแกว่งของระบบ จะได้คาบการแกว่งเป็น P_{cr} สามารถหาตัวแปรที่ใช้ปรับแต่งตามตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 ค่าที่ใช้ในการปรับอุปกรณ์ชดเชยตามวิธีที่ 2

ชนิดของระบบควบคุม	K_p	T_i	T_d
P	$0.5K_{cr}$	∞	0
PI	$0.45K_{cr}$	$0.833P_{cr}$	0
PID	$0.6K_{cr}$	$0.5P_{cr}$	$0.125P_{cr}$

จากวิธีที่ 2. จะได้สมการการถ่ายโอนของอุปกรณ์ชดเชยเป็น

$$G_c(s) = 0.075K_{cr}P_{cr}\frac{\left(s+\frac{4}{P_{cr}}\right)^2}{s} \qquad (28)$$

อย่างไรก็ตามกฎการปรับแต่งของอุปกรณ์ควบคุมแบบ PID ที่นำเสนอไปนี้ เป็นเพียงการปรับแบบเริ่มต้น การได้ผลการตอบสนองที่ดีนั้นอาจต้องอาศัยการปรับตัวแปรอีกเล็กน้อย

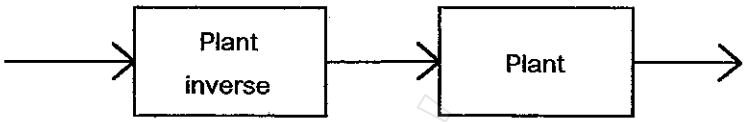
2.3 การควบคุมและจำลองส่วนดำเนินการโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

การควบคุมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Control) ได้มีการพัฒนาที่แตกต่างจากระบบควบคุมแบบดั้งเดิม (Classical Control) คือจากที่ใช้สมการทางคณิตศาสตร์มาเป็นแบบจำลองแล้วทำการปรับอุปกรณ์ชดเชยเพื่อให้ได้ผลการตอบสนองที่ดีที่สุด มาเป็นการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาเป็นอุปกรณ์ชดเชยที่มีความสามารถในการปรุงปรับตัวเอง(ปรับค่าน้ำหนัก) เพื่อให้ผลของการตอบสนองที่ดีขึ้น

เราสามารถแบ่งการควบคุมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมออกได้ตามลักษณะของการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในระบบควบคุมได้ดังต่อไปนี้

2.3.1 ระบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลูปเปิด (open loop)

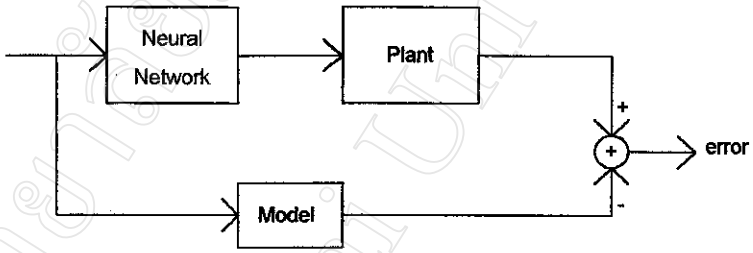
เป็นระบบควบคุมที่ไม่มีการป้อนกลับ มีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาเป็นส่วนช่วยในการควบคุม โดยทำหน้าที่เป็นส่วนผกผันกับส่วนดำเนินการ (plant inverse) ตามรูปต่อไปนี้



รูปที่ 2.5 ระบบควบคุมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลูปเปิด

โครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้เป็นส่วนผกผันของระบบ และการปรับปรุงค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมก็สามารถใช้การหาความชันของสมการข้อผิดพลาด เพื่อใช้ประกอบสำหรับวิธีการปรับค่าน้ำหนักแบบต่างๆ เช่นแบบแพร่กลับเป็นต้น

เมื่อเอาโครงข่ายประสาทเทียมมาให้ร่วมกับส่วนดำเนินการ ในบางวิธีก็มีการสร้างแบบจำลองขึ้นมา เพื่อทำหน้าที่ตรวจสอบการทำงานของระบบที่ได้ดังรูปที่ 2.6

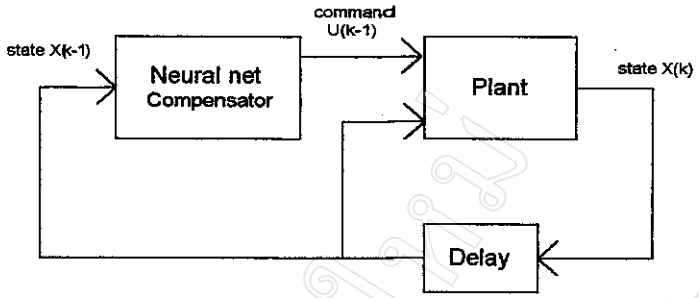


รูปที่ 2.6 ระบบควบคุมโดยใช้โครงข่ายแบบลูปเปิดที่มีแบบจำลองมาอ้างอิง

จากรูปที่ 2.6 สัญญาณข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้น (error) จะใช้ในการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมตามวิธีการเรียนรู้ที่เลือกใช้ ทำให้เราสามารถทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้ได้ผลการตอบสนองของระบบ เป็นไปตามที่เราต้องการมากที่สุด โดยสังเกตได้จากสัญญาณข้อผิดพลาดที่ลดลง

2.3.2 ระบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลูปปิด (closed loop)

จากระบบควบคุมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปิด ก็ได้มีการนำเอาสัญญาณที่ได้จากระบบมาหน่วงเวลา มาป้อนเข้าเป็นสัญญาณขาเข้าให้โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ควบคุมอีกครั้งหนึ่ง ระบบประเภทนี้มีโครงสร้างโดยทั่วไปดังรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 ระบบควบคุมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีการป้อนกลับ

จากรูปที่ 2.7 หากมีการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณขาออก เชื่อว่าโครงข่ายประสาทเทียมก็สามารถที่จะทำการตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นได้เร็วกว่ากรณีที่ไม่มีการป้อนกลับ

ส่วนการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำได้โดยพิจารณาสัญญาณที่ป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม กับสัญญาณที่ต้องการจากโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อเทียบกับสัญญาณขาออก แล้วใช้กฎการเรียนรู้ซึ่งอาจเป็นการเรียนรู้แบบแพร่กลับที่ได้เสนอไปแล้วข้างต้น หรือแบบอื่นๆ

มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ Chiang Mai University