บทที่ 3

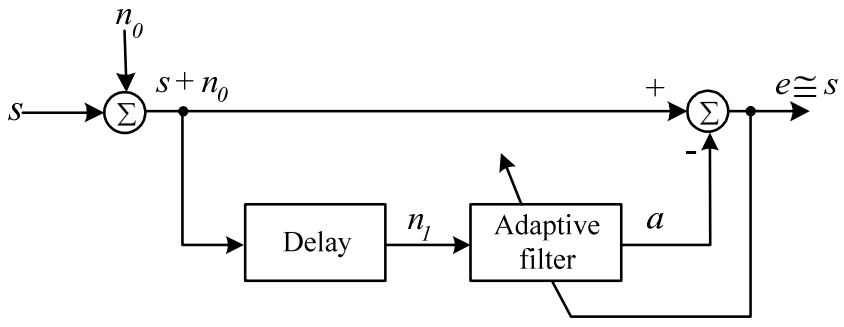
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

เนื้อหาของบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย และระบบตรวจจับจุดกลืนสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.1 ระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

3.1.1 หลักการพื้นฐานการลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้วงจรกรองปรับตัว (Adaptive filter) ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

การลดสัญญาณรบกวนโดยวงจรกรองปรับตัวชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก [18], [19] แสดงรูปแบบดังภาพประกอบ 3-1 สมมติให้สัญญาณที่วัดได้คือสัญญาณ s ที่มีสัญญาณรบกวนปนมาด้วย ซึ่งในที่นี้คือ $s+n_0$ ส่วนสัญญาณอ้างอิงที่จะป้อนให้แก่วงจรกรองปรับตัว คือสัญญาณ n_1 ซึ่งเกิดจากการหน่วงเวลาของสัญญาณที่วัดได้ จากนั้นวงจรกรองสร้างสัญญาณเอาท์พุท a เพื่อประมาณค่าของสัญญาณรบกวน n_0 และนำไปไปหักล้างกับสัญญาณที่วัดได้ ผลลัพธ์ที่ได้คือค่าสัญญาณความผิดพลาด e จะถูกป้อนกลับไปยังวงจรกรองเพื่อปรับให้ $a \cong n_0$ จะได้ $e \cong s$ นั่นคือสามารถแยก n_0 ออกจาก s หรือได้สัญญาณที่ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้วนั่นเอง



ภาพประกอบ 3-1 วงจรกรองปรับตัวชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

สมมุติ s, n_0 และ n_1 มีคุณสมบัติทางสถิติไม่แปรผันตามเวลา (Statistical stationary) และค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ และสมมุติ s ไม่มีความสัมพันธ์ (Uncorrelated) กับ n_0 และ n_1 แต่ n_1 มีความสัมพันธ์

(correlated) กับ n_0 ดังนั้นสัญญาณความผิดพลาดซึ่งในที่นี้ขอเรียกเป็นสัญญาณเอาท์พุทของระบบ (System output, e) ก็คือ

$$e = s + n_0 - a \tag{3-1}$$

ยกกำลังสองทั้งสองข้างของสมการที่ (3-1) และจัดรูปสมการ จะได้

$$e^2 = s^2 + 2(n_0 - a)s + (n_0 - a)^2 \tag{3-2}$$

พิจารณาว่าทุกสัญญาณเป็นสัญญาณสุ่ม เมื่อหาค่าความคาดหวังหรือค่าเฉลี่ยทางสถิติของสัญญาณ (Expected value) จะได้

$$E[e^2] = E[s^2 + 2(n_0 - a)s + (n_0 - a)^2] \tag{3-3}$$

กระจายแต่ละเทอมของสมการที่ (3-3) จะได้

$$E[e^2] = E[s^2] + 2E[sn_0] - 2E[sa] + E[(n_0 - a)^2] \tag{3-4}$$

เนื่องจากสัญญาณ s กับ n_0 และ s กับ a ไม่มีความสัมพันธ์กัน จากทฤษฎีทางสถิติที่ว่าค่าความคาดหวังของผลคูณของสองสัญญาณที่ไม่สัมพันธ์กันจะเท่ากับศูนย์ ซึ่งจากสมการที่ (3-4) จะได้ว่าเทอมที่ 2 และ 3 ของสมการทางด้านขวามือเป็นศูนย์ ดังนั้นจึงได้สมการใหม่ เป็น

$$E[e^2] = E[(s^2] + E[(n_0 - a)^2] \tag{3-5}$$

โดยที่ค่าความคาดหวังของกำลังสองของสัญญาณ ก็คือ ค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณ

กระบวนการปรับตัวของวงจรกรองปรับตัวคือ กระบวนการที่วงจรกรองปรับค่าน้ำหนัก(Weight value) แบบอัตโนมัติเพื่อให้ $E[e^2]$ มีค่าน้อยสุด การทำให้ $E[e^2]$ มีค่าน้อยลง หมายความว่าเทอมที่สองของสมการที่ (3-5) จะต้องมีค่าน้อยที่สุด เพราะเทอมแรกคือกำลังของสัญญาณและไม่เกี่ยวข้องกับน้ำหนัก

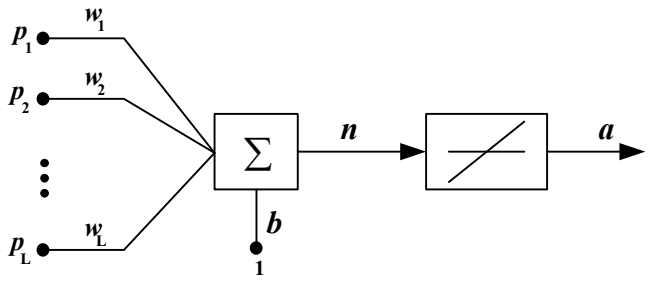
เงื่อนไขที่ดีที่สุดจะเกิดขึ้นเมื่อ $a \cong n_0$ และจะได้สมการค่าต่ำสุดของค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณ ดังสมการต่อไปนี้

$$E_{\min}[e^2] = E[(s^2] + E_{\min}[(n_0 - a)^2] \tag{3-6}$$

หมายความว่าสัญญาณผิดพลาดถูกทำให้เท่ากับสัญญาณแหล่งกำเนิด วงจรกรองแบบปรับตัวสามารถแยกสัญญาณแหล่งกำเนิดออกจากสัญญาณรบกวนและสำเร็จถึงเป้าหมายของการกำจัดสัญญาณรบกวนนั่นเอง

3.1.2 โครงข่ายประสาท ADALINE (Adaptive linear neural network)

โครงข่ายประสาท ADALINE [20] เป็นโครงข่ายที่ใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบเชิงเส้นมีโครงสร้างเป็นแบบโครงข่ายประสาทเซลล์เดียวที่มีหลายอินพุท ดังภาพประกอบ 3-2



ภาพประกอบ 3-2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาท ADALINE

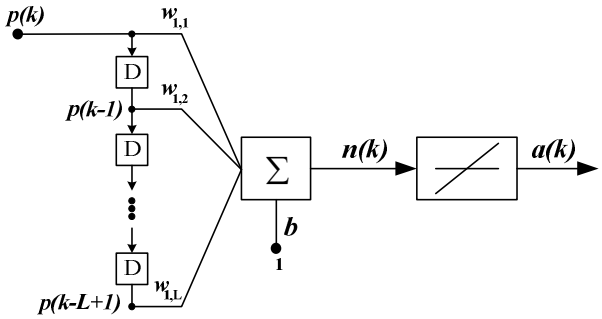
จากภาพประกอบ 3-2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทประกอบด้วยอินพุทจำนวน L อินพุท คือ p_1, p_2,..., p_L แต่ละอินพุทจะมีค่าน้ำหนักที่สอดคล้องกัน คือ w_1, w_2,..., w_L โครงข่ายประสาทมีไบอัส b และมีทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบเชิงเส้น ($a = n$) สัญญาณเอาท์พุทของโครงข่ายประสาท a สามารถคำนวณได้จากสมการ

$$a = \mathbf{w}^T\mathbf{p} + b \tag{3-7}$$

โดยที่ $\mathbf{w} = [w_1\ w_2\ \ldots\ w_L]^T$ และ $\mathbf{p} = [p_1\ p_2\ \ldots\ p_L]^T$

3.1.3 วงจรกรองปรับตัว ADALINE (ADALINE adaptive filter)

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาท ADALINE เป็นวงจรกรองปรับตัวสามารถทำได้โดยการเพิ่ม Tapped delay line ที่ประกอบด้วยเอาท์พุทจำนวน L เอาท์พุทเข้าที่ส่วนอินพุทของโครงข่ายประสาท เมื่อประกอบส่วนของ Tapped delay line เข้ากับโครงข่ายประสาท ADALINE แล้วจะได้วงจรกรองปรับตัว ADALINE แสดงดังในภาพประกอบ 3-3



ภาพประกอบ 3-3 วงจรกรองปรับตัว ADALINE

สัญญาณเอาท์พุทของวงจรกรองปรับตัว ADALINE (a (k)) สามารถคำนวณได้จากสมการ

$$a(k) = \mathbf{w}^T \mathbf{p}(k) + b = \sum_{i=1}^{L} w_{1,i}\, p(k-i+1) + b \tag{3-8}$$

3.1.4 อัลกอริทึมแบบค่าเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุด (Least mean square algorithm)

Widrow-Hoff ได้เสนอกฎการเรียนรู้ที่เรียกว่า Least mean square algorithm หรืออัลกอริทึม LMS ซึ่งเป็นวิธีการหนึ่งที่พิจารณาถึงการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของโครงข่าย ADALINE โดยใช้เงื่อนไขการลดค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสอง $E[e^2]$ ให้ได้ค่าน้อยที่สุด

ในการทำอัลกอริทึม LMS มีสมการเพื่อการคำนวณของอัลกอริทึม คือ ค่าความผิดพลาดระหว่างสัญญาณที่วัดได้ ในที่นี้ขอเรียกว่าเอาท์พุทเป้าหมาย $t(k)$ กับสัญญาณเอาท์พุทของวงจรกรอง ADALINE จะได้ดังสมการ

$$e(k) = t(k) - a(k) \tag{3-9}$$

ในที่นี้เริ่มต้นพิจารณาจากโครงข่ายที่มีเซลล์ประสาทเดียว และให้พารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่ายสามารถเขียนรวมอยู่ในเวกเตอร์เดียวดังนี้

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{w} \\ b \end{bmatrix} \tag{3-10}$$

เช่นเดียวกัน สามารถเขียนเวกเตอร์อินพุทและอินพุทไบอัส รวมเป็นเวกเตอร์เดียวได้ ดังนี้

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \mathbf{p} \\ 1 \end{bmatrix} \tag{3-11}$$

ดังนั้นสมการเอาท์พุทของวงจรกรองปรับตัว ADALINE สามารถเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$a = \mathbf{x}^T \mathbf{z} \tag{3-12}$$

ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสองสามารถคำนวณได้ตามสมการข้างล่างนี้

$$E[e^2] = E[(t-a)^2] = E[(t-\mathbf{x}^T\mathbf{z})^2] \tag{3-13}$$

$$= E[t^2] + \mathbf{x^T R x} - 2\mathbf{x^T h} \tag{3-14}$$

โดย $\mathbf{R} = E[\mathbf{z}\mathbf{z}^T]$ เป็น input correlation matrix

$\mathbf{h} = E[t\mathbf{z}]$ เป็น cross-correlation vector

ถ้า correlation matrix เป็น positive definite เราจะมีจุดต่ำสุดเพียงจุดเดียวเรียกว่า strong minimum ซึ่งแสดงได้ดังสมการดังนี้

$$\mathbf{x}^* = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{h} \tag{3-15}$$

จากสมการที่ (3-15) เมื่อหาค่า $\mathbf{h}$ และ $\mathbf{R}^{-1}$ ได้ ก็สามารถหาจุดต่ำสุดได้โดยตรง แต่ในทางปฏิบัติการหา $\mathbf{R}^{-1}$ เป็นไปได้ยาก จึงหลีกเลี่ยงโดยการทำให้อยู่ในรูปแบบของการทำซ้ำ (Iteration) ใช้กระบวนวิธี Steepest descent กับค่าเกรเดียนต์ (Gradient) ในการประมาณค่าเกรเดียนต์สำหรับอัลกอริทึม LMS ประมาณโดยการกำหนดให้ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสองเท่ากับ $e^2(k)$ ซึ่งแสดงค่าประมาณเกรเดียนต์ได้ดังนี้

$$\nabla e^2(k) = -2e(k)\mathbf{z}(k) \tag{3-16}$$

จากกระบวนวิธี Steepest descent จะได้

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) - \alpha\nabla e^2(k) \tag{3-17}$$

เมื่อแทนสมการที่ (3-16) ลงในสมการที่ (3-17) จะได้

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + 2\alpha e(k)\mathbf{z}(k) \tag{3-18}$$

ดังนั้น

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + 2\alpha e(k)\mathbf{p}(k) \tag{3-19}$$

และ

$$b(k+1) = b(k) + 2\alpha e(k) \tag{3-20}$$

สมการที่ (3-19) และ (3-20) คืออัลกอริทึม LMS ซึ่งในบางครั้งเรียกว่า กฎเดลต้า หรือกระบวนการเรียนรู้ของ Widrow -Hoff โดยค่าเริ่มต้นที่ใช้สำหรับกำหนดให้เป็นค่าน้ำหนักและค่าไบอัสเริ่มต้นให้แก่โครงข่าย สามารถกำหนดเป็นค่าใด ๆ ก็ได้ แต่ค่าที่ต้องกำหนดให้เหมาะสมคือค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning rate : α) เนื่องจาก α มีผลต่อเสถียรภาพและความเร็วในการลู่เข้า ซึ่งจะส่งผลต่อความสามารถในการติดตามสัญญาณของวงจรกรอง เราสามารถกำหนดค่า α ได้ดังนี้

$$0 < \alpha < \frac{1}{\lambda_{\max}} \tag{3-21}$$

ค่า $\lambda_{\max}$ คือค่า eigen value สูงสุดของเมตริกซ์อัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation matrix) ซึ่งค่าประมาณของ $\lambda_{\max}$ สามารถหาได้จาก $\mathbf{R}$ โดย $\lambda_{\max} < tr[\mathbf{R}] = \sum\{Diagonal\ elements\ of\ \mathbf{R}\}$

จากสมการทั้งหมด สามารถนำไปสู่การศึกษาเรื่องการทำวงจรกรองปรับตัว ADALINE เพื่อไปใช้ในการทำการลดสัญญาณรบกวนได้ และสามารถสรุปการเรียนรู้ของโครงข่าย ADALINE ได้ดังนี้ [4]

1. สมมติค่าน้ำหนัก ($\mathbf{w}$), ค่าไบอัส (b) และอัตราการเรียนรู้ (α) เริ่มต้นให้แก่โครงข่ายประสาท
2. ป้อนอินพุท $\mathbf{p}$(k) ให้แก่โครงข่าย
3. คำนวณหาค่าเอาท์พุท $a(k)$ ของโครงข่ายประสาท

$$a(k) = f(\mathbf{w}^T\mathbf{p}(k) + b)$$

4. หาค่าผลต่างความผิดพลาด $e(k)$ จากผลต่างเอาท์พุทเป้าหมาย $t(k)$ กับสัญญาณเอาท์พุทของวงจรกรอง ADALINE ($a(k)$)

$$e(k) = t(k) - a(k)$$

5. ปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทใหม่จากสมการ

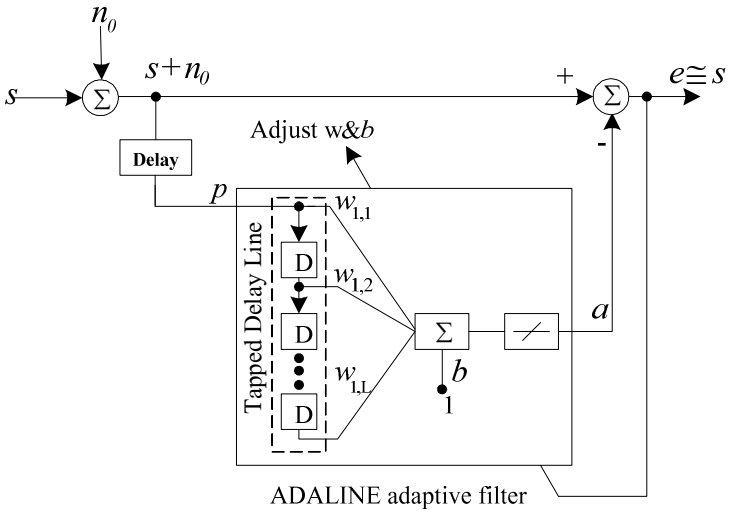
$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + 2\alpha e(k)\mathbf{p}(k)$$

$$b(k+1) = b(k) + 2\alpha e(k)$$

6. กลับไปเริ่มทำตั้งแต่ข้อ 2 ใหม่จนกว่าโครงข่ายจะลู่เข้าโดยดูจากค่าความผิดพลาด

3.1.5 หลักการพื้นฐานของการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE

การนำวงจรกรองปรับตัว ADALINE มาประยุกต์ใช้เป็นระบบลดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก มีโครงสร้างแสดงดังภาพประกอบ 3-4



ภาพประกอบ 3-4 ระบบกำจัดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

จากภาพประกอบ 3-4 จะพบว่าน้ำหนักวงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่คำนวณจากสัญญาณอินพุท (p) และสัญญาณเอาท์พุทจากระบบ (e) มีความสัมพันธ์กับสัญญาณรบกวน (n_0) ซึ่งในที่นี้ คือ สัญญาณจากระบบไฟฟ้าที่ 50 Hz มากกว่าสัญญาณ SEMG (s) เพราะสัญญาณรบกวนมีลักษณะเป็นคาบ ดังนั้นเอาท์พุทจากวงจรกรองปรับตัว ADALINE (a) จึงมีค่าเข้าใกล้สัญญาณรบกวน n_0 เมื่อระบบปรับน้ำหนักจนเข้าสู่สมดุล เอาท์พุทจากระบบกำจัดสัญญาณรบกวน e ก็จะเข้าใกล้สัญญาณ SEMG

3.2 ระบบตรวจจับจุดกลืนสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน

ก่อนที่จะทำการออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืนโดยทำการทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ในส่วนของวงจรคำนวณและตัดสินใจซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน ด้วยการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิตอลนั้น จะต้องทราบวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่สามารถวิเคราะห์จุดเริ่มต้นที่เหมาะสม

สำหรับการส่งสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อออกไป ซึ่งวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่นำมาประยุกต์ใช้นี้ได้มาจากผลการวิจัยซึ่งอยู่ในส่วนหนึ่งของวิทยานิพนธ์เรื่องการคัดเลือกหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้าจากกลุ่มกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับสัญญาณที่บ่งบอกการกลืน [21] โดยวิธีการทางคณิตศาสตร์ดังกล่าวคือ การหากำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นของผู้ป่วยที่กลืนลำบากทุก ๆ 60 มิลลิวินาที ซึ่งเป็นไปตามสมการ

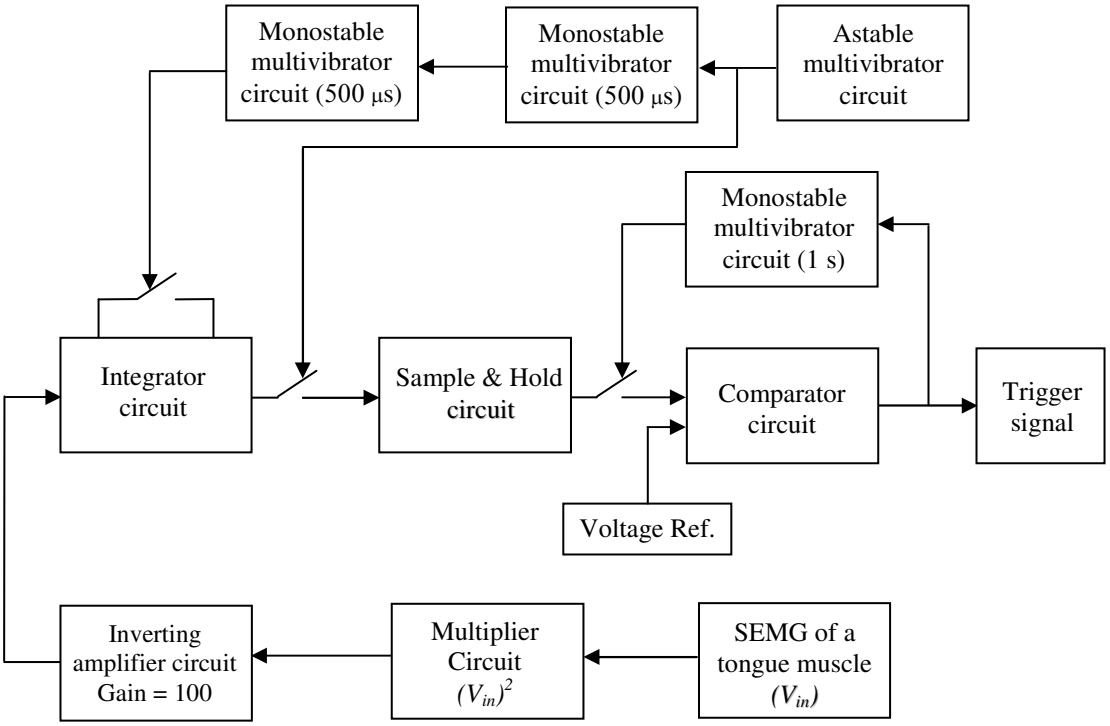
$$P_{av} = \int_0^T \frac{V_{in}^2(t)}{T} dt \qquad (3\text{-}22)$$

โดยที่ $T = 60$ ms

P_{av} แทนกำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้น

$V_{in}(t)$ แทนสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นของผู้ป่วยที่กลืนลำบาก

จากวิธีการทางคณิตศาสตร์ข้างต้น จึงได้มีการออกแบบวงจรคำนวณและตัดสินใจให้มีส่วนประกอบต่าง ๆ ของวงจรคำนวณและตัดสินใจ [8] ดังแสดงในภาพประกอบ 3-5



ภาพประกอบ 3-5 ส่วนประกอบของวงจรคำนวณและตัดสินใจ

จากภาพประกอบ 3-5 สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นจะถูกส่งมาที่วงจรคูณสัญญาณ โดยวงจรคูณสัญญาณจะทำหน้าที่ยกกำลังสองสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้น จากนั้นสัญญาณจะถูกส่งต่อไปยังวงจรขยายสัญญาณแบบกลับเฟส ขยายค่าแรงดันให้สูงขึ้นจากเดิมอีก 100 เท่า เพื่อให้ขนาดแรงดันของสัญญาณไฟฟ้าที่ได้มีความเหมาะสมต่อการอินทิเกรต โดยวงจรอินทิเกรตจะทำการอินทิเกรตสัญญาณเป็นเวลา 60 มิลลิวินาทีแล้วทำการรีเซตใหม่ สัญญาณที่ควบคุมคาบของการอินทิเกรตเป็นสัญญาณคลื่นสี่เหลี่ยมที่ได้จากวงจรสร้างสัญญาณคลื่นสี่เหลี่ยม จากนั้นสัญญาณไฟฟ้าที่ผ่านออกมาจากวงจรอินทิเกรตจะถูกส่งมาที่วงจรสุ่มและคงค่าแรงดัน วงจรสุ่มและคงค่าแรงดันจะทำการสุ่มและคงค่าแรงดันของสัญญาณไฟฟ้าที่ผ่านการอินทิเกรตแล้วที่ตำแหน่งเวลา 60 มิลลิวินาที ซึ่งสัญญาณที่ถูกสุ่มและคงค่าแรงดันนี้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าแรงดันอ้างอิงในวงจรเปรียบเทียบแรงดัน ถ้าหากค่าแรงดันที่ถูกสุ่มและคงค่ามีค่าสูงกว่าค่าแรงดันอ้างอิงก็จะถือว่ามีการกลืนเกิดขึ้น และจะส่งสัญญาณทริกเกอร์ที่มีความกว้างพัลส์ 1 วินาทีไปยังวงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อต่อไป