บทที่ 2

ข่ายงานระบบประสาทและการควบคุมแบบปรับตัว

ในบทนี้เป็นการอธิบายที่มา, โครงสร้างและคุณสมบัติของข่ายงานระบบประสาท จากนั้นกล่าวถึงการควบคุมแบบปรับตัวโดยตรงทั้งรูปแบบธรรมดาและรูปแบบที่ใช้ข่ายงานระบบประสาท และในส่วนนี้ได้แสดงข้อดีของการใช้ข่ายงานระบบประสาทในการควบคุมแบบปรับตัวโดยตรง

2.1 ข่ายงานระบบประสาท

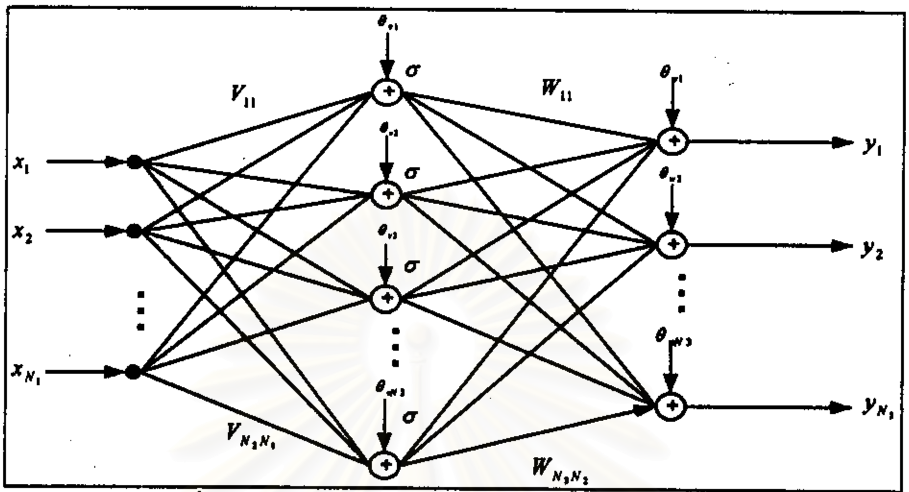
จุดเริ่มต้นของข่ายงานระบบประสาทคือความพยายามเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ด้วยโครงสร้างที่ประกอบด้วยตัวประมวลผลหรือ "นิวรอน (neuron)" จำนวนมากเชื่อมต่อเข้าด้วยกันและสามารถปรับตัวเองเพื่อเรียนรู้แบบแผนหรือความสัมพันธ์จากข้อมูลต่างๆได้ ข่ายงานระบบประสาทในระยะแรกจะมีลักษณะเป็นเครื่องมือเฉพาะกิจ (ad hoc) ที่ได้จากความพยายามลองผิดลองถูกจนสามารถใช้งานได้ตามวัตถุประสงค์ที่ต้องการ ต่อมาจึงมีผู้พยายามสร้างทฤษฎีขึ้นมารองรับเพื่ออธิบายว่าเหตุใดจึงสามารถใช้ข่ายงานระบบประสาทในงานประเภทต่างๆได้ และมีหลักเกณฑ์ในการออกแบบหรือเลือกโครงสร้างและพารามิเตอร์ต่างๆของข่ายงานให้เหมาะสมได้อย่างไร พัฒนาการในด้านนี้จะอาศัยคณิตศาสตร์ด้านคณิตวิเคราะห์จริง (real analysis) และคณิตวิเคราะห์เชิงฟังก์ชัน (functional analysis) เป็นสำคัญ

ปกติแล้วข่ายงานระบบประสาทประกอบด้วยปม (node) จำนวนมากที่เชื่อมต่อกันอยู่เป็นชั้นๆจำนวนหลายชั้น แต่ละกิ่ง (branch) ที่เชื่อมต่อระหว่างปมเหล่านี้จะมี ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนได้ และสัญญาณออกของปมใดๆจะเป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นของผลรวมถ่วงน้ำหนักของสัญญาณเข้าทั้งหมดของปมนั้นๆ ฟังก์ชันไม่เชิงเส้นนี้เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) และกลไกการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในกิ่งต่างๆของข่ายงานระบบประสาทนี้เรียกว่า ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ (learning algorithm) หรือ ขั้นตอนวิธีการฝึกหัด (training algorithm)

ข่ายงานระบบประสาทสามารถจำแนกตามลักษณะโครงสร้างออกเป็น 2 ประเภทใหญ่ๆคือ

1. **ข่ายงานป้อนไปข้างหน้า** (feedforward network) คือข่ายงานที่มีการไหลของสัญญาณจากปมขาเข้า (input node) ผ่านชั้นซ่อน (hidden layer) ไปยังปมขาออก (output node) ในทิศทางเดียว ไม่มีการป้อนกลับสัญญาณออกจากปมหนึ่งๆไปยังปมอื่นๆในชั้นเดียวกันหรือชั้นก่อนหน้า

2. **ข่ายงานเวียนเกิด (recurrent network)** คือข่ายงานที่มีการป้อนกลับสัญญาณออกของปมหนึ่งๆไปยังปมในชั้นเดียวกันหรือชั้นก่อนหน้า



รูปที่ 2.1 โครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทชนิด 3 ชั้น

ในงานวิจัยนี้จะพิจารณาเฉพาะโครงสร้างแบบข่ายงานป้อนไปข้างหน้าเท่านั้น เนื่องจากเป็นโครงสร้างที่ง่ายและมีทฤษฎีรองรับที่ค่อนข้างจะชัดเจน จากรูป 2.1 โครงสร้างของข่ายงานระบบประสาทชนิด 3 ชั้น (layer) ซึ่งประกอบด้วย

1. **ชั้นขาเข้า (input layer)** ทำหน้าที่รับสัญญาณเข้ามาและส่งต่อไปเพื่อประมวลผล
2. **ชั้นซ่อน (hidden layer)** ประกอบด้วยปมที่มีการเชื่อมโยงกับปมอื่นๆ ในชั้นขาเข้าและชั้นขาออก โดยที่สัญญาณออกของแต่ละปมในชั้นนี้จะเป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นของผลรวมถ่วงน้ำหนักของสัญญาณเข้าทั้งหมดที่มาจากชั้นขาเข้าไปยังปมนั้นๆ
3. **ชั้นขาออก (output layer)** ทำหน้าที่หาผลรวมถ่วงน้ำหนักของสัญญาณออกจากปมต่างๆในชั้นซ่อน เพื่อส่งออกเป็นสัญญาณออกของข่ายงานระบบประสาท

และเขียนในรูปสมการคณิตศาสตร์ได้ดังนี้

$$y_i = \sum_{j=1}^{N_2}\left[w_{ij}\sigma\left[\sum_{k=1}^{N_1} v_{jk}x_k + \theta_{vj}\right] + \theta_{wi}\right]; \quad i = 1,\ldots,N_3 \qquad (2\text{-}1)$$

ซึ่ง $\sigma(\bullet)$ คือ ฟังก์ชันกระตุ้น

v_{jk} คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นขาเข้าและชั้นซ่อน

w_{ij} คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนและชั้นขาออก

θ_{vj} คือ ค่าไบอัส (bias) ของชั้นซ่อน

θ_{wi} คือ ค่าไบอัสของชั้นขาออก

N_1 คือ จำนวนของสัญญาณเข้า

N_2 คือ จำนวนของปมที่ชั้นซ่อน

N_3 คือ จำนวนของสัญญาณออก

สมการของข่ายงานระบบประสาทสามารถแสดงในรูปแบบเมทริกซ์ ได้ดังนี้

กำหนดให้

$x = [x_0\ x_1\ x_2 \cdots x_{N1}]^T$ คือ เวกเตอร์สัญญาณเข้าของข่ายงานระบบประสาท

$y = [y_1\ y_2\ \cdots y_{N3}]^T$ คือ เวกเตอร์สัญญาณออกของข่ายงานระบบประสาท

$W^T = [w_{ij}]_{N_3 \times (N_2+1)}$ คือ เมทริกซ์ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนและชั้นขาออก โดยมีหลัก (column) แรกเป็นค่าไบอัสของชั้นขาออก

$V^T = [v_{ij}]_{N_2 \times (N_1+1)}$ คือ เมทริกซ์ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นขาเข้าและชั้นซ่อน โดยมีหลักแรกเป็นค่าไบอัสของชั้นซ่อน

ดังนั้น

$$y = W^T \sigma(V^T x) \tag{2-2}$$

โดยที่

กำหนดให้ $\sigma(z) = [\sigma(z_1)\,\sigma(z_2)\cdots]^T$ เมื่อ $z = [z_1\ z_2 \cdots]^T$

ในการเพิ่ม $x_0 \equiv 1$ ใน x มีค่าเท่ากับการเพิ่มเวกเตอร์ค่าไบอัสของชั้นซ่อน $[\theta_{v1}\ \theta_{v2} \cdots \theta_{N2}\ ]^T$ ในคอลัมน์ที่หนึ่ง ของ V^T และในกรณีเดียวกัน การเพิ่ม 1 ในเทอมแรกของเวกเตอร์ $\sigma(V^T x)$ มีค่าเท่ากับการเพิ่มเวกเตอร์ค่าไบอัสของชั้นขาออก ในคอลัมน์ที่หนึ่ง ของ W^T ดังนั้นการปรับ V^T และ W^T ก็จะเป็นการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของข่ายงานระบบประสาทและเป็นการปรับค่าไบอัสไปในตัวด้วย

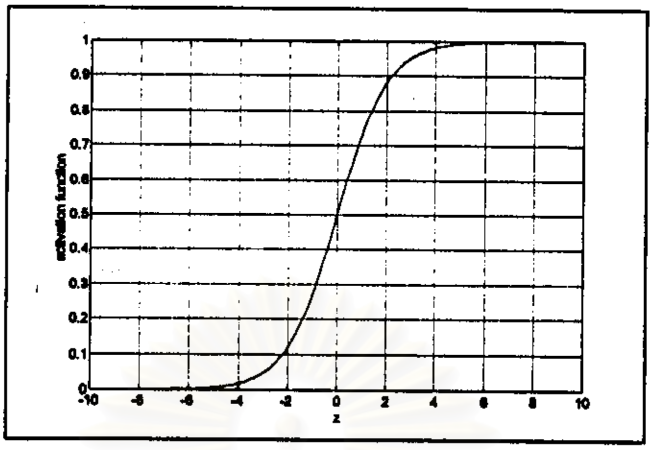
โดยทั่วไปในการใช้งานข่ายงานระบบประสาท ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้กันโดยทั่วไป คือ

$\sigma(z) = \dfrac{1}{1+e^{-\alpha z}}$ ซิกมอยด์ (sigmoid)

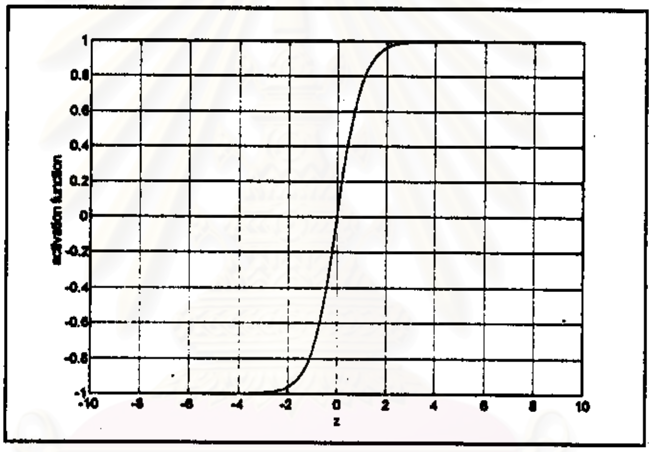
$\sigma(z) = \dfrac{1-e^{-\alpha z}}{1+e^{-\alpha z}}$ ไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์(hyperbolic tangent หรือ tanh)

$\sigma(z) = e^{-\frac{(z-m_j)^2}{s_j}}$ เกาส์เซียน (gaussian)

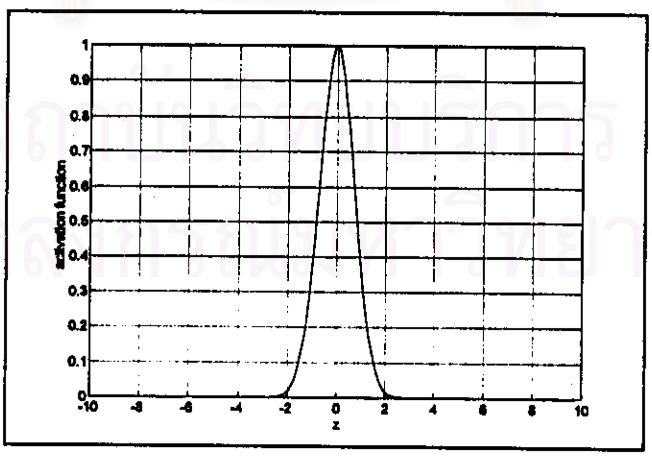
ลักษณะของฟังก์ชันทั้งสามแสดงในรูปที่ 2.2



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 2.2 ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้กันโดยทั่วไป

(ก) ซิกมอยด์ (ข) tanh (ค) เกาส์เซียน

ข่ายงานระบบประสาทมีคุณสมบัติคือ เซตของสัญญาณออกของข่ายงานระบบประสาทหนาแน่น (dense) ในปริภูมิของฟังก์ชันต่อเนื่อง (space of continuous function) หมายความว่าสามารถใช้ข่ายงานระบบประสาทในการประมาณค่าฟังก์ชันต่อเนื่องใดๆ บนเซตกระชับ (compact set) ได้ด้วยความแม่นยำสูงได้ หรือกล่าวในทางคณิตศาสตร์คือ

กำหนดให้ ε เป็นเวกเตอร์แทนค่าผิดพลาดในการสร้างฟังก์ชันด้วยข่ายงานระบบประสาท

ดังนั้น ถ้ามีฟังก์ชันต่อเนื่องใดๆ $f(x) \in C^m$ โดยที่ $x \in S$, S เป็นเซตกระชับบน R^n และกำหนดจำนวนบวกใดๆ แทนขนาดของความผิดพลาด $\varepsilon_N > 0$ ค่าหนึ่ง จะได้ว่า มี W^*, V^* และ N_2^* ซึ่งทำให้ $\|\varepsilon\| < \varepsilon_N$ และ

$$f(x) = W^{*T}\sigma(V^{*T}x) + \varepsilon \tag{2-3}$$

สมการ (2-3) หมายความว่า สามารถประมาณค่าฟังก์ชันต่อเนื่อง $f(x)$ ด้วยข่ายงานระบบประสาทด้วยค่าผิดพลาดใดๆ ก็ได้ โดยมีพารามิเตอร์ที่เหมาะสม W^*, V^* และ N_2^* ที่คงที่ (ซึ่งอาจจะมีได้หลายค่า) อย่างไรก็ตามการเลือกฟังก์ชันกระตุ้นและจำนวนของชั้นซ่อนที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ค่าผิดพลาดตามที่ต้องการยังคงเป็นหัวข้อในการวิจัยในปัจจุบัน

กำหนด $\hat{W}, \hat{V}$ เป็นค่าประมาณของ W^*, V^* ซึ่งเป็นค่าถ่วงน้ำหนักในอุดมคติ (ideal weights) ตามลำดับ โดยที่ $\hat{W}, \hat{V}$ ถูกปรับในขั้นตอนการฝึกหัดเพื่อให้เข้าใกล้ W^*, V^* และกำหนดให้ $(\hat{\bullet})$ และ $(\tilde{\bullet})$ แทนค่าประมาณและค่าผิดพลาดในการประมาณของ $(\bullet)$ ตามลำดับ ดังนั้นค่าประมาณฟังก์ชัน $f(x)$ คือ

$$\hat{f}(x) = \hat{W}^T\sigma(\hat{V}^T x) \tag{2-4}$$

ดังนั้นสำหรับฟังก์ชัน ใดๆ สามารถเขียน ค่าผิดพลาดในการประมาณฟังก์ชันได้ดังนี้

$$\tilde{f}(x) = f(x) - \hat{f}(x) \tag{2-5}$$

และสามารถเขียนในอีกรูปแบบโดยใช้การกระจายอนุกรมเทย์เลอร์ (Taylor series expansion) ได้ดังนี้

$$\tilde{f}(x) = \tilde{W}^T\left(\hat{\sigma} - \hat{\sigma}'\hat{V}^T x\right) + \hat{W}^T\hat{\sigma}'\tilde{V}^T x + \varsigma \tag{2-6}$$

โดยที่

$$\hat{\sigma}(z) \equiv \sigma(V^T x), \qquad \hat{\sigma}'(z) \equiv \left.\frac{\partial\sigma(z)}{\partial z}\right|_{z=\hat{z}}$$

และ ς คือ เทอมของอันดับที่สูงขึ้นไป (high order term)

สมการ (2-6) อยู่ในรูปแบบที่น่าสนใจคือ เมื่อละเลยเทอมอันดับสูง ค่าผิดพลาดในการประมาณฟังก์ชันจะเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของค่าผิดพลาดของพารามิเตอร์ของข่ายงานระบบประสาท ซึ่งเป็นจุดสำคัญในการนำไปใช้ในการสร้างกฎการปรับพารามิเตอร์ในการควบคุมแบบปรับตัวโดยตรง

เนื่องจากคุณสมบัติในการเป็นตัวประมาณประมาณสากล (universal approximator) ของข่ายงานระบบประสาท ดังนั้นจึงมีการใช้ข่ายงานระบบประสาทในงานทางด้านระบบควบคุมโดยเฉพาะการควบคุมแบบปรับตัวมากมาย ซึ่งมีบทความที่รวบรวมการใช้งานในรูปแบบต่างๆ เช่น Hunt, Sbarbaro, Zbikowski and Gawthrop (1992) และ Narendra (1996) เป็นต้น

ถึงแม้ว่าจะมีงานวิจัยที่ใช้ข่ายงานระบบประสาทในงานทางด้านระบบควบคุมมากและได้ผลการใช้งานที่ดี แต่ในงานวิจัยโดยส่วนใหญ่มีลักษณะเป็นเครื่องมือเฉพาะกิจและขาดการพิสูจน์ในทางทฤษฎี นอกจากนี้ยังขาดการออกแบบที่เป็นระบบ (Lewis, 1996) ดังนั้นจึงมีงานวิจัยที่พัฒนาการใช้งานข่ายงานระบบประสาทในงานทางด้านระบบควบคุมซึ่งมีการพิสูจน์เสถียรภาพของระบบทางทฤษฎีและมีการออกแบบที่เป็นระบบ อาทิเช่น Sanner and Slotine (1992) ได้ใช้ข่ายงานระบบประสาทชนิดฟังก์ชันฐานหลักเชิงรัศมีชนิดเกาส์เซียนมาใช้ในการควบคุมแบบปรับตัวเองโดยตรง และ Polycarpou and Ioannou (1994) ศึกษาการใช้ข่ายงานระบบประสาทหลายๆ รูปแบบในการหาเอกลักษณ์ และการควบคุมระบบไม่เชิงเส้นและได้ใช้ทฤษฎีเสถียรภาพของเลียปูโนฟในการวิเคราะห์ และสังเคราะห์ วิธีการหาเอกลักษณ์และการควบคุม นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยเกี่ยวกับการใช้ข่ายงานระบบประสาทในการควบคุมแบบตามรอยโดยใช้กับแขนกลแบบแข็งเกร็งซึ่งกล่าวถึงใน Lewis et al. (1995) และ Lewis et al. (1996)

2.2 การควบคุมแบบปรับตัว

ในหัวข้อนี้จะอธิบายเกี่ยวกับการควบคุมแบบปรับตัวโดยตรงทั้งวิธีการโดยทั่วไปรวมทั้งวิธีการที่ใช้ข่ายงานระบบประสาท และได้แสดงให้เห็นถึงข้อดีของวิธีการที่ใช้ข่ายงานระบบประสาทซึ่ง Lewis (1996) ได้เสนอไว้โดยใช้กับการควบคุมเส้นทางการเคลื่อนที่ของแขนหุ่นยนต์แบบแข็งเกร็ง (rigid robot arm) ซึ่งเป็นระบบไม่เชิงเส้นและเป็นระบบทางกลศาสตร์ที่เป็นที่รู้จักโดยทั่วไป

โดยทั่วไปสมการพลวัตของแขนหุ่นยนต์มีรูปแบบที่แน่นอน เมื่อทราบค่าพารามิเตอร์ของระบบสามารถที่จะใช้วิธีการควบคุมแบบไม่เชิงเส้นได้ เช่น การทำให้เป็นเชิงเส้นด้วยการป้อนกลับ และในกรณีที่ไม่ทราบค่าพารามิเตอร์ของระบบจะใช้วิธีการควบคุมแบบปรับตัว แต่จะต้องทราบรูปแบบหรือโครงสร้างของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ซึ่งจะต้องอยู่ในรูปแบบสมการเชิงเส้นของพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าหรือตรงตามข้อกำหนดความเป็นเชิงเส้นในพารามิเตอร์ (linearity-in-the-parameters assumption)

กล่าวคือ สมการของระบบจะต้องเขียนได้ในรูปแบบเมทริกซ์ถดถอยคูณกับเวกเตอร์ของพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า และ Lewis (1996) ได้ใช้ข่ายงานระบบประสาทในการควบคุมแบบปรับตัวซึ่งมีข้อดีคือสามารถละเลยข้อกำหนดความเป็นเชิงเส้นในพารามิเตอร์ได้ ซึ่งจะกล่าวถึงหลักการของวิธีนี้ในส่วนถัดไป โดยเริ่มจากสมการพลวัตของแขนหุ่นยนต์และวิธีการควบคุมในกรณีที่ทราบพารามิเตอร์ จากนั้นเป็นการควบคุมแบบปรับโดยทั่วไป และในส่วนสุดท้ายเป็นวิธีการควบคุมแบบปรับตัวโดยใช้ข่ายงานระบบประสาท

2.2.1 สมการพลวัตของแขนหุ่นยนต์แบบแข็งเกร็ง

แขนหุ่นยนต์แบบแข็งเกร็งเป็นระบบไม่เชิงเส้นและมีสมการพลวัตในรูปทั่วไป ดังนี้

$$M(q)\ddot{q} + V(q,\dot{q}) + G(q) + F(\dot{q}) = \tau \qquad (2\text{-}7)$$

โดยที่

$q(t)$ คือ เวกเตอร์แสดงระบบพิกัดของแขนหุ่นยนต์

$M(q)$ คือ เมทริกซ์ความเฉื่อย (inertia matirx)

$V(q,\dot{q})$ คือ เมทริกซ์โคริโอลิสและแรงสู่ศูนย์กลาง (coriolis and centripetal matrix)

$G(q)$ คือ เวกเตอร์แรงโน้มถ่วง (gravity vector)

$F(\dot{q})$ คือ เวกเตอร์ความเสียดทาน (friction vector)

τ คือ สัญญาณเข้าของระบบ

ในการควบคุมเส้นทางการเคลื่อนที่ของแขนหุ่นยนต์ ต้องการให้ $q(t)$ เคลื่อนที่ไปตามเส้นทางที่ต้องการ $q_d(t)$ นิยามความผิดพลาดในการตามรอย (tracking error)

$$e(t) = q_d(t) - q(t)$$

และ $r = \dot{e} + \Lambda e$ โดยที่ Λ เป็นเมทริกซ์สมมาตรบวกแน่นอน

ดังนั้นเขียนสมการพลวัตของหุ่นยนต์ (2-7) ในรูปของ r ได้ดังนี้

$$M\dot{r} = -Vr + f(x) - \tau \qquad (2\text{-}8)$$

โดยที่

$$f(x) = M(q)(\ddot{q}_d + \Lambda\dot{e}) + V(q,\dot{q})(\dot{q}_d + \Lambda e) + G(q) + F(\dot{q})$$
$$x \equiv \begin{bmatrix} e^T & \dot{e}^T & q_d^T & \dot{q}_d^T & \ddot{q}_d^T \end{bmatrix}$$

สังเกตได้ว่าการที่จะสร้าง $f(x)$ ได้จะต้องทราบสมการพลวัตของแขนหุ่นยนต์ ซึ่งจะต้องทราบรูปแบบของ $M(q)$, $V(q,\dot{q})$, $G(q)$, $F(\dot{q})$ และค่าพารามิเตอร์ของระบบ

2.2.2 การควบคุมแบบปรับตัววิธีทั่วไป

ในกรณีที่สามารถทราบ $f(x)$ ซึ่งจะต้องทราบรูปแบบของสมการพลวัตของระบบและค่าพารามิเตอร์ เราสามารถที่จะออกแบบกฎการควบคุมเพื่อให้ $q(t)$ เคลื่อนที่ตาม $q_d(t)$ โดยใช้กฎการควบคุมดังนี้ (Slotine and Lee, 1991)

$$\tau = f(x) + K_v r \tag{2-9}$$

โดยที่

$K_v = K_v^T > 0$ คือ เมทริกซ์อัตราขยาย โดยทั่วไปเป็นเมทริกซ์เฉียง (diagonal matrix)

ในกรณีที่ไม่ทราบค่าพารามิเตอร์ของระบบ จะใช้วิธีการควบคุมแบบปรับตัว โดยมีกฎการควบคุมอยู่ในรูปแบบ

$$\tau = \hat{f}(x) + K_v r \tag{2-10}$$

$\hat{f}(x)$ เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการประมาณ $f(x)$ ในวิธีการควบคุมแบบปรับตัวโดยทั่วไป $f(x)$ จะต้องตรงกับสมมติฐานความเป็นเชิงเส้นในพารามิเตอร์ ซึ่งจำเป็นต้องรู้รูปแบบสมการของ $f(x)$ เพื่อที่จะเขียนได้ในลักษณะ

$$\hat{f}(x) = \phi(x)P \tag{2-11}$$

โดยที่

$\phi(x)$ คือ เมทริกซ์ถดถอย

P คือ เวกเตอร์ของพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า

จาก (2-10) และ (2-11) จะได้กฎการควบคุมเป็นดังนี้ (Slotine and Lee, 1991)

$$\tau = \phi(x)\hat{P} + K_v r \tag{2-12}$$

$$\dot{\hat{P}} = F\phi^T r \tag{2-13}$$

โดยที่

$\hat{P}$ เป็นค่าประมาณของ P

$F = F^T > 0$ เปรียบเสมือนอัตราขยายในการปรับพารามิเตอร์

2.2.3 การควบคุมแบบปรับตัวด้วยข่ายงานระบบประสาท

วิธีนี้ใช้คุณสมบัติของข่ายงานระบบประสาทคือ การเป็นตัวประมาณที่ดี ดังนั้นจึงใช้ข่ายงานระบบประสาทในการประมาณ $f(x)$ จะได้ว่า

$$\hat{f}(x) = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x)$$

การใช้ข่ายงานระบบประสาทในการประมาณ $f(x)$ ไม่จำเป็นต้องทราบรูปแบบสมการของ $f(x)$ และที่สำคัญไม่ต้องเข้ากับข้อกำหนดความเป็นเชิงเส้นในพารามิเตอร์ เพียงแค่ทราบว่าฟังก์ชันที่ต้องการประมาณขึ้นอยู่กับตัวแปรใดบ้างเท่านั้น ดังนั้นกฎการควบคุมเป็นดังนี้ (Lewis, 1996)

$$\tau = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) + K_v r \tag{2-14}$$

$$\dot{\hat{W}} = F\sigma(\hat{V}^T x) r^T - F\hat{\sigma}'\hat{V}^T x r^T \tag{2-15}$$

$$\dot{\hat{V}} = G x r^T \hat{W}^T \hat{\sigma}' \tag{2-16}$$

โดยที่

F,G เป็นเมทริกซ์บวกแน่นอน เปรียบเสมือนอัตราขยายในการปรับพารามิเตอร์

การที่สามารถละเลยสมมติฐานความเป็นเชิงเส้นในพารามิเตอร์ไปได้ เป็นข้อดีของวิธีนี้ เนื่องจากว่าการเขียน $f(x)$ ในรูปแบบของเมทริกซ์ถดถอยคูณกับเวกเตอร์ของพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าตามสมการ (2-10) จะต้องทราบรูปแบบสมการของ $f(x)$ ซึ่งในบางระบบเป็นการยากที่จะหาได้อย่างถูกต้องแน่นอน และสำหรับระบบที่ไม่สามารถจัดให้อยู่ในรูปแบบ (2-10) ได้ก็จะไม่สามารถใช้วิธีการควบคุมแบบปรับตัวโดยทั่วไปที่กล่าวในหัวข้อที่แล้วได้ แต่วิธีที่ใช้ข่ายงานระบบประสาทยังคงใช้ได้

2.3 สรุป

ข่ายงานระบบประสาทมีคุณสมบัติที่น่าสนใจคือการเป็นตัวประมาณที่ดี ดังนั้นจึงถูกนำมาใช้ในการควบคุมแบบปรับตัว ทำให้สามารถละเลยสมมติฐานความเป็นเชิงเส้นในพารามิเตอร์ได้ซึ่งเป็นข้อจำกัดในการควบคุมแบบปรับตัวโดยทั่วไปได้ ดังนั้นจึงไม่จำเป็นต้องทราบรูปแบบสมการของระบบซึ่งในบางกรณีการที่จะหาได้อย่างถูกต้องทำได้ยาก และในกรณีที่สมการของระบบไม่สอดคล้องตามสมมติฐานความเป็นเชิงเส้นในพารามิเตอร์วิธีที่ใช้ข่ายงานระบบประสาทยังคงใช้ได้ และในบทต่อไปจะนำหลักการที่กล่าวถึงบทนี้ใช้ในการควบคุมแขนกลแบบอ่อนตัว