

การกำจัดสัญญาณรบกวนชนิดปรับตัวได้สำหรับการวัดสัญญาณ
คลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้
อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบบรรทัดฐาน
**Adaptive Interference Cancellation for ECG
Measurement based on
Normalized Least Mean Square Algorithm**

สุชาดา สิทธิจงสถาพร

สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันนวัตกรรมมหานคร

คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร

140 ถนนเชื่อมสัมพันธ์ แขวงกระทุ่มราย เขตหนองจอก กรุงเทพฯ 10530

Email: ssuchada@mut.ac.th

อดิศร แสนเมือง

กรมการสื่อสารและเทคโนโลยีสารสนเทศทหารเรือ พระราชวังเดิม

ถนนวังเดิม เขตบางกอกใหญ่ กรุงเทพฯ 10600

E-mail: adisorn.sa41@gmail.com

Manuscript Received June 22, 2023

Revised June 25, 2023

Accepted June 27, 2023

บทคัดย่อ

บทความนี้ได้นำเสนอการใช้ตัวกรองปรับตัวได้โดยใช้
อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบบรรทัดฐานในการกำจัด
สัญญาณรบกวนสำหรับการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดย
กล่าวถึงคุณสมบัติทั่วไปของการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และสัญญาณ
รบกวนในขณะทำการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจ สำหรับตัวกรองปรับตัว
ที่มีคุณสมบัติในการกำจัดสัญญาณรบกวนนั้น จะอธิบายถึง
พื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับตัวกรองปรับตัวได้ และการออกแบบ
อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดสำหรับตัวกรองที่เป็นเชิงเส้น
ปรับตัวได้สำหรับการกำจัดสัญญาณรบกวนในการวัดสัญญาณ
คลื่นไฟฟ้าหัวใจ ผลการทดสอบที่ได้จากทดลองโดยใช้ชุดข้อมูล
คลื่นไฟฟ้าหัวใจในการจำลองการทำงานของตัวกรองปรับตัวได้

นั้น แสดงให้เห็นว่า ตัวกรองปรับตัวได้ด้วยอัลกอริธึมค่าเฉลี่ย
กำลังสองน้อยที่สุดแบบบรรทัดฐานสามารถกำจัดสัญญาณ
รบกวนได้โดยทดสอบจากคุณสมบัติของค่าผิดพลาดน้อยที่เป็นค่า
เบี่ยงเบนกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดที่แสดงให้เห็นว่าสัญญาณ
เอาต์พุตที่ได้มีค่าใกล้เคียงกับสัญญาณที่ต้องการ

คำสำคัญ: การวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ การกำจัดสัญญาณ
รบกวน ตัวกรองปรับตัวได้ อัลกอริธึมกำลังสองน้อยที่สุดแบบบรรทัด
ฐาน

ABSTRACT

*This paper presents an adaptive interference
cancellation based on normalized least mean square*

(NLMS) algorithm for electrocardiogram (ECG) measurement. In general, properties of ECG signal and interference cancellation are described while ECG measuring. Basic concept of adaptive filtering based on LMS algorithm is explained shortly how to design for adaptive linear filtering for ECG interference cancellation. A set of dataset of ECG signal is used for simulation. Experimental results show that the proposed adaptive filtering based on NLMS algorithm can suppress the interference from ECG measurement in term of mean square deviation.

Keywords: ECG measurement, Interference cancellation, Adaptive filtering, Normalized least mean square algorithm (NLMS)

1. บทนำ

สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (electrocardiogram: ECG) เป็นสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อหัวใจซึ่งจัดเป็นสัญญาณชีพ (vital sign) ที่สำคัญโดยนำมาใช้ในทางคลินิกเพื่อสังเกตการทำงานของหัวใจ รวมถึงการตรวจหาโรคหลอดเลือดหัวใจ และการประเมินโรคหัวใจ เป็นต้น ปัญหาที่เกิดขึ้นในระหว่างการวัดสัญญาณ ECG ขณะทำการตรวจสอบคลื่นไฟฟ้าหัวใจ คือขนาดหรือแอมพลิจูด (amplitude) ของสัญญาณ ECG มีขนาดเล็กมาก อยู่ในช่วง 0.5 ถึง 4 mV และมีความไวต่อผลกระทบของสิ่งรบกวนต่าง ๆ [1] ซึ่งจะเกิดจากทางด้านกายภาพ ได้แก่ การสัมผัสของพื้นผิวที่ไม่เสถียรระหว่างผิวหนังกับพื้นผิวอิเล็กโทรด โดยอิเล็กโทรด (electrode) เป็นขั้วไฟฟ้าที่เป็นวัสดุตัวนำไฟฟ้าที่ใช้ในการวัดสัญญาณ ECG สัญญาณรบกวนที่เกิดจากหัตถ์ของกล้ามเนื้อขณะทำการวัด ซึ่งสัญญาณรบกวนเหล่านี้จะมีผลต่อสัญญาณ ECG ที่มีขนาดเล็กมาก ทำให้การวินิจฉัยคลื่นสัญญาณหัวใจผิดพลาดได้ ดังนั้นการกำจัดสัญญาณรบกวนต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นในขณะทำการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เป็นสิ่งจำเป็นในการตรวจสอบเพื่อให้เกิดการวินิจฉัยการทำงานและสุขภาพของหัวใจได้อย่างแม่นยำ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการกำจัดสิ่งแปลกปลอมในสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทางด้านแอนะล็อกเกี่ยวกับการออกแบบวงจรรวม (analog IC design) ได้แก่ บทความ [2] กล่าวถึงสัญญาณไฟฟ้าจากหัวใจ จัดเป็นศักย์ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นในหัวใจแล้วเคลื่อนที่ออกไปสู่ผิวหนัง โดยสามารถวัดสัญญาณไฟฟ้าหัวใจได้โดยใช้อิเล็กโทรดสำหรับติดผิวหนัง จะทำให้เกิดความไม่แม่นยำจากการวัด

สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจผ่านส่วนต่อประสานเนื้อเยื่อ-อิเล็กโทรดได้ จึงได้มีอธิบายถึงแบบจำลองแบบจำลองวงจรสมมูลส่วนต่อประสานเนื้อเยื่อ - อิเล็กโทรด (equivalent circuit model of electrode - tissue Interfaces) เพื่อใช้ในการออกแบบวงจรรวมสำหรับวงจรขยายสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ส่วนบทความ [3] ได้นำเสนอการออกแบบวงจรขยายสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้เทคโนโลยีซีมอส (CMOS) ขนาดเล็กที่มีคุณสมบัติในการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

ต่อมางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการกำจัดสัญญาณรบกวนในทางด้านดิจิทัลเกี่ยวกับการประมวลผลสัญญาณดิจิทัล ได้มีการออกแบบตัวกรองปรับตัวได้ ตัวอย่างเช่น บทความ [4] การออกแบบตัวกรองปรับตัวได้แบบนอช (adaptive notch filter) เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนจากสายไฟฟ้า (power line interference) ที่จะเข้ามารบกวนสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีขนาดเล็กมากได้ ผลที่ได้พบว่า สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนได้และคงคุณสมบัติของคลื่นไฟฟ้าหัวใจไว้ได้ ส่วนบทความ [5] กล่าวถึงการลดทอนสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการเคลื่อนไหวขณะทำการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้วิธีการแปลงเวฟเลต (wavelet transform) สำหรับระบบติดตามการวัดสัญญาณ ECG โดยไม่มีการสัมผัส (non-contact ECG monitoring system) ผลที่ได้จากการจำลองการทำงานพบว่า สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการเคลื่อนไหวได้อย่างมีนัยสำคัญ บทความ [6] จะกล่าวถึงการออกแบบตัวกรองสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนที่ปรับตัวได้โดยใช้อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด

ดังนั้นบทความนี้มีวัตถุประสงค์ในการนำเสนอทฤษฎีพื้นฐานสำหรับการออกแบบตัวกรองปรับตัวได้เพื่อใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนที่เข้ามาในขณะทำการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้อัลกอริธึมกำลังเฉลี่ยน้อยที่สุด มีการนำเสนอตัวแปรสแตปไซส์ซึ่งเป็นตัวแปรที่สำคัญในการปรับอัลกอริธึมเพื่อให้ตัวกรองปรับตัวได้ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ รวมถึงฟังก์ชันต้นทุน (cost function) ที่ใช้และการนำวิธีสโตแคสติก - เกรเดียนต์ (stochastic gradient method) มาใช้เป็นเงื่อนไขในการหาจุดเหมาะสม (optimization scheme) โดยใช้อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด (least mean square algorithm)

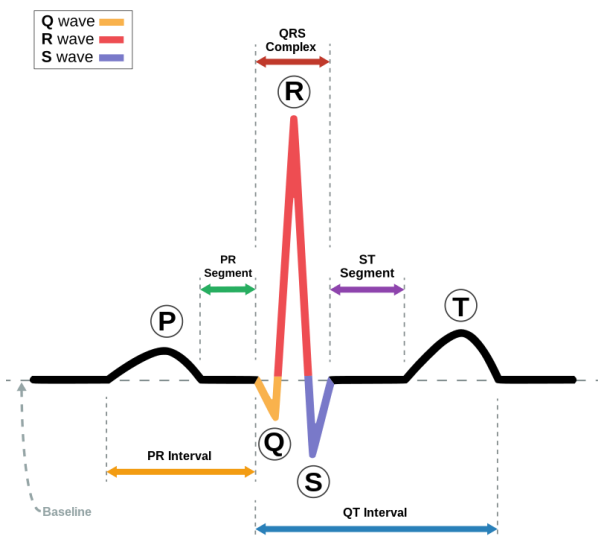
2. ลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ

ลักษณะคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ ประกอบด้วยคลื่นไฟฟ้าย่อย 3 คลื่นแสดงได้ดังรูปที่ 1 เป็นภาพคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่บันทึกได้ โดยเริ่มตั้งแต่ก่อนการบีบตัวของหัวใจจนกระทั่งมีการคลายตัวในแต่ละครั้ง ดังนั้นจึงเกิดเป็นสัญญาณเป็นจังหวะโดยมีความถี่เท่ากับอัตราการเต้นของหัวใจ ดังนี้ [7]

1) คลื่น P (P wave) เป็นผลรวมทางไฟฟ้าขบวนการดีโพลาร์ไรส์ (depolarization) ที่เกิดขึ้นที่หัวใจห้องบนทั้งซ้าย และขวาซึ่งเกิดก่อนที่หัวใจทั้งสองห้องจะมีการบีบตัว

2) ช่วงคลื่น QRS เป็นผลรวมทางไฟฟ้าจากขบวนการดีโพลาร์ไรส์ของหัวใจห้องล่าง ด้านซ้ายและขวา ซึ่งเกิดขึ้นก่อนที่หัวใจทั้งสองข้างจะมีการบีบตัว โดยที่ขนาดของคลื่นสัญญาณ R ในการทำงานปกติของหัวใจมีค่าประมาณ 1 mV

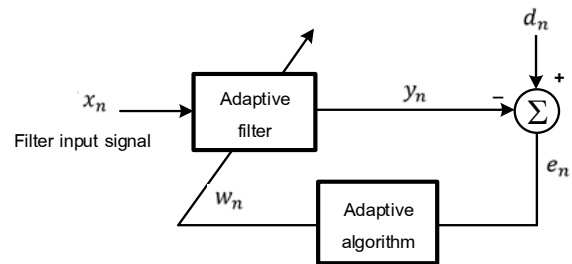
3) คลื่น T (T wave) เป็นผลรวมทางไฟฟ้าจากขบวนการรีโพลาร์ไรส์ของหัวใจห้องล่างด้านซ้าย และขวาซึ่งเกิดขึ้นก่อนที่หัวใจทั้งสองห้องจะมีการคลายตัว โดยขนาดของคลื่น T มีค่าประมาณ 1/3 ของขนาดของคลื่น R สำหรับขบวนการรีโพลาร์ไรส์ของหัวใจห้องบนอาจจะเกิดขึ้นในช่วงระหว่างที่หัวใจห้องล่างมีการบีบตัว แต่ค่าขนาดจะไม่ปรากฏเนื่องจากค่าของคลื่น QRS มีค่ามากกว่า



รูปที่ 1 ส่วนประกอบคลื่นไฟฟ้าหัวใจ [7]

จากรูปที่ 1 ช่วง PR Interval เป็นระยะการเริ่มเกิดสัญญาณคลื่นไฟฟ้า จะมีความยาวปกติ เท่ากับ 0.12-0.20 วินาที และช่วง QT Interval เป็นระยะระหว่างจุดเริ่มต้นของช่วง QRS complex และการสิ้นสุดของระยะคลื่น T การเริ่มเกิดสัญญาณคลื่นไฟฟ้า จะมีความยาวปกติ เท่ากับ 0.12-0.20 วินาที

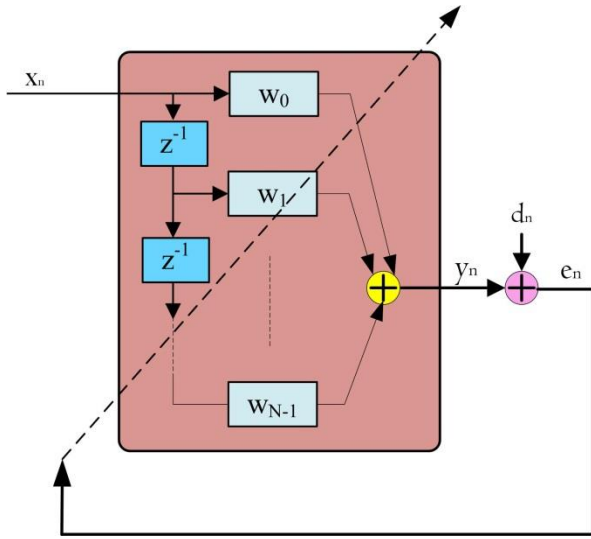
3. ตัวกรองปรับตัวได้สำหรับกำจัดสัญญาณรบกวน



รูปที่ 2 โครงสร้างพื้นฐานของตัวกรองปรับตัวได้ [8]

โครงสร้างพื้นฐานของตัวกรองแบบปรับตัวได้ [8] แสดงในรูปที่ 2 กำหนดให้ x_n คือ สัญญาณอินพุตที่ป้อนเข้าอุปกรณ์ตัวกรองปรับตัวได้ y_n คือ สัญญาณเอาต์พุตของตัวกรอง ณ ตำแหน่ง n โดย d_n เป็นสัญญาณที่ต้องการ (desired signal) e_n เป็นค่าความคลาดเคลื่อน (error) สามารถคำนวณได้จากผลต่างระหว่างสัญญาณอินพุต d_n และสัญญาณเอาต์พุตของตัวกรอง y_n และ w_n เป็นค่าสัมประสิทธิ์ของตัวกรอง (filter coefficient) ซึ่งค่าความผิดพลาดหรือค่าความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแสดงประสิทธิภาพของอัลกอริทึมแบบปรับตัวได้ (adaptive algorithm)

ถ้าสามารถเปลี่ยนค่าสัมประสิทธิ์ให้มีความใกล้เคียงกับค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณอินพุต x_n และสัญญาณที่ต้องการ d_n ได้



รูปที่ 3 ตัวกรองแบบปรับตัวได้แบบผลตอบสนองอิมพัลส์จำกัด (FIR) [9]

ดังนั้นสัญญาณเอาต์พุต y_n จึงเป็นสัญญาณที่ใกล้เคียงกับสัญญาณที่ต้องการ d_n จะเห็นว่าเมื่อค่าความคลาดเคลื่อน e_n น้อยๆจะไม่ส่งผลกระทบทำให้สัญญาณเปลี่ยนแปลงจากสัญญาณอินพุต x_n อัลกอริธึมแบบปรับตัวได้นั้นจะรับค่า e_n มาคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ตัวกรอง w_n เพื่อเป็นค่าอินพุตให้กับตัวกรองแบบปรับตัวได้ และจากนั้นจะปรับค่าสัมประสิทธิ์ไปทุกๆ ตำแหน่งจนกระทั่งได้ค่าสัมประสิทธิ์ที่ลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมที่สุด อัลกอริธึมในการปรับตัวเหล่านี้จึงจัดได้ว่าเป็นการประมวลผลทางสถิติ (Statistical – signal processing) และเป็นการประมวลผลสัญญาณแบบปรับตัวได้ (Adaptive signal processing) [9]

$$e_n = d_n - y_n \quad (1)$$

เมื่อ d_n เป็นสัญญาณที่ต้องการและ y_n เป็นสัญญาณเอาต์พุต โดยกำหนดให้เวกเตอร์สัญญาณอินพุตนั้นมีองค์ประกอบของตัวหน่วงเวลา (Delay) ดังรูปที่ 3 ซึ่งเวกเตอร์สัญญาณอินพุต x_n เป็นดังนี้

$$x_n = [x_n, x_{n-1}, \dots, x_{n-N+1}]^T \quad (2)$$

และเวกเตอร์สัมประสิทธิ์ของตัวกรอง w_n เป็นดังนี้

$$w_n = [w_0, w_1, \dots, w_{N-1}]^T \quad (3)$$

โดยการประยุกต์ใช้งานตัวกรองแบบปรับตัวได้ สัญญาณ y_n ที่ได้จากตัวกรองแบบปรับตัวได้จะเป็นผลรวมเชิงเส้นของสัมประสิทธิ์ตัวกรองกับสัญญาณอินพุต ดังนี้

$$y_n = w_n^T x_n \quad (4)$$

เมื่อ w_n เป็นเวกเตอร์สัมประสิทธิ์ของตัวกรอง FIR และ x_n เป็นเวกเตอร์สัญญาณอินพุต

4. ตัวกรองปรับตัวได้สำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยอัลกอริธึมสแตปไซส์เฉลี่ยกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด

ฟังก์ชันต้นทุน (cost function) ที่ใช้สำหรับออกแบบเวกเตอร์สัมประสิทธิ์ w_n ที่เป็นตัวกรอง FIR ปรับตัวได้เชิงเส้น ดังแสดงโครงสร้างในรูปที่ 3 ด้วยใช้อัลกอริธึมค่าเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุด (least mean square algorithm: LMS) ซึ่งเป็นอัลกอริธึมพื้นฐานสำหรับตัวกรองปรับตัวได้ ดังต่อไปนี้ [8]-[9]

$$J(w_n) = \min_{w_n} \left\{ \frac{1}{2} |e_n|^2 \right\} \quad (5)$$

เมื่อกำหนดค่าความผิดพลาด e_n หาได้จาก

$$e_n = d_n - y_n = d_n - w_{n-1}^T x_n \quad (6)$$

การอัปเดตสัมประสิทธิ์เวกเตอร์ของ w_n สามารถหาค่าได้ดังนี้

$$w_{n+1} = w_n - \mu_w \frac{\partial J(w_n)}{\partial w_n} \quad (7)$$

โดยทำการหาอนุพันธ์ของฟังก์ชันในสมการที่ (5) เทียบกับเวกเตอร์สัมประสิทธิ์เวกเตอร์ w_n ได้ดังนี้

$$\frac{\partial J(w_n)}{\partial w_n} = \frac{1}{2} \frac{\partial e_n^2}{\partial w_n} = -x_n e_n \quad (8)$$

ต่อมาแทนสมการที่ (8) ลงในสมการที่ (7) ดังนั้นสัมประสิทธิ์เวกเตอร์ของ w_n จะได้

$$\therefore w_{n+1} = w_n + \mu_w x_n e_n \quad (9)$$

เมื่อ μ_w เป็นค่าสเกลสำหรับสัมประสิทธิ์เวกเตอร์ $\mathbf{w}_n$

สรุปได้ว่า สัมประสิทธิ์เวกเตอร์ของตัวกรองปรับตัวได้ด้วยอัลกอริธึม กำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด (least mean square : LMS) นั้นมีลำดับขั้นตอนและค่าเริ่มต้น ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การทำงานของตัวกรองปรับตัวด้วยอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด (LMS)

ค่าเริ่มต้น : $\mathbf{w}(0) = \delta_w \cdot [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T, \mu_q, \mu_w$ เป็นค่าคงที่ขนาดเล็ก

for $n = 0, 2, \dots, N - 1$.

- 1) คำนวณหาค่าผิดพลาด e_n

$$e_n = d_n - \mathbf{w}_n^T \mathbf{x}_n$$

- 2) คำนวณหาสัมประสิทธิ์เวกเตอร์ $\mathbf{w}_n$

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n + \mu_w \mathbf{x}_n e_n$$

end

5. ตัวกรองปรับตัวได้สำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยอัลกอริธึมสเกลปรับกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบบรรทัดฐาน

ฟังก์ชันต้นทุนที่ใช้สำหรับออกแบบเวกเตอร์สัมประสิทธิ์ $\hat{\mathbf{w}}_n$ ด้วยใช้อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบบรรทัดฐาน (normalized least mean square algorithm: NLMS) ซึ่งเป็นอัลกอริธึมพื้นฐานสำหรับตัวกรองปรับตัวได้ ดังต่อไปนี้ [8]-[9]

$$J(\hat{\mathbf{w}}_n) = \min_{\mathbf{w}_n} \left\{ \frac{1}{2} (\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n)^{-1} |\hat{e}_n|^2 \right\} \quad (10)$$

$$\hat{e}_n = d_n - \hat{\mathbf{w}}_{n-1}^T \mathbf{x}_n \quad (11)$$

การอัปเดตสัมประสิทธิ์เวกเตอร์ของ $\hat{\mathbf{w}}_n$ สามารถหาค่าได้ดังนี้

$$\hat{\mathbf{w}}_{n+1} = \hat{\mathbf{w}}_n - \mu_w \frac{\partial J(\hat{\mathbf{w}}_n)}{\partial \hat{\mathbf{w}}_n} \quad (12)$$

โดยทำการหาอนุพันธ์ของฟังก์ชันในสมการที่ (10) เทียบกับเวกเตอร์สัมประสิทธิ์เวกเตอร์ $\hat{\mathbf{w}}_n$ ได้ดังนี้

$$\frac{\partial J(\hat{\mathbf{w}}_n)}{\partial \hat{\mathbf{w}}_n} = \frac{1}{2} (\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n)^{-1} \frac{\partial |\hat{e}_n|}{\partial \hat{\mathbf{w}}_n} = - \frac{\mathbf{x}_n e_n}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + \epsilon} \quad (13)$$

เมื่อ ϵ มีค่าน้อยมาก ๆ

ต่อมาแทนสมการที่ (13) ลงในสมการที่ (12) ดังนั้นสัมประสิทธิ์เวกเตอร์ของ $\hat{\mathbf{w}}_n$ จะได้

$$\therefore \hat{\mathbf{w}}_{n+1} = \hat{\mathbf{w}}_n + \mu_w \frac{\mathbf{x}_n e_n}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + \epsilon} \quad (14)$$

เมื่อ μ_w เป็นค่าสเกลสำหรับสัมประสิทธิ์เวกเตอร์ $\hat{\mathbf{w}}_n$

สรุปได้ว่า สัมประสิทธิ์เวกเตอร์ของตัวกรองปรับตัวได้ด้วยอัลกอริธึม กำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบบรรทัดฐาน (normalized least mean square : NLMS) นั้นมีลำดับขั้นตอนและค่าเริ่มต้น ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 การทำงานของตัวกรองปรับตัวด้วยอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบบรรทัดฐาน (NLMS)

ค่าเริ่มต้น : $\mathbf{w}(0) = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T, \mu_q, \mu_w$ เป็นค่าคงที่ขนาดเล็ก , ϵ มีค่าน้อยมาก ๆ

for $n = 0, 2, \dots, N - 1$.

- 1) คำนวณหาค่าผิดพลาด e_n

$$\hat{e}_n = d_n - \hat{\mathbf{w}}_{n-1}^T \mathbf{x}_n$$

- 2) คำนวณหาสัมประสิทธิ์เวกเตอร์ $\mathbf{w}_n$

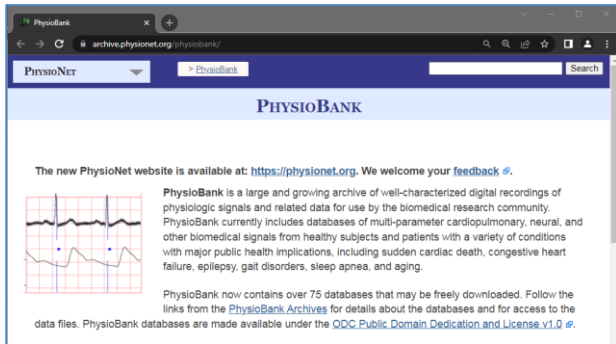
$$\hat{\mathbf{w}}_{n+1} = \hat{\mathbf{w}}_n + \mu_w \frac{\mathbf{x}_n \hat{e}_n}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + \epsilon}$$

end

6. การจำลองการทำงานและค่าเริ่มต้นที่ใช้

การจำลองการทำงานจะใช้ชุดข้อมูลจาก PhysioBank [11] ซึ่งเป็นคลังข้อมูลสาธารณะขนาดใหญ่สำหรับสัญญาณทางชีววิทยาที่ได้มีการบันทึกไว้ในรูปชุดข้อมูลดิจิทัลที่มีลักษณะเฉพาะเจาะจงสำหรับ

งานวิจัยทางชีวการแพทย์ ดังแสดงตัวอย่างเว็บไซต์ในรูปที่ 4



รูปที่ 4 คลังข้อมูลทางชีวการแพทย์ PhysioBank [11]

สำหรับตัวอย่างชุดข้อมูลที่ใช้ในการจำลองการทำงานจะเลือกจาก MIT-BIH noise stress test database [12] - [13] ซึ่งชุดข้อมูลนี้ประกอบด้วยการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG) และการบันทึก ECG แบบไม่มีเสียงรบกวน สำหรับการบันทึกสัญญาณ ECG เกิดขึ้นโดยใช้อุปกรณ์ทำการเคลื่อนไหวร่างกายในขณะที่บันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยความถี่สุ่ม (sampling frequency) เท่ากับ 500 Hz และมีช่วงการสุ่ม (sampling interval) เท่ากับ 0.002 sec และช่วงเวลา (duration) ขณะบันทึกข้อมูลเป็น 8 sec สำหรับค่าพารามิเตอร์เบื้องต้นที่ใช้ในการทดลองสำหรับตัวกรองปรับตัวได้ มีดังต่อไปนี้ เมื่อกำหนดให้ $\mu_w = [0.0015, 0.0025, 0.0035]$ สำหรับ LMS โดยที่ $\mu_w = [0.25, 0.50, 0.65]$ สำหรับ NLMS และ $\varepsilon = 1 \times 10^{-8}$

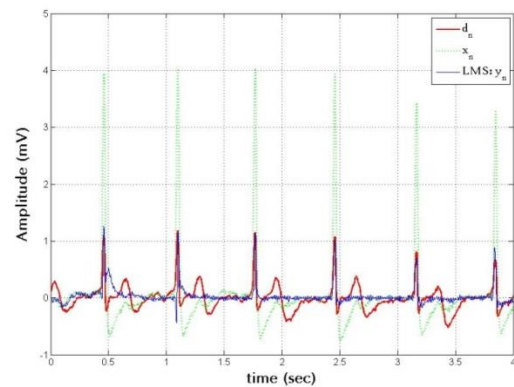
7. ผลการทดลอง

การทดลองเพื่อเปรียบเทียบผลที่ได้จากอัลกอริธึม LMS และ NLMS ซึ่งจากรูปที่ 5 แสดงสัญญาณเอาต์พุต y_n จากอัลกอริธึม LMS ในตารางที่ 1 เมื่อกำหนดให้ $\mu_w = 0.0035$ โดย รูปที่ 5(ก) แสดงสัญญาณ y_n เปรียบเทียบสัญญาณอินพุต x_n ที่มีการรบกวนกับสัญญาณ ECG ที่ต้องการ d_n และในรูปที่ 5(ข) แสดงภาพขยายของสัญญาณ y_n เปรียบเทียบกับสัญญาณ d_n พบว่ามีความแตกต่างกันมากสำหรับการใช้อัลกอริธึม LMS และจากรูปที่ 6 แสดงสัญญาณเอาต์พุต y_n จากอัลกอริธึม NLMS ในตารางที่ 2 เมื่อกำหนดให้ $\mu_w = 0.065$ โดย รูปที่ 6(ก) แสดงสัญญาณ y_n เปรียบเทียบสัญญาณอินพุต x_n ที่มีการรบกวนกับสัญญาณ ECG ที่ต้องการ d_n

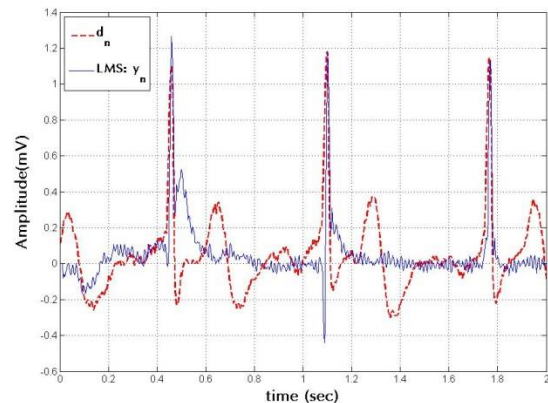
และในรูปที่ 6(ข) แสดงภาพขยายของสัญญาณ y_n เปรียบเทียบกับสัญญาณ d_n พบว่ามีความใกล้เคียงกัน

ดังนั้นการประเมินการทำงานของอัลกอริธึมที่ใช้กัน โดยใช้วิธีหาค่าเบี่ยงเบนกำลังสองเฉลี่ย (mean square deviation: MSD) ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบค่าแตกต่างเฉลี่ยของค่าที่ต้องการ d_n กับค่าเอาต์พุตที่ได้ y_n สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$MSD = \frac{\sum_{n=0}^N (d_n - y_n)^2}{N} \quad (15)$$



(ก) สัญญาณเอาต์พุตของตัวกรอง y_n จากอัลกอริธึม LMS ในตารางที่ 1 เปรียบเทียบสัญญาณอินพุต x_n ที่มีการรบกวนกับสัญญาณ ECG ที่ต้องการ d_n



(ข) ภาพขยายสัญญาณเอาต์พุตของตัวกรอง y_n จากอัลกอริธึม LMS เปรียบเทียบสัญญาณอินพุต x_n ที่มีการรบกวนกับสัญญาณ ECG d_n

รูปที่ 5 สัญญาณเอาต์พุต y_n จากอัลกอริธึม LMS ในตารางที่ 1 เมื่อกำหนดให้ $\mu_w = 0.0035$

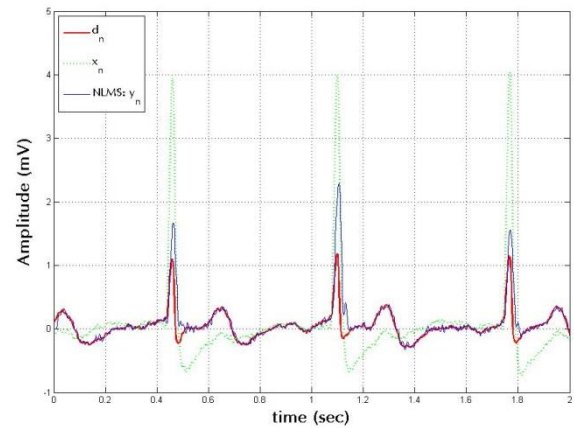
ตารางที่ 3 แสดงค่า MSD เมื่อใช้ค่า μ_w ที่แตกต่างกัน พบว่า อัลกอริธึม NLMS จะมีค่า MSD น้อยลงเมื่อค่า μ_w มีค่าเพิ่มขึ้นและจะได้ค่า MSD น้อยที่สุดเมื่อ $\mu_w = 0.65$

ตารางที่ 3 ค่าเบี่ยงเบนกำลังสองเฉลี่ย (mean square deviation: MSD)

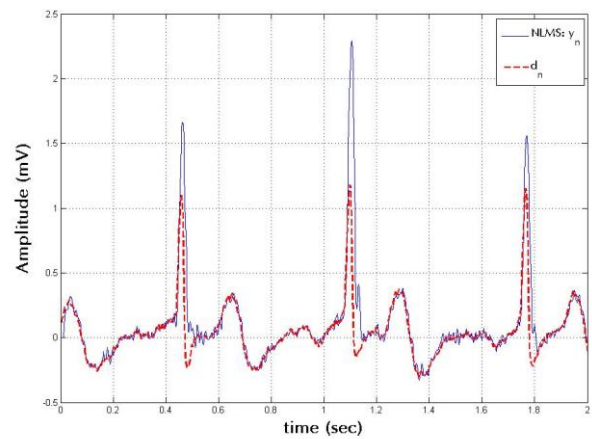
อัลกอริธึม	ค่าสเกล μ_w	MSD
NLMS	0.25	2.3584×10^{-4}
	0.50	1.8250×10^{-5}
	0.65	5.2598×10^{-7}
LMS	0.0015	2.4196×10^{-4}
	0.0025	2.7617×10^{-4}
	0.0035	3.0156×10^{-4}

8. สรุปผล

บทความนี้ได้นำเสนอตัวกรองปรับตัวด้วยอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบบรรทัดฐาน โดยนำเสนอสถาปัตยกรรมโครงสร้างของตัวกรองปรับตัวได้แบบผลตอบสนองอิมพัลส์ โดยใช้เงื่อนไขกำลังสองน้อยที่สุดแบบบรรทัดฐานเพื่อให้สัมประสิทธิ์เวกเตอร์สามารถหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ผลที่ได้จากการจำลองการทำงานด้วยค่าตัวแปรพื้นฐาน พบว่า สัมประสิทธิ์เวกเตอร์ของตัวกรองปรับตัวด้วยอัลกอริธึมด้วยค่าเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุดแบบบรรทัดฐาน สามารถปรับตัวได้โดยทดสอบจากคุณสมบัติของค่าผิดพลาดน้อยที่เป็นค่าเบี่ยงเบนกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดที่แสดงให้เห็นว่าสัญญาณเอาต์พุตที่ได้มีค่าใกล้เคียงกับสัญญาณที่ต้องการ การพัฒนาอัลกอริธึมให้สามารถทำงานได้รวดเร็วขึ้นและมีความทนทานต่อสัญญาณรบกวน โดยการศึกษาอัลกอริธึมที่ให้ประสิทธิภาพความเร็วในการลู่เข้า แต่อาจจะมีความซับซ้อนในการคำนวณมากขึ้น



(ก) สัญญาณเอาต์พุตของตัวกรอง y_n จากอัลกอริธึม NLMS ในตารางที่ 2 เปรียบเทียบสัญญาณอินพุต x_n ที่มีการรบกวนกับสัญญาณ ECG ที่ต้องการ d_n



(ข) ภาพขยายสัญญาณเอาต์พุตของตัวกรอง y_n จากอัลกอริธึม NLMS เปรียบเทียบสัญญาณอินพุต x_n ที่มีการรบกวนกับสัญญาณ ECG d_n

รูปที่ 6 สัญญาณเอาต์พุต y_n จากอัลกอริธึม NLMS ในตารางที่ 2 เมื่อกำหนดให้ $\mu_w = 0.065$

เอกสารอ้างอิง

- [1] Y.D. Lin, Y. H. Hu, "Power-line interference detection and suppression in ECG signal processing", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol 55, pp. 354-357, 2008.
- [2] พัลลภ พันธุ์ประชาธรณ์, "ความเป็นอยู่ที่ดีจากการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจผ่านส่วนต่อประสานเนื้อเยื่อ-อิเล็กทรอนิกส์", *Engineering Transactions: A Research Publication of Mahanakorn University of Technology*, ปีที่ 24, ฉบับที่ 2, ก.ค. -ธ.ค. 2564.
- [3] P. Pantuprecharat, S. Masaree, P. Pawarangkoon, and C. Sawigun, "A 0.672 μ W, 2 μ Vrms CMOS current-feedback ECG Pre-amplifier with 77 dB CMRR", In: *Proc. of IEEE Asia Pacific Conference Circuits System*, Bangkok, Thailand, pp. 393-396, 2019.
- [4] B. Chen, Y. Li, X.Cao, W. Sun, W. He, "Removal of Power Line Interference From ECG Signals using Adaptive Notch Filters of Sharp Resolution", *IEEE Access, Special Section on Data-Enabled Intelligence for Digital Health*, vol. 7, pp. 150667-150676, 2019.
- [5] X. Xu, Y. Liang, P. He, J. Yang, "Adaptive Motion Artifact Reduction Based on Empirical Wavelet Transform and Wavelet Thresholding for the Non-Contact ECG Monitoring Systems", *Sensors*, vol. 19, pp. 1-14, 2019.
- [6] A. Ren, Z. Du, J. Li, F. Hu, X. Yang, H. Abbas, "Adaptive Interference Cancellation of ECG Signals", *Sensors*, vol. 17, pp. 1-15, 2017.
- [7] วิกิพีเดีย, "การบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจ", [online]
<https://th.wikipedia.org/wiki/การบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจ>, สืบค้นเมื่อ 21/06/2566.
- [8] S. Sitjongsatoporn, "Advanced Adaptive DMT Equalisation: Algorithms and Implementation", LAP LAMBERT Academic Publishing, 176 pages, 2011.
- [9] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory", Pearson, 2013.
- [10] A. Saenmuang, S. Sitjongsatoporn, "Convergence and Stability Analysis of Spline Adaptive Filtering based on Adaptive Averaging Step-size Normalized Least Mean Square Algorithm", *International Journal of Intelligent Engineering and Systems (IJIES)*, vol. 13, no. 2, pp. 267-277, Apr. 2020.
- [11] "PhysioBank", <https://archive.physionet.org/physiobank/>, สืบค้นเมื่อ 22/06/2566.

- [12] A. L. Goldberger, L. A. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C. K. Peng, and H. E. Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals", *Circulation*, vol. 101, pp. e215-e220, 2000.
- [13] G. B. Moody, W. E. Muldrow, and R. G. Mark, "A Noise Stress Test For Arrhythmia Detectors", *Computers in Cardiology*, vol. 11, pp. 381-384, 1984.



สุชาติ สิทธีงสาพร จบการศึกษาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์) และวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร ปัจจุบันเป็น

อาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันวิศวกรรมมหานคร มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร ดำรงตำแหน่งรองศาสตราจารย์ สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ และช่วยอธิการบดีฝ่ายวิจัย โดยหัวข้องานวิจัยที่สนใจ ได้แก่ การประมวลผลขั้นสูง (Advanced signal processing) การประมวลผลเชิงสถิติ (Statistical signal processing) การประมวลผลเชิงภาพและวิดีโอ (Image and video processing) ระบบสมองกลฝังตัว (Embedded system) และอัลกอริธึมแบบปรับตัวได้ (Adaptive algorithm)



อดิศร แสนเมือง จบการศึกษาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร ปัจจุบันเป็น เจ้าหน้าที่ปฏิบัติการ แผนกพัฒนาระบบ กองสนับสนุนไซเบอร์ ศูนย์ไซเบอร์

กรมการสื่อสารและเทคโนโลยีสารสนเทศทหารเรือ หัวข้อวิจัยที่สนใจ การประมวลผลขั้นสูง (Advanced signal processing) การประมวลผลเชิงสถิติ (Statistical signal processing)