



DOI:10.22144/ctu.jvn.2019.092

LỌC THÍCH NGHI CHO TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO DỰA TRÊN ƯỚC LƯỢNG BÌNH PHƯƠNG TỐI THIỂU HỒI QUI

Nguyễn Văn Khói, Huỳnh Thế Hiện và Nguyễn Hoàng Dũng*

Khoa Công nghệ, Trường Đại học Cần Thơ

*Người chịu trách nhiệm về bài viết: Nguyễn Hoàng Dũng (email: hoangdung@ctu.edu.vn)

Thông tin chung:

Ngày nhận bài: 30/01/2019

Ngày nhận bài sửa: 01/06/2019

Ngày duyệt đăng: 29/08/2019

Title:

Adaptive filtering of EEG data based on recursive least squares estimation

Từ khóa:

Lọc thích nghi dựa trên RLSE, lọc hạ thông, lọc wavelet

Keywords:

Adaptive filter based on RLSE, low-pass filter, wavelet filter

ABSTRACT

The measured brain signals are affected by various interference sources and should be removed to obtain a clean brain signal. Most research works of removing noises from brain signals have performed based on offline filtering techniques such as low-pass filtering, wavelet filtering, ICA (independent component analysis), etc., which did not meet the real time application requirements in peripheral control based on brain signals. Thus, in this research, we use an adaptive filtering algorithm based on recursive least squares estimation (RLSE) to eliminate interference for EEG signal (electroencephalography). First, a simulation of brain signal and known noise mix together. Then, use an adaptive filtering algorithm based on RLSE to reduce noise and reconstruct the simulation of brain signal. After that, this algorithm will be apply to the real EEG signal from the EPOC (Emotiv). Finally, the results will to compare with low-pass filter and wavelet filter. Experimental results showed that the adaptive filtering algorithm based on RLSE is better than low-pass filter and wavelet filter. In particular, the adaptive filtering algorithm based on RLSE can apply adaptive brain signal in real time while the wavelet filter can't do so.

TÓM TẮT

Tín hiệu điện não đo được bị ảnh hưởng bởi nhiều nguồn nhiễu khác nhau và cần được loại bỏ để có được tín hiệu điện não sạch. Phần lớn các nghiên cứu đã thực hiện việc lọc tín hiệu điện não dựa trên các giải thuật lọc như: lọc hạ thông, wavelet, ICA (independent component analysis)... Tuy nhiên, lọc hạ thông sẽ kém hiệu quả khi nguồn nhiễu biến thiên. Bên cạnh đó, các bộ lọc wavelet và ICA khó áp dụng cho việc lọc nhiễu trong thời gian thực. Do đó, trong nghiên cứu này, một giải thuật lọc thích nghi dựa trên ước lượng bình phương tối thiểu hồi qui RLSE (recursive least squares estimation) để loại bỏ nhiễu cho tín hiệu điện não EEG (electroencephalography) được sử dụng. Trước tiên, tín hiệu EEG mô phỏng và nhiễu biết trước được trộn với nhau. Giải thuật lọc thích nghi dựa trên RLSE được dùng để lọc nhiễu và dựng lại tín hiệu EEG đã mô phỏng. Sau đó, giải thuật này được áp dụng để lọc nhiễu cho tín hiệu EEG thực được đo từ thiết bị đo điện não EPOC (Emotiv). Kết quả đạt được của giải thuật lọc thích nghi dựa trên RLSE được so sánh với giải thuật lọc hạ thông và lọc wavelet. Kết quả nghiên cứu cho thấy giải thuật lọc thích nghi dựa trên RLSE cho kết quả lọc nhiễu tốt hơn so với lọc hạ thông và lọc wavelet. Đặc biệt, giải thuật lọc thích nghi dựa trên RLSE có thể áp dụng lọc thích nghi tín hiệu EEG trong thời gian thực trong khi lọc wavelet là không thể.

Trích dẫn: Nguyễn Văn Khói, Huỳnh Thế Hiện và Nguyễn Hoàng Dũng, 2019. Lọc thích nghi cho tín hiệu điện não dựa trên ước lượng bình phương tối thiểu hồi qui. Tạp chí Khoa học Trường Đại học Cần Thơ. 55(4A): 21-28.

1 GIỚI THIỆU

Từ khi sự tồn tại của tín hiệu điện não được công bố năm 1924 bởi Hans Berger, một bác sĩ người Đức (Haas, 2003), rất nhiều nhà khoa học đã bắt tay vào nghiên cứu về nó. Các bản ghi của những tín hiệu điện não được gọi là EEG (electroencephalography). Tuy nhiên, các tín hiệu EEG thu được lúc bấy giờ bị ảnh hưởng rất nhiều bởi nhiễu, do cấu trúc phân cứng và do các hoạt động của cơ mặt, hoạt động của mắt, nhịp thở, nhịp tim... Các nhà khoa học đã và đang tìm cách loại bỏ những tín hiệu không mong muốn để cải thiện kết quả EEG thu được, giúp cho việc chẩn đoán các bệnh liên quan đến não nhanh chóng và chính xác hơn. Nhiều phương pháp đã được đề xuất như: phân tích các thành phần độc lập ICA (independent component analysis), được sử dụng để loại bỏ nhiễu mắt EOG (electrooculo-graphy) (Makeig *et al.*, 1996). Tuy nhiên, trong nghiên cứu này tác giả chưa loại bỏ được nhiễu EOG ngẫu nhiên. Một nghiên cứu khác cũng đã chứng minh rằng bộ lọc wavelet (Singh and Sharma, 2015) có thể được dùng để loại bỏ nhiễu. Tuy nhiên, phương pháp đã nêu thực hiện trên tập dữ liệu đã thu thập xong. Nói cách khác, phương pháp này không sử dụng được cho các ứng dụng đòi hỏi hoạt động trong thời gian thực. Để đáp ứng được các ứng dụng trong thời gian thực, các nhà nghiên cứu đã sử dụng phương pháp lọc thích nghi để loại bỏ nhiễu EOG trong tín hiệu EEG (He *et al.*, 2004). Kết quả trong nghiên cứu này đã loại 90% nhiễu EOG ra khỏi tín hiệu EEG, nhưng không đề cập đến việc loại nhiễu tần số thấp như: nhiễu trắng, nhiễu do nhịp tim, nhịp thở và nhiễu do áp suất máu. Trong nghiên cứu hiện tại, một giải thuật lọc thích nghi dựa trên ước lượng bình phương tối thiểu hồi qui RLSE (recursive least squares estimation) được sử dụng để loại bỏ nhiễu nhịp tim, nhiễu nhịp thở và nhiễu do áp suất máu trong tín hiệu EEG.

2 PHƯƠNG PHÁP

Để có cơ sở đánh giá giải thuật lọc thích nghi dựa trên RLSE so với bộ lọc truyền thống hạ thông và bộ lọc wavelet được sử dụng trong nghiên cứu này, tác giả đã sử dụng thiết bị và các phương pháp dưới đây.

2.1 Thiết bị và thí nghiệm đo tín hiệu điện não

2.1.1 Thiết bị đo tín hiệu điện não

EPOC là một sản phẩm chiến lược của công ty Emotiv (Hình 1). Đây là một thiết bị cảm biến gọn nhẹ, gồm 14 điện cực đo tín hiệu và 2 điện cực tham chiếu với tần số lấy mẫu là 128 Hz. Thiết bị phân tích và xử lý tín hiệu não bộ thu được từ vỏ não giúp người dùng giao tiếp và tương tác với máy tính

thông qua suy nghĩ. Đi kèm với thiết bị là các gói phần mềm tiện ích được nhà sản xuất cung cấp cho người sử dụng để phát triển, nâng cao các ứng dụng trong nghiên cứu và học thuật.



Hình 1: Thiết bị EPOC do công ty Emotiv sản xuất

2.1.2 Thí nghiệm đo tín hiệu điện não

Tín hiệu EEG thực được lấy mẫu thông qua thiết bị EPOC và kết hợp với gói phần mềm (epoc simulink EEG importer) do chính nhà sản xuất cung cấp. EPOC được kết nối với phần mềm Matlab để thu thập dữ liệu điện não dưới dạng tập tin *.mat. Thí nghiệm được tiến hành với 02 người. Một người đóng vai trò là đối tượng thí nghiệm (nam, 28 tuổi, sức khỏe tốt và không có tiền sử về các bệnh liên quan đến não, tim và hô hấp), người còn lại hỗ trợ cho đối tượng thí nghiệm thực hiện đúng kịch bản thí nghiệm sao cho sự tập trung và thư giãn của đối tượng thí nghiệm là tốt nhất.

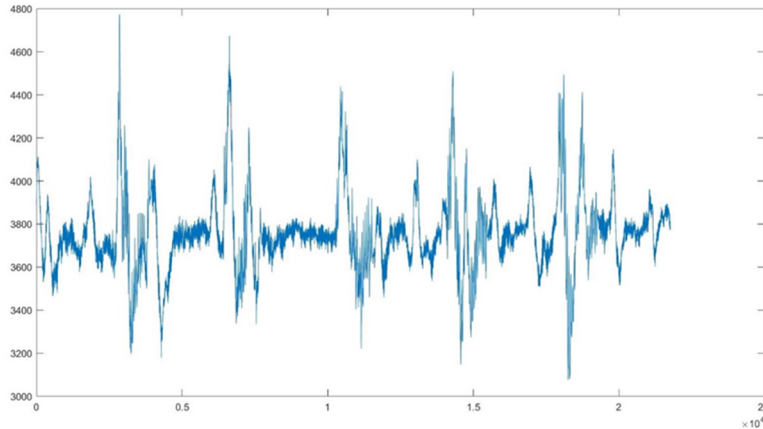
Kênh lấy mẫu O2 (theo chuẩn quốc tế 10%-20%) được chọn vì kênh này ít chịu tác động của nhiễu EOG và nhiễu do hoạt động của cơ mặt. Đây cũng là giới hạn nghiên cứu vì chỉ tập trung xử lý nhiễu trắng, nhiễu nhịp tim, nhịp thở và nhiễu do áp suất máu mà bỏ qua nhiễu của cơ mặt, nhiễu EOG. Do đó, cần hạn chế tối đa các loại nhiễu khác xuất hiện trong tín hiệu EEG thu được. Tần số lấy mẫu được sử dụng trong thí nghiệm là 128 Hz.

Đối tượng thí nghiệm tuân thủ theo kịch bản tương tự như quá trình mô phỏng tín hiệu EEG. Có nghĩa là thời gian cho một thí nghiệm là 170 giây, 20 giây đầu đưa não về trạng thái thư giãn, 10 giây tiếp theo tập trung để dùng suy nghĩ đẩy một vật phía trước mặt ra xa (push vật), hết 10 giây lại trở về trạng thái thư giãn trong 20 giây, cứ thế lặp lại cho đến khi hết thời gian 170 giây. Người hỗ trợ thí nghiệm có vai trò giúp cho đối tượng thí nghiệm xác định đúng thời gian như kịch bản. Số lần thực hiện thí nghiệm, hay chính là số mẫu tín hiệu EEG ở kênh O2 là 13. Để cho quá trình lấy mẫu được thuận lợi và mẫu tín hiệu đạt yêu cầu, thí nghiệm cần được

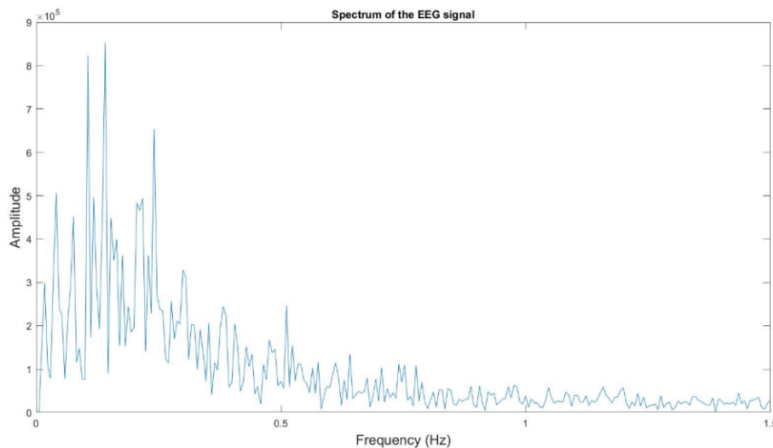
thực hiện tại nơi yên tĩnh và ánh sáng vừa phải, nhằm mục đích giúp cho người tham gia thí nghiệm thực sự thư giãn, không bị phân tâm. Bên cạnh đó, cần kiểm tra độ tiếp xúc của các điện cực cần lấy mẫu EEG (phải tiếp xúc thật tốt): bảng điều khiển control panel của EPOC phải hiển thị màu xanh tại cực được lấy mẫu.

2.2 Tín hiệu não đo được từ EPOC

Hình 2 trình bày hình dạng tín hiệu EEG đo được thực tế tại kênh O2 khi sử dụng thiết bị EPOC. Để biết các loại nhiễu có thể ảnh hưởng lên tín hiệu điện não, phổ tần số của tín hiệu này được tính và trình bày ở Hình 3.



Hình 2: Tín hiệu EEG kênh O2 thu được từ EPOC



Hình 3: Phổ tần số của tín hiệu EEG được trình bày ở Hình 2

Nhịp tim (1 Hz), hoạt động hô hấp (0,25 Hz) và sự lưu thông máu (0,1 Hz) bên trong cơ thể người thường nằm trong một dãy tần số cố định (Zhang *et al.*, 2007). Tín hiệu EEG của kênh O2 thu được từ thiết bị EPOC cũng bị ảnh hưởng của các loại nhiễu như đã được đề cập: nhiễu do hoạt động của tim (0,75 Hz – 1,2 Hz), nhiễu do nhịp thở (0,25 Hz – 0,5 Hz), nhiễu do áp suất máu (0,1 Hz – 0,15 Hz). Tín hiệu hoạt động của não nằm trong khoảng 0,03 Hz.

2.3 Phương pháp lọc tín hiệu điện não

2.3.1 Lọc hạ thông

Tín hiệu điện não thu được thường có tần số thấp. Do đó, những thành phần không phải là tín hiệu điện não sẽ bị loại bỏ. Vì vậy, bộ lọc hạ thông

rất hữu ích trong việc lọc nhiễu cho tín hiệu điện não. Tín hiệu điện não sẽ được đưa qua bộ lọc hạ thông để những thành phần có tần số cao hơn tần số cắt bị loại bỏ (các thành phần này được cho là nhiễu). Tần số cắt này được chọn dựa theo các nghiên cứu về những đặc trưng của tín hiệu EEG hoặc những ứng dụng của tín hiệu này sau khi lọc. Trong nghiên cứu hiện tại, tần số cắt 0,04 Hz được chọn nhằm loại các thành phần nhiễu có tần số cao hơn tần số này (nhịp tim (1 Hz), nhịp thở (0,25 Hz) và áp suất máu (0,1 Hz)).

2.3.2 Lọc wavelet

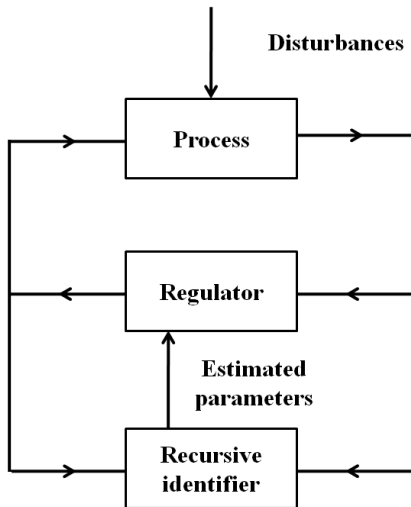
Lọc wavelet thực chất là phương pháp sử dụng biến đổi wavelet để phân tích tín hiệu thành các thành phần khác nhau, từ đó có thể thu được tín hiệu

mong muốn. Ý tưởng cơ bản của biến đổi wavelet trong xử lý tín hiệu là phân tích giống như biến đổi Fourier: một tín hiệu có thể được phân tích thành các thành phần cơ bản dựa trên các hàm cơ bản. Trong phân tích Fourier, các hàm cơ bản là sine và cosine. Tuy nhiên, trong trường hợp của phân tích wavelet, các hàm cơ bản bao gồm hàm tỷ lệ wavelet được khớp hoặc dịch với hàm wavelet mẹ. Hàm tỷ lệ trong biến đổi wavelet được dùng để lấy thông tin tổng quát của tín hiệu trong khi đó các hàm wavelet mẹ được dùng để lấy thông tin chi tiết của tín hiệu.

2.3.3 *Lọc thích nghi dựa trên RLSE*

Hình 4 trình bày sơ đồ khối tổng quát của giải thuật lọc thích nghi dựa trên RLSE. Trong thực tế, sự xuất hiện của nhiễu là không biết trước, dẫn đến tín hiệu sau khi lọc xuất hiện những sai khác so với tín hiệu mong muốn. Do đó, giải thuật lọc thích nghi dựa trên RLSE được dùng để chẩn đoán những sai khác trong quá trình lọc của bộ lọc và tiến hành cập nhật lại các tham số của bộ lọc với mục tiêu sao cho sai số này tiến về zero. Việc chẩn đoán sai số được thực hiện dựa vào điểm dữ liệu ở thời gian hiện tại so với những điểm dữ liệu trước đó.

Thuật toán ước lượng bình phương tối thiểu hồi qui sẽ sửa đổi để các điểm dữ liệu trước đó có ít ảnh hưởng hơn đến các ước tính tham số hiện tại.



Hình 4: Mô hình lọc thích nghi dựa trên RLSE (Soderstrom and Stoica, 1989)

Đặc trưng của tín hiệu điện não là thay đổi theo thời gian, do đó tín hiệu điện não $y(t)$ được mô tả bởi:

$$y(t) = \hat{y}(t) + e(t) \tag{1}$$

Với $\hat{y}(t) = \varphi^T(t)\theta_0(t)$ là ước lượng của $y(t)$

Trong đó: $\varphi^T(t)$ là vector hồi qui, $\theta_0(t)$ là vector tham số thay đổi theo thời gian và $e(t)$ là sai số ước lượng theo thời gian.

Giải thuật RLSE được dùng để ước lượng các tham số trong $\theta_0(t)$ dựa trên hàm chi tiêu chất lượng J , (Ljung, 2002) như sau:

$$J = \sum_{s=1}^t \lambda^{t-s} (y(s) - \hat{y}(s))^2 \tag{2}$$

Trong tiêu chí này, λ được gọi là hệ số quên ($0 < \lambda \leq 1$). Hệ số quên càng nhỏ thì các tham số ước lượng cũ sẽ không được sử dụng cho ước lượng hiện tại.

Phương pháp ước lượng bình phương tối thiểu hồi qui RLSE (Ljung, 2002) được tóm tắt như sau:

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + P(t)\varphi(t) (y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1)) \\ P(t) = \frac{1}{\lambda} \left(P(t-1) - \frac{P(t-1)\varphi(t)\varphi^T(t)P(t-1)}{\lambda + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \right) \end{cases} \tag{3}$$

Trong đó $P(t)$ là ma trận hiệp phương sai (covariant matrix) và hệ số quên λ thường được chọn trong khoảng 0,94-0,999 (Ljung, 2002).

2.4 Mô phỏng tín hiệu nhiễu và tín hiệu điện não

2.4.1 *Mô phỏng tín hiệu nhiễu*

Mô hình toán của các loại nhiễu cơ bản trong tín hiệu EEG được đề cập đến trong nghiên cứu của (Zhang et al., 2007) như sau:

Mô hình tín hiệu nhiễu nhịp thở:

$$r(t) = M_{resp} \sin(2\pi f_{resp} t), \text{ với } f_{resp} = 0,25 \text{ Hz.} \tag{4}$$

Mô hình tín hiệu nhiễu nhịp tim:

$$c(t) = M_{heart} \sin(2\pi f_{heart} t), \text{ với } f_{heart} = 1 \text{ Hz.} \tag{5}$$

Mô hình tín hiệu nhiễu áp suất máu:

$$u(t) = M_u \sin(2\pi f_{mayer} t), \text{ với } f_{mayer} = 0,1 \text{ Hz.} \tag{6}$$

Ngoài ra, còn có sự ảnh hưởng của nhiễu trắng đối với tín hiệu EEG.

2.4.2 *Mô phỏng tín hiệu điện não*

Để chứng minh tính khả thi của giải thuật đề nghị, trước hết tín hiệu điện não được mô phỏng bằng mô hình toán HRF (Lindquist, 2008).

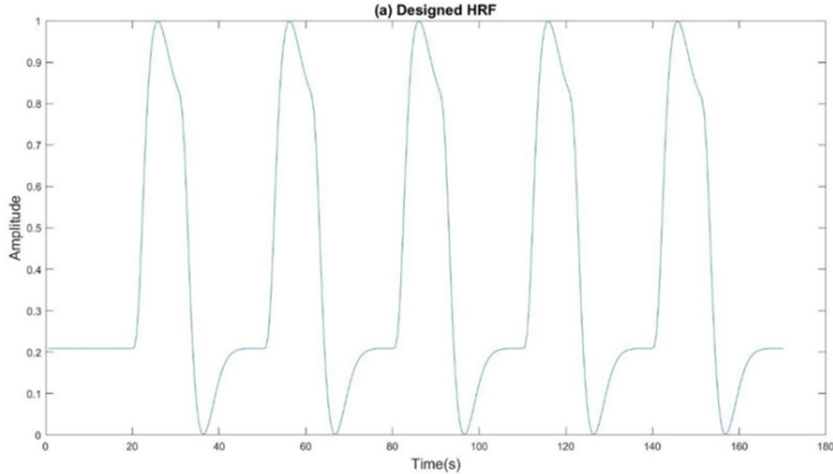
$$h(t) = A \left(\frac{t^{\alpha_1-1} \beta_1^{\alpha_1} e^{-\beta_1 t}}{\Gamma(\alpha_1)} - c \frac{t^{\alpha_2-1} \beta_2^{\alpha_2} e^{-\beta_2 t}}{\Gamma(\alpha_2)} \right) \tag{7}$$

Trong đó : $\alpha_1 = 6, \alpha_2 = 16, \beta_1 = \beta_2 = 1$ và $c = \frac{5}{6}$, A được gọi là biên độ của tín hiệu điện não,

α và β quyết định đến dạng sóng của tín hiệu điện não, c là giá trị liên quan đến phần vượt âm (undershoot) của tín hiệu điện não.

Tín hiệu điện não ở trạng thái kích hoạt (active) nếu có sự kiện (hàm kích thích) tác động. Trong nghiên cứu này, 5 trial (với thời gian mô phỏng 170

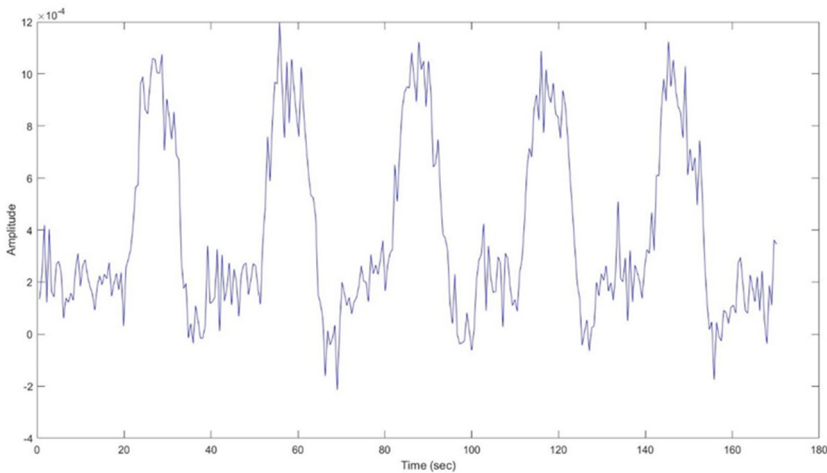
giây) được thiết kế. Mỗi trial gồm 10 giây kích thích (tương ứng với khoảng suy nghĩ đầy vật thể ra xa) và 20 giây nghỉ. Đối với trial đầu tiên sẽ theo sau 20 giây ở trạng thái nghỉ. Sau khi tiến hành mô phỏng trên Matlab, tín hiệu điện não mô phỏng được trình bày ở Hình 5. Tín hiệu này được xem như tín hiệu điện não biết trước và không có nhiều can thiệp.



Hình 5: Tín hiệu điện não mô phỏng dựa trên phương trình (7)

Tín hiệu điện não này được trộn với các tín hiệu nhiễu: nhiễu trắng, nhiễu nhịp tim, nhiễu thở, nhiễu

áp suất máu bằng cách sử dụng các mô hình toán được trình bày ở các phương trình (4-6) và tín hiệu điện não có nhiễu được trình bày ở Hình 6.

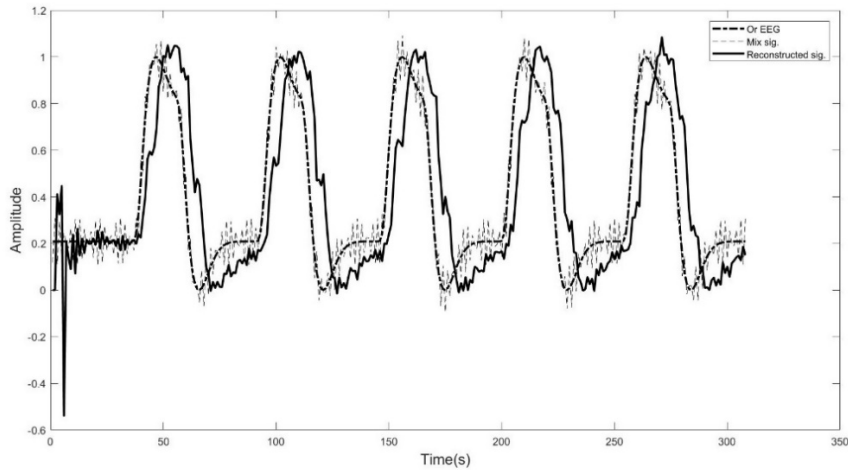


Hình 6: Tín hiệu điện não mô phỏng sau khi được trộn với các thành phần nhiễu

2.5 Lọc thích nghi tín hiệu điện não dựa trên RLSE

Giải thuật lọc thích nghi dựa trên RLSE được dùng để lọc tín hiệu điện não sau khi đã trộn nhiễu với hệ số quên $\lambda = 0,96$ được chọn trong nghiên cứu này. Kết quả sau khi lọc nhiễu bằng phương pháp lọc thích nghi dựa trên RLSE được trình bày ở Hình

7. Trong đó, đường tín hiệu đậm nét (-) chính là tín hiệu điện não gốc (không có nhiễu), đường (--) là tín hiệu điện não sau khi trộn các thành phần nhiễu. Và cuối cùng, đường liền nét là tín hiệu lọc được bằng bộ lọc thích nghi dựa trên giải thuật RLSE. Kết quả Hình 7 cho thấy, bộ lọc thích nghi dựa trên RLSE có thể loại bỏ được nhiễu đã trộn vào một cách hiệu quả.



Hình 7: Tín hiệu điện não trước và sau khi lọc bằng bộ lọc thích nghi dựa trên RLSE

2.6 Đánh giá chất lượng bộ lọc

Để đánh giá chất lượng các bộ lọc, công suất tín hiệu trên nhiễu SNR_{dB} (signal to noise ratio) được tính toán như công thức (8).

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{signal}}{P_{noise}} \right) \quad (8)$$

Trong đó, P_{signal} là công suất của tín hiệu và P_{noise} là công suất ảnh hưởng của nhiễu.

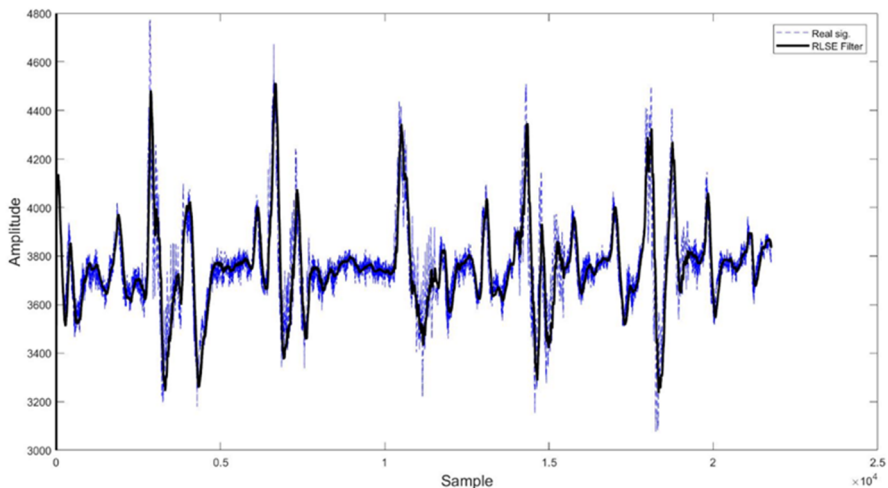
Để xác định P_{noise} trong tín hiệu điện não thực tế đòi hỏi phải sử dụng các thiết bị đo đắt tiền. Trong nghiên cứu này, tác giả chỉ muốn so sánh hiệu quả giữa các bộ lọc nên giả sử rằng công suất nhiễu trong tín hiệu điện não không đổi.

Các bộ lọc hạ thông, wavelet và lọc thích nghi dựa trên RLSE được so sánh dựa trên kết quả tính toán SNR_{dB} được trình bày ở công thức (8).

3 KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1 Lọc thích nghi dựa trên RLSE

Dựa vào biên dạng và các đặc điểm tần số của tín hiệu EEG, mẫu tín hiệu thu được từ thí nghiệm đang bị ảnh hưởng bởi nhiễu trắng và các loại nhiễu khác như nhịp tim, nhịp thở,... Giải thuật lọc thích nghi đã đề nghị được áp dụng để lọc các mẫu tín hiệu EEG. Kết quả lọc một mẫu EEG thực được trình bày ở Hình 8.

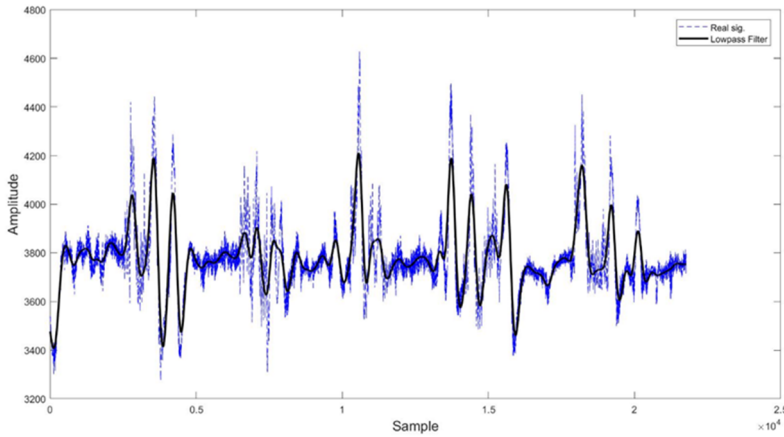


Hình 8: Tín hiệu điện não trước và sau khi sử dụng bộ lọc thích nghi dựa trên RLSE

3.2 Lọc hạ thông

Do đã dự đoán được hầu hết tần số của các loại nhiễu ảnh hưởng đến tín hiệu EEG (Hình 9), nên

trong nội dung nghiên cứu này, bộ lọc thông thấp bậc 3, tần số lấy mẫu 128 Hz và tần số cắt là 0,04 Hz được áp dụng.

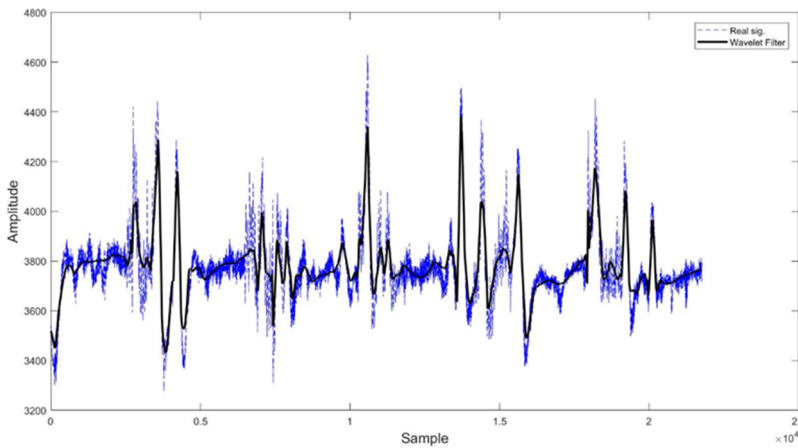


Hình 9: Tín hiệu điện não trước và sau khi sử dụng bộ lọc hạ thông

Bộ lọc hạ thông có thể lọc được nhiều trong mẫu tín hiệu EEG, tuy nhiên để so sánh với bộ lọc thích nghi đề nghị và các bộ lọc khác thì chỉ số SNR_{dB} cần được tính toán.

3.3 Lọc wavelet

Tương tự, bộ lọc wavelet cũng đã lọc được các loại nhiễu có trong mẫu tín hiệu EEG (Hình 10). Và chỉ số SNR_{dB} được dùng như một tiêu chí để đánh giá chất lượng của từng bộ lọc.



Hình 10: Tín hiệu điện não trước và sau khi sử dụng bộ lọc wavelet

3.4 So sánh SNR_{dB} của bộ lọc thích nghi, bộ lọc hạ thông và bộ lọc wavelet

Bảng 1: Thông số SNR_{dB} của bộ lọc thích nghi dựa trên RLSE, bộ lọc hạ thông và bộ lọc wavelet

Mẫu	RLSE	Hạ thông	wavelet
S1	35,3042	34,5621	34,5613
S2	34,0743	33,3329	33,3960
S3	33,0840	32,2324	32,7522
S4	30,8631	30,3325	31,8101
S5	25,4826	24,9959	28,9146
S6	34,1043	32,9371	33,2898
S7	35,7013	34,0313	34,3827
S8	34,5306	33,5194	32,9186
S9	34,8507	33,4734	33,5814
S10	34,6899	33,1596	33,1991
S11	35,6830	33,8982	34,2082
S12	36,2906	35,7087	35,0534
S13	35,5362	34,6685	34,2316
Trung bình	$33,8611 \pm 2,7667$	$32,8348 \pm 2,5792$	$33,2538 \pm 1,5064$

Trong đó: S1-S13 là các mẫu tín hiệu EEG thực thu được trong quá trình thí nghiệm.

Bảng 1 trình bày chỉ số SNR_{dB} của ba bộ lọc lọc: lọc thích nghi đề nghị, lọc hạ thông và lọc wavelet của 13 mẫu tín hiệu EEG thực. Kết quả đã minh chứng rằng bộ lọc thích nghi dựa trên RLSE cho chỉ số SNR_{dB} cao hơn so với hai bộ lọc còn lại (lọc hạ thông và lọc wavelet) lần lượt là 3% và 1,8%. Điều này chứng tỏ bộ lọc đề nghị cho kết quả lọc tốt hơn so với bộ lọc hạ thông và lọc wavelet. Hơn nữa, bộ lọc thích nghi dựa trên RLSE cho phép lọc trực tuyến (online) trong khi bộ lọc wavelet khó thực hiện được.

4 KẾT LUẬN

Bài báo đã trình bày một giải pháp lọc thích nghi tín hiệu điện não dựa trên ước lượng bình phương tối thiểu hồi qui (RLSE). Kết quả thực nghiệm cho thấy, giải pháp lọc thích nghi tín hiệu điện não dựa trên RLSE đã đề xuất cho chỉ số SNR_{dB} cao hơn so với lọc hạ thông và lọc wavelet tương ứng là 3% và 1,8%. Hơn nữa, giải thuật lọc thích nghi dựa trên RLSE có thể lọc thích nghi khi nhiễu biến thiên (lọc hạ thông không thực hiện được) hay lọc trong thời gian thực (lọc wavelet là không thể). Đây chính là vấn đề quan trọng đối với các ứng dụng lọc rút trích đặc trưng của tín hiệu điện não để điều khiển thiết bị ngoại vi dựa trên giao diện BCI (brain-computer interface). Do đó, trong nghiên cứu tiếp theo, ngõ ra của bộ lọc thích nghi dựa trên RLSE được đưa qua công đoạn rút trích đặc trưng và phân loại dựa trên các giải thuật như LDA (linear discriminant analysis), SVM (support vector machines),... để

đưa ra quyết định điều khiển thiết bị ngoại vi dựa trên tín hiệu điện não đo được.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Haas, L.F., 2003. Hans Berger (1873–1941), Richard Caton (1842–1926), and electroencephalography. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 74(1): 9-9.
- Makeig, S., Anthony J.B., Jung, T.P. and Terrence J.S., 1995. Independent Component Analysis of Electroencephalographic data. *Neural Information Processing Systems*, 8(7): 145-151.
- Singh, V. and Sharma, R., 2015. Wavelet Based Method for Denoising of Electroencephalogram. *Computer Science and Software Engineering*, 5(4): 11-26.
- He, P., Wilson, G. and Russell, C., 2004. Removal of ocular artifacts from electroencephalogram by adaptive filtering. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 42(3): 407-412.
- Soderstrom, T. and Stoica, P., 1989. *System Identification*. Prentice Hall International, 10(1): 813-815.
- Zhang, Q., Brown, E.N. and Strangman, G.E., 2007. Adaptive filtering for global interference cancellation and real-time recovery of evoked brain activity: Monte Carlo simulation study. *Journal of Biomedical Optics*, 12(4): 1-12.
- Lindquist, M.A., 2008. Modeling the Hemodynamic Response Function in fMRI. *Neuroimage*, 45(1): 98-187.
- Ljung, L., 2002. Recursive identification algorithms. *Circuits, Systems and Signal Processing*, 21(1): 57-68.