บทที่ 2

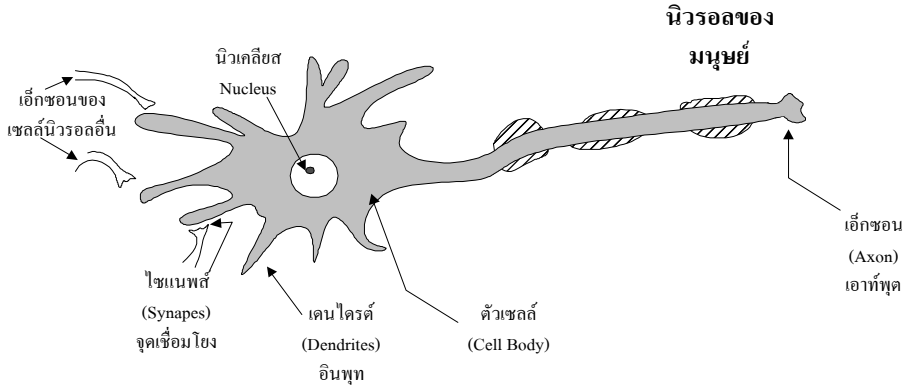
การประยุกต์โครงข่ายประสาทในการกำจัดสัญญาณรบกวน

ในบทนี้จะเป็นการกล่าวถึงหลักการเบื้องต้นของโครงข่ายประสาท (Neural Network) การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท ADALINE และหลักการเบื้องต้นของการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter

2.1 ชีวฟิสิกส์เบื้องต้นเกี่ยวกับเซลล์ประสาท

โครงข่ายประสาทของมนุษย์จะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทประมาณ 10^{11} ตัว โดยแต่ละตัวจะมีการเชื่อมต่อกับเซลล์อื่น ๆประมาณ 10^{4} เซลล์ [Hagan, Martin T., 1996] ภาพประกอบที่ 2-1 แสดงองค์ประกอบสำคัญ ๆ ของเซลล์ประสาทของมนุษย์ ซึ่งประกอบไปด้วย 3 ส่วนหลักคือ เดนไดรต์ (Dendrite), ตัวเซลล์ (Cell Body) และเอ็กซอน (Axon) โดยมีหลักการทำงานดังนี้

เซลล์ประสาทรับข้อมูลอินพุตจากเซลล์ประสาทเซลล์อื่น โดยผ่านทางจุดเชื่อมโยงระหว่างเซลล์ที่เรียกว่า ไซแนพส์ (Synapse) สัญญาณข้อมูลจากไซแนพส์จะถูกส่งผ่านเดนไดรต์ซึ่งเป็นส่วนที่ทำหน้าที่รับสัญญาณอินพุตของเส้นใยประสาท และนำสัญญาณอินพุตซึ่งเป็นสัญญาณไฟฟ้าส่งต่อไปยังตัวเซลล์ สัญญาณข้อมูลอินพุตนี้จะได้รับการประมวลผลจากขบวนการที่เกิดขึ้นภายในตัวเซลล์และได้เป็นสัญญาณเอาท์พุตออกมา สัญญาณเอาท์พุตที่ได้จากเซลล์ประสาทนี้จะถูกส่งออกทางเอ็กซอนแล้วสัญญาณดังกล่าวนี้จะส่งผ่านไซแนพส์เป็นอินพุตของเซลล์ประสาทเซลล์อื่นต่อไป



ภาพประกอบ 2-1 โครงสร้างพื้นฐานของเซลล์ประสาทของมนุษย์

จากโครงสร้างและการทำงานของเซลล์ประสาทของมนุษย์ ได้เป็นแรงดลใจให้มีการคิดค้นรูปแบบของโครงข่ายประสาท โดยอาศัยลักษณะสำคัญของเซลล์ประสาทของมนุษย์ 4 ประการดังนี้

1) ง่ายแต่จำนวนมหาศาล

โครงสร้างพื้นฐานของเซลล์ประสาทของมนุษย์มีฟังก์ชันการทำงานแบบง่าย ๆ แต่อาศัยว่ามีเซลล์ประสาทจำนวนมหาศาล โครงข่ายประสาทก็ควรจะประกอบไปด้วยเซลล์หน่วยประมวลผลจำนวนมาก ๆเช่นกัน โดยแต่ละเซลล์เป็นหน่วยประมวลผลขนาดเล็กซึ่งมีโครงสร้างหรือมีฟังก์ชันการทำงานอย่างง่าย ๆ

2) เครือข่ายการเชื่อมโยง

เซลล์ประสาทมนุษย์จำนวนมากนั้นเชื่อมต่อกันเป็นเครือข่าย การเชื่อมต่อถึงกันนั้นมีเงื่อนไขในรูปของน้ำหนักการต่อเชื่อม (Weighted Connections) ตัวน้ำหนักนี้จะเป็นตัวที่บรรจุความรู้ในรูปแบบต่าง ๆไว้

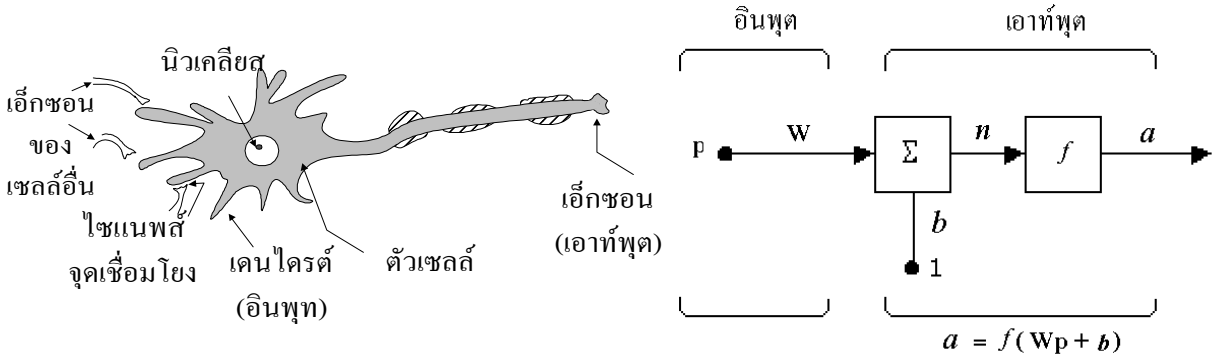
3) ช่วยกันทำและกระจายอำนาจ

เซลล์ประสาทจำนวนมากช่วยกันทำงานในลักษณะขนาน (Massive Parallel Processing) ถึงแม้ว่าแต่ละเซลล์จะมีฟังก์ชันการทำงานแบบง่าย ๆ โดยแต่ละเซลล์ทำงานและรับผิดชอบงานในส่วนของตัวเองไปพร้อม ๆกัน การควบคุมการทำงานของโครงข่ายประสาทจึงพยายามเลียนแบบการทำงานในลักษณะขนานและกระจายอำนาจ แม้ว่าโครงข่ายประสาทบางเซลล์ไม่สามารถทำงานได้ตามปกติ เช่นเสียหรือตายไป โครงข่ายก็ยังคงสามารถทำงานโดยรวมได้ถูกต้อง คุณสมบัติประการนี้เราเรียกว่า “คุณสมบัติของการทนต่อความผิดพลาด” (Fault Tolerance)

4) ความสามารถในการเรียนรู้

เซลล์สมองของมนุษย์สามารถเรียนรู้ได้จากประสบการณ์จากกฎเกณฑ์ทั่วไปหรือได้จากตัวอย่าง นอกจากนี้ยังพบว่า โครงสร้างของเซลล์ประสาทบางส่วนจะถูกสร้างตั้งแต่เกิด ในขณะที่บางส่วนจะถูกพัฒนาผ่านการเรียนรู้ โดยโครงสร้างประสาทจะมีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่องตลอดชีวิต การเปลี่ยนแปลงนี้จะขึ้นอยู่กับความแข็งแรงหรือความอ่อนแอของรอยต่อไซแนพส์โครงข่ายประสาทเทียมจะไม่ยุ่งยากและซับซ้อนเท่ากับโครงข่ายประสาทของมนุษย์ โดยจะมีลักษณะที่คล้ายกันอยู่ 2 ประการคือ ประการแรกจะใช้เฉพาะการคำนวณแบบง่าย ๆ ได้แก่การบวก การคูณ และการเปรียบเทียบ ประการที่สอง คือการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์จะเป็นตัวกำหนดการทำงานของโครงข่าย

จากภาพประกอบ 2-2 แสดงการเปรียบเทียบระหว่างโครงสร้างพื้นฐานเซลล์ประสาทของมนุษย์ (a) กับแบบจำลองอย่างง่ายของโครงข่ายประสาทอินพุตเดียว (b) พบว่ามีโครงสร้างและการทำงานที่คล้ายกัน คือมีตัวรับข้อมูล (อินพุต) การเชื่อมต่อและการคำนวณอย่างง่าย ๆ และมีการส่งค่าเอาท์พุตเป็นค่าผลลัพธ์ต่อไป



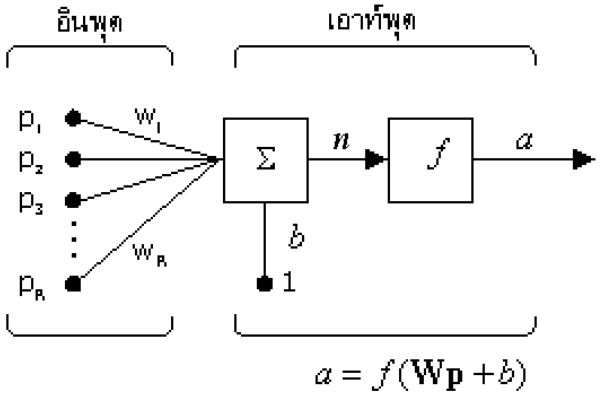
(a) (b)

ภาพประกอบ 2-2 แสดงการเปรียบเทียบโครงสร้างพื้นฐานเซลล์ประสาทของมนุษย์ (a) กับแบบจำลองอย่างง่ายของโครงข่ายประสาทอินพุตเดียว (b)

2.2 แบบจำลองของเซลล์ประสาทและสถาปัตยกรรมของโครงข่าย [ชูศักดิ์ ลิ่มสกุล, 2541]

2.2.1 แบบจำลองของเซลล์ประสาท

โครงข่ายประสาทเซลล์เดียวที่มีหลายอินพุต สามารถจำลองได้ดังภาพประกอบที่ 2-3



ภาพประกอบ 2-3 เซลล์ประสาทที่มีหลายอินพุต

โดยทั่วไปแล้วเซลล์ประสาทจะมีอินพุตมากกว่า 1 อินพุต สมมติให้มี R อินพุต คือ $p_1, p_2, ...p_R$ แต่ละอินพุตมีค่าน้ำหนักคือ $w_{1,1}, w_{1,2}, ...w_{1,R}$ เซลล์ประสาทมีไบอัสเท่ากับ b จะได้เอาท์พุตของวงจรรวมซึ่งเรียกว่าเน็ตอินพุต (n) เท่ากับ

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + ... + w_{1,R}p_R + b \qquad (2\text{-}1)$$

และได้สมการของเอาท์พุต (a) ของโครงข่ายเป็น

$$a = f(\mathbf{W}\mathbf{p} + b) \qquad (2\text{-}2)$$

โดยที่ $\mathbf{W} = [w_{1,1}\ w_{1,2}\ ...w_{1,R}]$

$\mathbf{p} = [p_1\ p_2 ... p_R]^T$

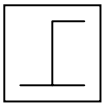
f คือ ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย

2.2.2 ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย (Transfer Function)

ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย อาจเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้นก็ได้ ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันที่ใช้ในโครงข่ายประสาทมีหลายชนิด ชนิดของทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันที่นิยมใช้กันเช่น

1) Hard Limit Transfer Function

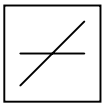
ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิดนี้จะให้ค่าเอาท์พุต 2 ค่าตามค่าเน็ตอินพุต กล่าวคือ หากค่าเน็ตอินพุตมีค่าต่ำกว่า 0 จะให้ค่าเอาท์พุตเป็น 0 และหากค่าเน็ตอินพุตมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 จะให้ค่าเอาท์พุตเป็น 1



$a = hardlim(n) = hardlim(\mathbf{W}\mathbf{p} + b)$, $a = \begin{cases} 0, n < 0 \\ 1, n \geq 0 \end{cases}$

2) Linear Transfer Function

ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิดนี้จะให้ค่าเอาท์พุตตามค่าเน็ตอินพุตที่ป้อนเข้ามา กล่าวคือหากค่าเน็ตอินพุตมีค่าเท่าใดก็จะให้ค่าเอาท์พุตเป็นค่าเท่ากับเน็ตอินพุตนั้น ๆ



$a = purelin(n) = purelin(\mathbf{W}\mathbf{p} + b) = n$

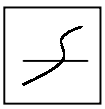
3) Log-Sigmoid Transfer Function

ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิดนี้จะให้ค่าเอาท์พุตระหว่างค่า 0 ถึง 1

$$a = logsig(n) = logsig(\mathbf{W}\mathbf{p} + b) \qquad , a = \frac{1}{1+e^{-n}}$$

4) Hyperbolic Tangent-Sigmoid Transfer Function

ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิดนี้จะให้ค่าเอาท์พุตระหว่างค่า -1 ถึง 1



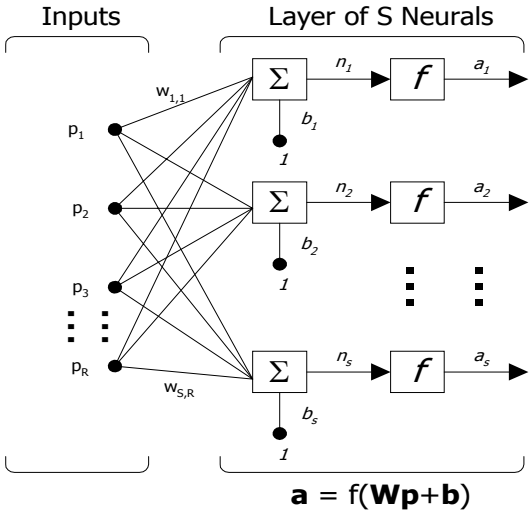
$$a = tansig(n) = tansig(\mathbf{W}\mathbf{p} + b) \qquad , a = \frac{e^{n} - e^{-n}}{e^{n} + e^{-n}}$$

2.2.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่าย

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายแบ่งได้ 2 รูปแบบ

2.2.3.1 เซลล์ประสาทชั้นเดียว

ชั้นของโครงข่ายประสาทประกอบด้วยเมทริกซ์น้ำหนัก ($\mathbf{W}$), วงจรรวม (Σ), เวกเตอร์ไบอัส ($\mathbf{b}$), ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน (f), และเวกเตอร์เอาท์พุต ($\mathbf{a}$)

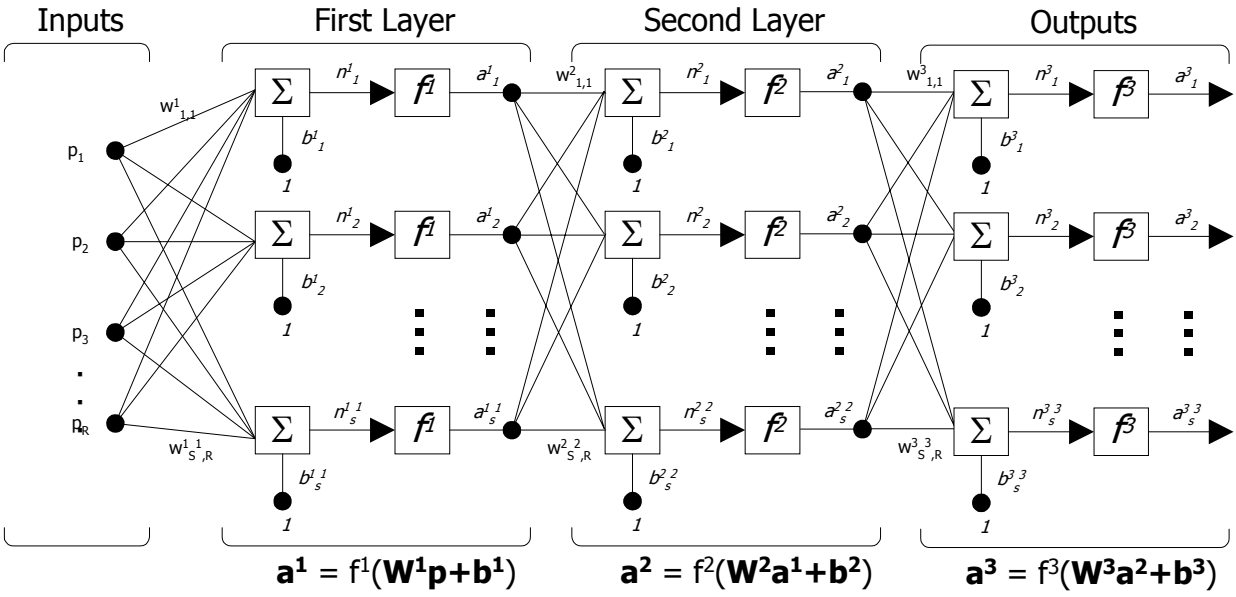


ภาพประกอบ 2-4 เซลล์ประสาทชั้นเดียว

โดย $\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,R} \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \dots & w_{S,R} \end{bmatrix}$, $\mathbf{p} = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ . \\ . \\ . \\ p_R \end{bmatrix}$, $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ . \\ . \\ . \\ b_S \end{bmatrix}$ และ $\mathbf{a} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ . \\ . \\ . \\ a_S \end{bmatrix}$

2.2.3.2 เซลล์ประสาทหลายชั้น

ภาพประกอบ 2-5 แสดงเซลล์ประสาทหลายชั้น โดยตัวเลขยกกำลังเป็นตัวเลขกำกับชั้น ชั้นที่มีอินพุตเป็นอินพุตของโครงข่ายเรียกว่าชั้นอินพุต (Input Layer), ชั้นที่มีเอาท์พุตเป็นเอาท์พุตของโครงข่ายเรียกว่าชั้นเอาท์พุต (Output Layer) ส่วนชั้นอื่น ๆเรียกว่าชั้นซ่อน (Hidden Layer) ในการเรียกชื่อโครงสร้างของโครงข่ายจะเรียกตามโครงสร้างของแต่ละชั้น เช่น โครงข่าย “2-4-1” จะหมายถึงโครงข่ายที่มีชั้นอินพุต ชั้นซ่อนและชั้นเอาท์พุต โดยในชั้นอินพุตจะมี 2 อินพุต ในชั้นซ่อนจะมี 4 เซลล์ และในชั้นเอาท์พุตจะมี 1 เอาท์พุต เป็นต้น



ภาพประกอบ 2-5 เซลล์ประสาทหลายชั้น

จากภาพประกอบ 2-5 จะได้สมการเอาท์พุตของชั้นซ่อนชั้นแรกเป็น

$$\mathbf{a}^1 = f^1(\mathbf{W}^1\mathbf{p} + \mathbf{b}^1) \qquad (2\text{-}3)$$

สมการเอาท์พุตของชั้นซ่อนชั้นที่สองจะได้

$$\mathbf{a}^2 = f^2(\mathbf{W}^2\mathbf{a}^1 + \mathbf{b}^2) \qquad (2\text{-}4)$$

และสมการเอาท์พุตของชั้นเอาท์พุตจะได้ว่า

$$\mathbf{a}^3 = f^3(\mathbf{W}^3\mathbf{a}^2 + \mathbf{b}^3) \qquad (2\text{-}5)$$

โดย เวกเตอร์อินพุต ($\mathbf{p}$), เมทริกส์ของค่าน้ำหนัก ($\mathbf{W}$), เวกเตอร์ไบอัส ($\mathbf{b}$) และ เวกเตอร์เอาท์พุต ($\mathbf{a}$) มีลักษณะเหมือนในเซลล์ประสาทชั้นเดียว

2.3 โครงข่าย ADALINE

โครงข่าย ADALINE (Adaptive Linear Neural Network) หรือโครงข่ายที่ใช้การเรียนรู้ของ Widrow-Hoff ซึ่งเป็นโครงข่ายที่ใช้ในงานวิจัยนี้และเป็นโครงข่ายที่ใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบเชิงเส้น ตัวอย่างโครงข่าย ADALINE 2 อินพุตดังแสดงในภาพประกอบ 2-6 นั้น การเรียนรู้ของโครงข่าย ADALINE จะมีดัชนีชี้สมรรถนะคือ ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความผิดพลาดต่ำสุด (Least Mean Square Error)

การเรียนรู้ของโครงข่าย ADALINE สามารถสรุปได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 สมมติค่าน้ำหนัก ($\mathbf{W}$), ค่าไบอัส (b) และค่าอัตราการเรียนรู้ (α) เริ่มต้นให้แก่โครงข่ายประสาท

ขั้นที่ 2 ป้อนอินพุต $\mathbf{p}(k)$ ให้แก่โครงข่าย

ขั้นที่ 3 คำนวณหาค่าเอาท์พุต $a(k)$ ของโครงข่ายประสาท

$$a(k) = f(\mathbf{W}\mathbf{p}(k) + b) \qquad (2\text{-}6)$$

ขั้นที่ 4 หาค่าความผิดพลาด $e(k)$ จากผลต่างของเอาท์พุตเป้าหมาย $t(k)$ กับ เอาท์พุตของโครงข่ายประสาท $a(k)$

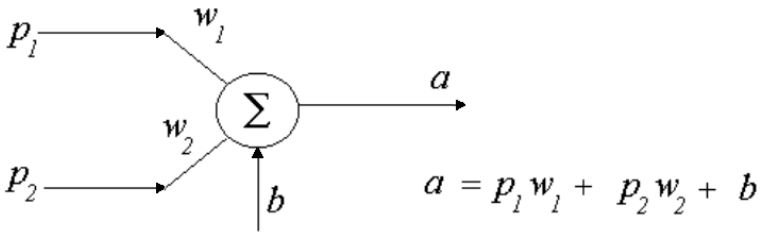
$$e(k) = t(k) - a(k) \qquad (2\text{-}7)$$

ขั้นที่ 5 ปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทใหม่จากสมการ

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + 2\alpha e(k)\mathbf{p}(k) \qquad (2\text{-}8)$$

$$b(k+1) = b(k) + 2\alpha e(k) \qquad (2\text{-}9)$$

ขั้นที่ 6 กลับไปเริ่มทำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2 ใหม่จนโครงข่ายประสาทจะ Converge โดยดูจากค่าของความผิดพลาด

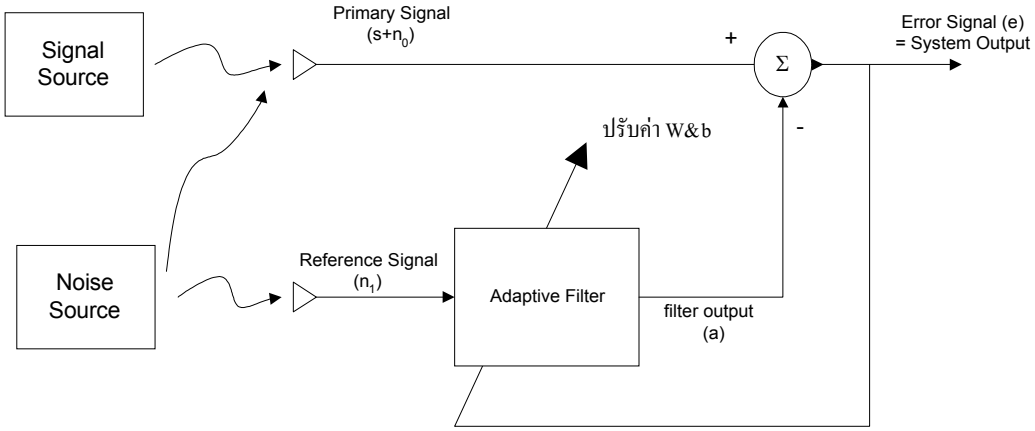


ภาพประกอบ 2-6 ตัวอย่างของโครงข่าย ADALINE 2 อินพุต

2.4 หลักการพื้นฐานของ Adaptive Filter และการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter

2.4.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

หลักการพื้นฐานของการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter สมมติให้สัญญาณที่วัดได้ซึ่งในที่นี้จะเรียกว่าสัญญาณปฐมภูมิ (Primary Signal or Measured Signal : m) คือสัญญาณข่าวสาร (Information Signal : s) ที่มีสัญญาณรบกวน (Noise Signal : n_0) ปนอยู่ ส่วนสัญญาณอ้างอิง (Reference Signal) คือสัญญาณรบกวน (Noise Signal : n_1) ที่มีการเปลี่ยนแปลงเฟสหรือขนาดโดยจะป้อนให้กับ Adaptive Filter เพื่อสร้างสัญญาณเอาท์พุตของฟิลเตอร์ (Output Signal : a) ขึ้นมาเพื่อไปหักล้างกับสัญญาณที่วัดได้ ผลลัพธ์ที่ได้คือค่าสัญญาณความผิดพลาด (Error Signal : $e(t)$) ซึ่งก็คือสัญญาณข่าวสารที่มีการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้ว และทำการป้อนสัญญาณความผิดพลาดนี้กลับให้แก่ Adaptive Filter เพื่อทำการปรับค่า น้ำหนัก (w) และค่าไบอัส (b) ของ Adaptive Filter ดังภาพประกอบ 2-7 ซึ่งแสดงถึงหลักการในการใช้ Adaptive Filter ในการกำจัดสัญญาณรบกวน [Widrow, B., 1985]



ภาพประกอบ 2-7 Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

สมมติให้สัญญาณ s, n_0, n_1 และ a มีคุณสมบัติทางสถิติไม่แปรผันตามเวลา (Statistical Stationary) โดยสัญญาณ s ไม่มีความสัมพันธ์ (Uncorrelated) กับสัญญาณ n_0 และ n_1 แต่สัญญาณ n_1 มีความสัมพันธ์ (Correlated) กับสัญญาณ n_0

สัญญาณความผิดพลาดซึ่งก็คือสัญญาณเอาท์พุตของระบบ(System Output : e) คือ

$$e = (s + n_0) - a \qquad (2\text{-}10)$$

$$e = s + (n_0 - a) \qquad (2\text{-}11)$$

ยกกำลังสองทั้งสองข้าง

$$e^2 = s^2 + 2(n_0 - a)s + (n_0 - a)^2 \qquad (2\text{-}12)$$

หาค่าเฉลี่ยของสัญญาณ

$$E[e^2] = E[s^2] + E[(n_0 - a)^2] + 2E[s(n_0 - a)] \qquad (2\text{-}13)$$

เนื่องจากสัญญาณ s ไม่มีความสัมพันธ์ (Uncorrelated) กับสัญญาณ n_0 และ n_1 และไม่มีความสัมพันธ์กับสัญญาณ a ดังนั้นเทอมสุดท้ายของสมการ 2-13 จะมีค่าเท่ากับศูนย์ และจะได้สมการใหม่เป็น

$$E[e^2] = E[s^2] + E[(n_0 - a)^2] \qquad (2\text{-}14)$$

ทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสของ Adaptive Filter เพื่อที่จะหาค่าต่ำสุดของค่ากำลังของสัญญาณเอาท์พุต (Output Power : $E[e^2]$) โดยจะไม่ส่งผลต่อค่ากำลังของสัญญาณข่าวสาร (Signal Power : $E[s^2]$) และได้สมการค่าต่ำสุดของค่ากำลังของสัญญาณเอาท์พุตเป็น

$$E_{\min}[e^2] = E[s^2] + E_{\min}[(n_0 - a)^2] \qquad (2\text{-}15)$$

หรือกล่าวคือเมื่อ Adaptive Filter ถูกปรับค่าน้ำหนักและไบอัสจนค่ากำลังของสัญญาณเอาท์พุตมีค่าต่ำที่สุดจะทำให้ ค่าของ $E[(n_0 - a)^2]$ มีค่าต่ำที่สุดนั่นเอง

ดังนั้นจึงพิจารณาได้ว่าค่าเอาท์พุตของ Adaptive Filter (a) จึงเป็นค่ากำลังสองต่ำสุด (Least Square) โดยประมาณ ที่ดีที่สุดของสัญญาณรบกวน (Noise Signal : n_0)

และจากสมการที่ 2-11

$$e = s + n_0 - a \qquad (2\text{-}16)$$

นั่นคือ

$$e - s = n_0 - a \qquad (2\text{-}17)$$

$$E(e-s)^2 = E(n_0 - a)^2 \qquad (2\text{-}18)$$

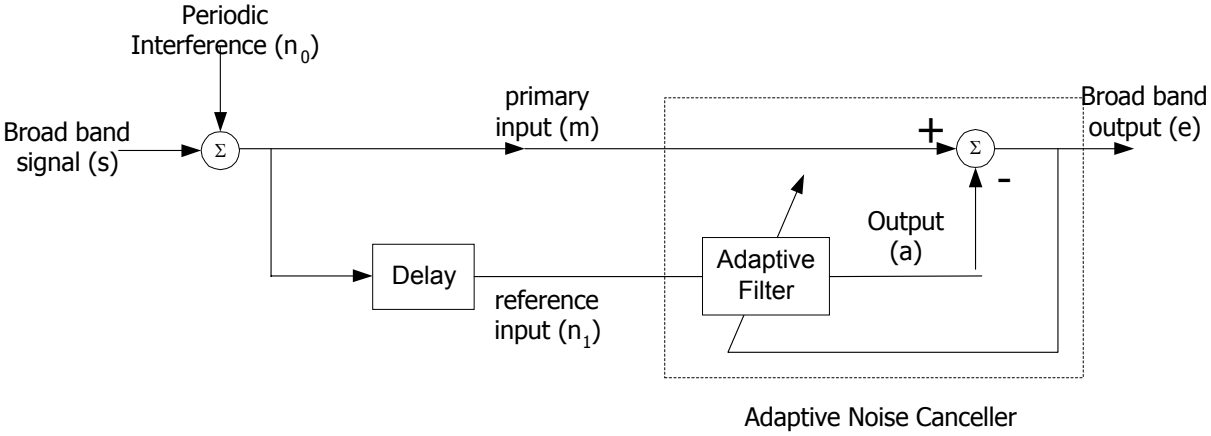
ดังนั้นเมื่อค่า $E[(n_0 - a)^2]$ มีค่าต่ำที่สุดจึงทำให้ค่าของ $E[(e-s)^2]$ มีค่าต่ำที่สุดด้วย กล่าวคือเป็นการทำให้ค่าสัญญาณความผิดพลาดหรือเอาท์พุตของระบบ (System Error : e) เป็นค่าต่ำสุดกำลังสอง (Least Square) ซึ่งเป็นการประมาณค่าที่ดีที่สุดของสัญญาณข่าวสารที่เราต้องการ (s) ด้วยเช่นกัน

2.4.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ที่ได้กล่าวมาในหัวข้อ 2.4.1 จะเป็นการป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอกเป็นอินพุตให้แก่ Adaptive Filter ซึ่งในกรณีนี้สามารถใช้ได้ก็ต่อเมื่อเราทราบถึงคุณสมบัติของสัญญาณรบกวนที่มารบกวน แต่มีหลายกรณีที่สัญญาณข่าวสารถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนที่เป็นคาบ (Periodic Interference) แต่ไม่ทราบถึงคุณลักษณะของสัญญาณรบกวนนี้ หรือกล่าวคือไม่สามารถผลิตสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก เพื่อป้อนให้แก่ Adaptive Filter ได้ ในกรณีเช่นนี้เราสามารถใช้วิธีการหน่วงเวลาที่มีช่วงในการหน่วงคงที่ค่าหนึ่ง (Fixed Delay) ของสัญญาณที่วัดได้ (สัญญาณปฐมภูมิ) ทำหน้าที่เป็นสัญญาณอ้างอิง

เพื่อป้อนให้แก่ Adaptive Filter แทน โดยช่วงหน่วงเวลาควรมีช่วงที่ยาวเพียงพอที่จะทำให้ส่วนของสัญญาณข่าวสารที่ป้อนให้แก่ Adaptive Filter ไม่มีความสัมพันธ์กับสัญญาณปฐมภูมิ

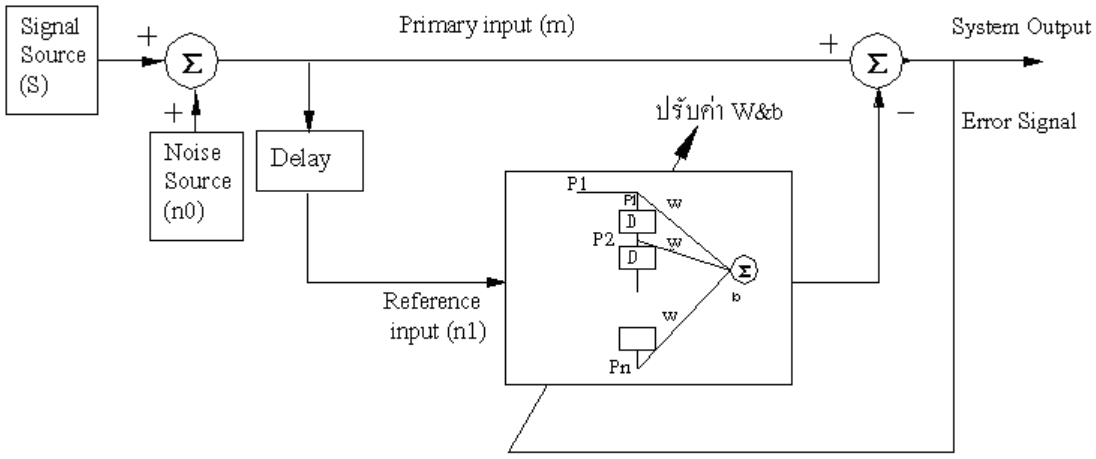
จากภาพประกอบ 2-8 แสดงถึง Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก Adaptive Filter จะทำการผลิตเอาท์พุต (a) เพื่อประมาณค่าของสัญญาณรบกวน (n_0) และนำไปหักล้างจากสัญญาณที่วัดได้ ผลลัพธ์สุดท้ายที่ได้จากระบบคือสัญญาณข่าวสารที่ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้ว [B.Widrow, 1985]



ภาพประกอบ 2-8 Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ต้องใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

2.5 การประยุกต์ใช้โครงข่าย ADALINE เป็น Adaptive Filter ชนิดไม่ต้องใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

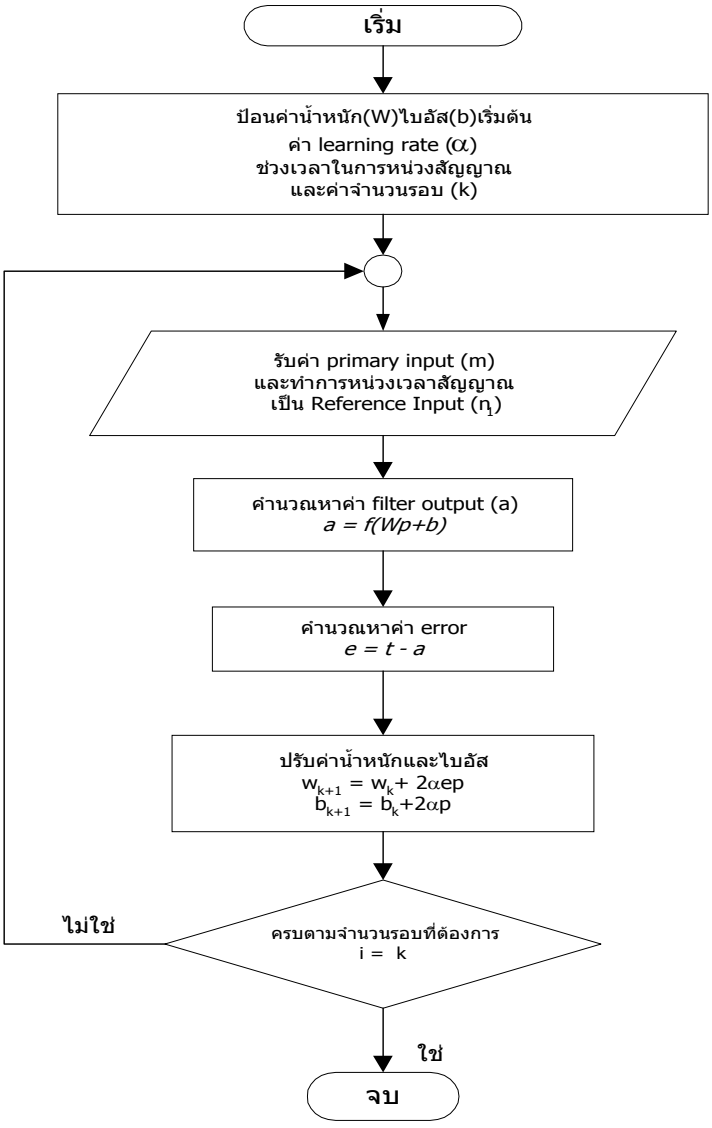
ภาพประกอบ 2-9 แสดงถึงการประยุกต์ใช้โครงข่าย ADALINE เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ไม่มีการป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ซึ่งสามารถนำโครงข่าย ADALINE มาทำหน้าที่แทน Adaptive Filter ได้ โดยสัญญาณอินพุตที่ได้ทำการหน่วงเวลา จะเป็นสัญญาณอ้างอิง โครงข่ายจะทำการคำนวณหาค่าเอาท์พุตและนำไปหักล้างกับสัญญาณปฐมภูมิ จะได้เป็นสัญญาณความผิดพลาด และนำสัญญาณความผิดพลาดนี้ไปทำการปรับค่าน้ำหนักตามกฎการเรียนรู้ของโครงข่าย ADALINE และสัญญาณความผิดพลาดนี้จะเป็นสัญญาณข่าวสารที่ต้องการที่ได้ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้ว



ภาพประกอบ 2-9 การประยุกต์ใช้โครงข่าย ADALINE เป็น Adaptive Filter
(แบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)

2.6 การพัฒนาโปรแกรมเพื่อประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive filter

การพัฒนาโปรแกรม ได้ทำการเขียนโปรแกรมด้วยภาษาซี ให้ทำหน้าที่เป็นโครงข่ายประสาท ADALINE เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย และนำโปรแกรมที่เขียนไปประยุกต์ใช้ด้วยไมโครคอนโทรลเลอร์ AVR ATmega32 และไมโครคอนโทรลเลอร์ dsPIC30F2010 โดยกระบวนการเขียนโปรแกรมของโครงข่ายประสาท ADALINE เป็นดังโฟลชาร์ทด้านล่าง



ภาพประกอบ 3-18 โฟลชาร์ทการทำงานของโครงข่าย ADALINE ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter แบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก