Nghiên cứu phương pháp lọc nhiễu tín hiệu điện não và ứng dụng trong nhận diện một số trạng thái của tín hiệu điện não

- **Huỳnh Văn Tuấn**
- **Huỳnh Quang Vũ**

Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, ĐHQG-HCM

(Bài nhận ngày 06 tháng 01 năm 2017, nhận đăng ngày 30 tháng 10 năm 2017)

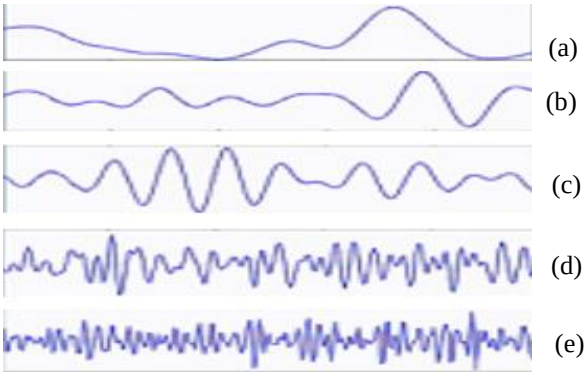
TÓM TẮT

Tín hiệu điện não (Electroencephalography - EEG) thu được thường bị ảnh hưởng của nhiều loại nhiễu như nhiễu 50 Hz, nhiễu cơ do cơ thể chuyển động, nhiễu tim, nhiễu mắt... Trong bài báo này, chúng tôi sử dụng các phương pháp như: phân tích thành phần độc lập (Independent Component Analysis– ICA), biến đổi Wavelet rời rạc và lọc số để lọc nhiễu, phân loại thành phần cơ bản cho tín hiệu điện não. Sau đó, chúng tôi tính các giá trị năng lượng trung bình để nhận diện các trạng thái của tín hiệu điện não như chớp mắt, suy nghĩ, cảm xúc, hút thuốc lá và huyết áp. Các kết quả tính toán và mô phỏng trên tín hiệu điện não sẽ chứng minh cho tính hiệu quả của giải pháp.

Từ khóa: *EEG, phân tích thành phần độc lập, biến đổi Wavelet rời rạc, lọc số*

MỞ ĐẦU

Tín hiệu điện não hay còn gọi là "sóng não" (Electroencephalography – EEG) là kết quả của phép đo dòng điện kích thích khớp thần kinh trong các sợi nhánh của nhiều tế bào nơ-ron hình chóp ở vỏ não. Khi những tế bào não (nơ-ron) được kích thích, dòng điện trong các khớp thần kinh được sinh ra trong các sợi nhánh. Dòng điện đó tạo ra một trường từ được đo bởi điện cơ đồ (Electromyography - EMG) và điện trường thứ cấp trên da đầu thông qua hệ thống điện não đồ (EEG). Tín hiệu EEG là một tín hiệu phức tạp, được mô tả theo sóng điệu và nhất thời, được chia thành 5 dải tần số đặc trưng [7] như trong Hình 1.



Phân loại	Tần số (Hz)	Biên độ(μV)	Trạng thái xuất hiện
a) Delta	< 4	< 100	Ngủ, mơ
b) Theta	4 - 7	< 100	Thất vọng
c) Alpha	8 - 13	< 10	Thư giãn, nghỉ ngơi
d) Beta	14 - 29	< 20	Suy nghĩ, bận rộn
e) Gamma	30 - 50	< 2	Thiền định

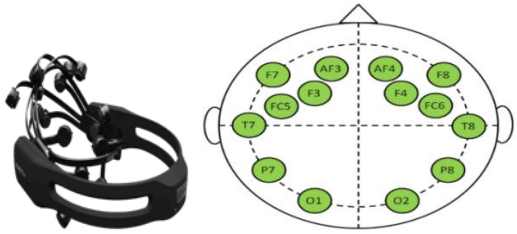
Hình 1. Năm sóng EEG cơ bản

Các tín hiệu điện não đồ đo được thường xuyên xuất hiện các loại tín hiệu lạ, chúng được gọi là nhiễu (artifact) [2, 3]. Nhiễu làm ảnh hưởng đến hình dạng, biên độ của các sóng não, từ đó làm sai lệch thông tin của tín hiệu EEG thật. Khi phân tích tín hiệu sóng não thì việc loại nhiễu là việc rất quan trọng cần đặc biệt quan tâm. Bài báo này trình bày về các phương pháp để lọc nhiễu và sau đó tính toán các giá trị năng lượng để nhận diện các trạng thái của tín hiệu điện não như chớp mắt, suy nghĩ, cảm xúc, hút thuốc lá và huyết áp. Ngoài ra, các giá trị sai số trung bình bình phương (Mean Square Error - MSE) và sai số chuẩn (Standard Error - SE) của các tín hiệu điện não cũng được đánh giá để kiểm tra tính hiệu quả của các phương pháp đưa ra.

THIẾT BỊ VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Thiết bị

Đo tín hiệu điện não bằng thiết bị Epoc+ của công ty Emotiv, thiết bị Epoc+ bao gồm 14 điện cực tương ứng với 14 kênh (AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, P7, P8, O1và O2) được bố trí theo tiêu chuẩn hệ thống điện cực 10 – 20 Quốc tế [2] để thu tín hiệu EEG (số chẵn ứng với bên phải) như trong Hình 2.



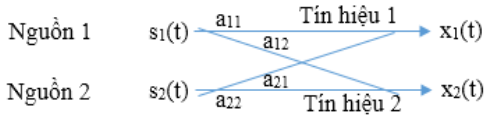
Hình 2. Sản phẩm Epoc+ của Emotiv và sơ đồ bố trí cảm biến

Phương pháp phân tích thành phần độc lập (Independent Component Analysis – ICA) – thuật toán FastICA

Thuật toán ICA (Hình 3) trong lọc nhiễu EEG chính là ước lượng các tín hiệu nguồn s_j (tín hiệu EEG sạch) từ các tín hiệu trộn quan sát được x_i (tín hiệu EEG thô thu được từ thiết bị) trong lúc các hệ số a_{ij} (nhiễu) không biết [1, 5, 6, 7]:

$$x = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + ... + a_{in}s_n, i = 1,2,...n \quad (1)$$

với a_{ij}, $i, j = 1,2,...,n$ là các hệ số trộn được giả sử có trị số thực.



Hình 3. Mô hình bài toán ICA cơ bản

Khi số lượng tín hiệu trộn và tín hiệu nguồn bằng nhau thì A là một ma trận vuông. Phương trình (1) trở thành:

$$x = A.s \quad (2)$$

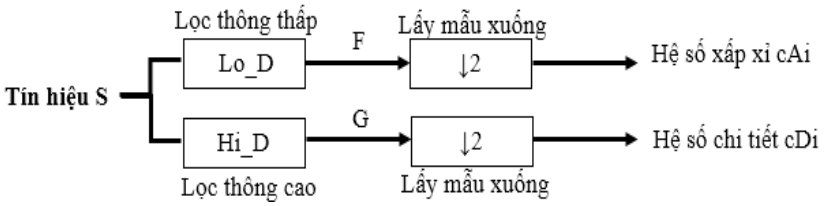
đây là mô hình ICA tuyến tính cơ bản (ICA chuẩn). Như vậy, cần đi tìm s từ (2):

$$s = A^{-1}x \quad (3)$$

Như vậy, thuật toán FastICA sẽ tự động ước lượng ma trận A^{-1} trong (3). Bài toán ICA không thể giải bằng phương pháp số học bình thường bởi không biết được s và A mà chỉ biết x, nên chỉ có thể giải bằng phương pháp thống kê. Hạn chế của phương pháp này là ước lượng được các nguồn s nguyên thủy nhưng không hoàn toàn. Cụ thể là chỉ có thể xác định được dạng sóng của các thành phần độc lập, còn yếu tố thang tỉ lệ (biên độ tương đối), dấu (pha) và thứ tự của chúng thì không rõ. Trong phần lớn trường hợp thực tế các yếu tố bất định này ít quan trọng. Nhiều phương pháp khắc phục các bất định trên đã và đang được triển khai.

Phương pháp biến đổi Wavelet – Hàm Wavelet Daubechies

Cho 1 tín hiệu vector S, độ dài N, DWT (Daubechies Wavelet) bao gồm $\log_2 N$ trạng thái được sử dụng để tính toán các hệ số xấp xỉ CA (approximation coefficients), hệ số chi tiết CD (detail coefficients) [10]. Đầu tiên, tín hiệu S được chia thành 2 thành phần vector hệ số: hệ số CA_1 và CD_1. Chúng thu được từ phép nhân chập S với bộ lọc thông thấp (low-pass filter: Lo_D) cho CA1 và thông cao (high-pass filter: Hi_D) cho CD1,và được lấy mẫu xuống 2 lần (Hình 4).



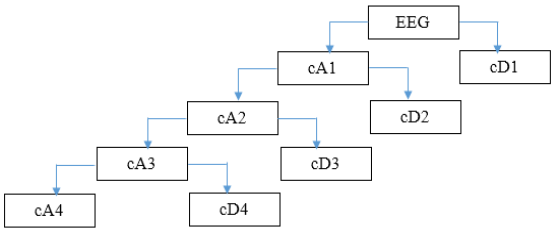
Hình 4. Phân tích tín hiệu thành các hệ số CA, CD trong DWT

Độ dài mỗi bộ lọc là 2N. Nếu gọi n là độ dài của *S*, các tín hiệu F, G có độ dài là (n + 2N – 1) và CA_1, CD_1 là:

$$floor(\frac{n-1}{2}) + N \tag{4}$$

Trong DWT 1-D, hệ số CA_1 được tiếp tục tách ra thành các hệ số CA_2, CA_3,…, CA_j ứng với tầng được chọn của hàm wavelet. Các hàm tỉ lệ (scaling) Φ(x) và hàm wavelet ψ(x) trong hàm DWT được tính toán như Hình 5:

$$\frac{1}{2}\Phi(\frac{x}{2}) = \sum_{n\in Z} W_n \Phi(x-n) \tag{5}$$



Hình 5. Sơ đồ phân tích tín hiệu EEG trong DWT

Trong đó, bộ lọc thông cao sử dụng hàm wavelet ψ(x) và bộ lọc thông thấp sử dụng hàm tỉ lệ Φ(x). Mối quan hệ giữa hàm tỉ lệ và hàm wavelet được cho bởi (6) và (7).

$$\Phi(x) = \sum_{k=0}^{N-1} c_k \Phi(2x-k) \tag{6}$$

$$\Psi(x) = \sum_{k=0}^{N-1} (-1)^k \Phi(2x+k-N+1) \tag{7}$$

Phương pháp thiết kế các bộ lọc số

Với các bộ lọc bậc thấp, được áp dụng phương pháp biến đổi song tuyến [9] (Hình 6).

Ở phương pháp này, miền *z* của lọc số được thay thế bằng miền *s* của bộ lọc tương tự:

$$s = f(z) \tag{8}$$

Khi thay $s = j\Omega$ và $z = e^{j\omega}$ vào (8), sẽ có mối liên hệ giữa tần số số $\omega = 2\pi f/f_s$ và tần số tương tự Ω là: $j\Omega = f(e^{j\omega})$, có thể được viết như sau:

$$\Omega = g(\omega) \tag{9}$$

Hàm chuyển đổi song tuyến của lọc thông thấp:

$$s = f(z) = \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \tag{10}$$

Từ $j\Omega = f(e^{j\omega})$ ta được:

$$j\Omega = j\tan(\omega/2) \tag{11}$$

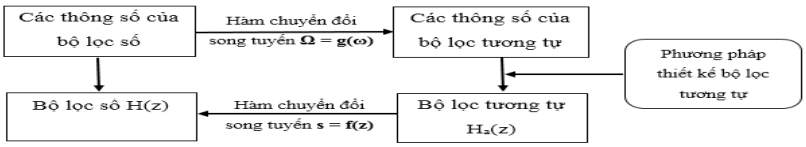
Qua đó thu được tần số tương tự Ω như (12):

$$\Omega = g(\omega) = \tan(\omega/2) \tag{12}$$

Với các bộ lọc khác như lọc thông cao và lọc thông dải, có hàm chuyển và tần số tương tự tương ứng như (13), (14):

$$s = f(z) = \frac{1+z^{-1}}{1-z^{-1}}; \quad \Omega = g(\omega) = -\cos(\omega/2) \tag{13}$$

$$s = f(z) = \frac{1-2cz^{-1}+z^{-2}}{1-z^{-2}}; \quad \Omega = g(\omega) = \frac{c-\cos(\omega/2)}{\sin(\omega/2)} \tag{14}$$



Hình 6. Phương pháp biến đổi song tuyến trong thiết kế bộ lọc số

Về phương pháp thiết kế, giả sử thiết kế bộ lọc số với đáp ứng biên độ đã biết, bằng cách xấp xỉ theo (13) để thiết kế được bộ lọc tương tự tương đương. Sử dụng kỹ thuật thiết kế lọc tương tự, sẽ được bộ lọc $H_a(s)$. Sử dụng hàm chuyển đổi song tuyến (8) để chuyển đổi bộ lọc tương tự về bộ lọc số H(z) bằng định nghĩa như (15):

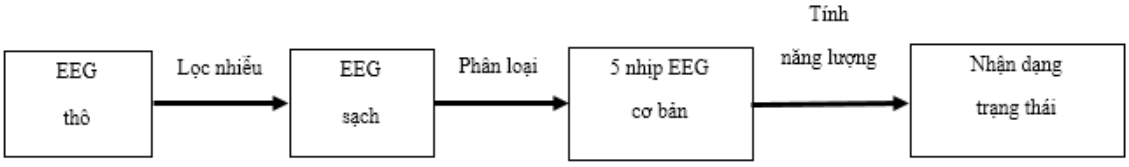
$$H(z) = H_a(s)|_{s=f(z)} = H_a(f(z)) \quad (15)$$

và đáp ứng tần số tương ứng:

$$H(\omega) = H_a(\Omega)|_{\Omega=g(\omega)} = H_a(g(\omega)) \quad (16)$$

KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Các bước thực hiện như sau trong Hình 7, đầu tiên sẽ ***lọc nhiễu*** tín hiệu EEG thô bằng phương pháp lọc số và phương pháp ICA để có được tín hiệu sạch. Sau đó, ***phân loại*** EEG thành 5 sóng cơ bản bằng phương pháp lọc số và phương pháp biến đổi DWT. Để nhận dạng các trạng thái, ***tính năng lượng*** trung bình của các tín hiệu EEG, lựa chọn các kênh phù hợp để thấy được sự thay đổi của các tín hiệu EEG. Từ đó đưa ra sự khác biệt để đánh giá, kết luận đặc trưng cho từng trạng thái của tín hiệu EEG.



Hình 7. Sơ đồ các bước thực hiện phân tích tín hiệu EEG

Các thông số mô phỏng

Các tín hiệu EEG của các trạng thái khảo sát thu được từ thiết bị Epoc+, với mỗi trạng thái gồm 5 file (lấy mẫu 5 lần) định dạng .txt, tín hiệu EEG của người được lấy mẫu gồm trạng thái ngồi yên không cử động, chớp mắt, suy nghĩ, cảm xúc (buồn/vui), hút thuốc lá, huyết áp. Thời gian lấy mẫu mỗi trạng thái trong 5 giây. Trong bài này, sử dụng tần số lấy mẫu F_s = 128Hz, cùng các thông số cụ thể như sau:

- Bộ lọc khấc (notch) khử nhiễu tại 50Hz.

- Dựa vào dải tần số của các tín hiệu EEG (ở Hình 1), đưa ra các tần số cắt dải thông (W_p) và tần số cắt dải chặn (W_s) cho các bộ lọc (thí dụ đối với sóng Theta có tần số từ 8Hz – 13Hz, nên chọn các tần cắt trong dải thông lần lượt là 8 Hz và 13 Hz, các tần số cắt trong dải chặn lần lượt là 7.5 Hz và 13.5 Hz được chọn như sau:

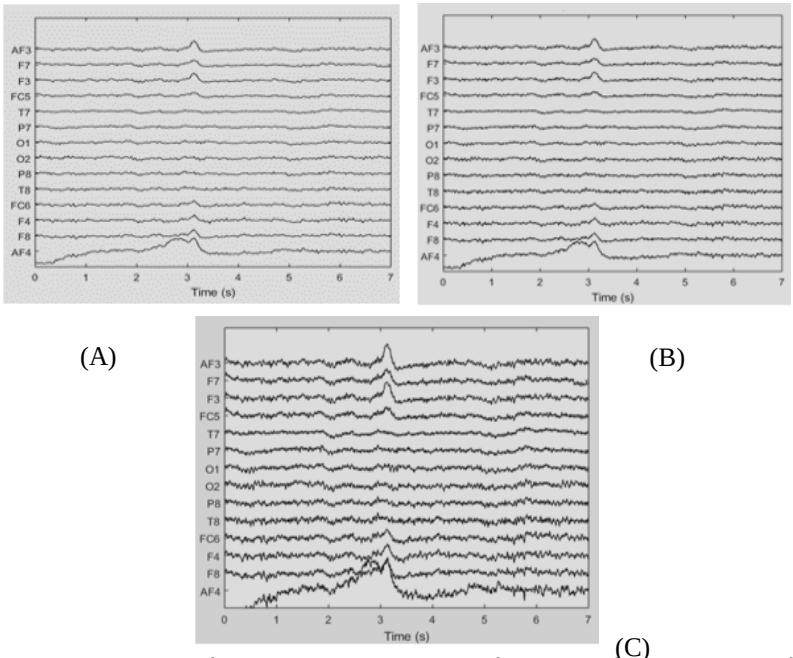
+ Bộ lọc thông thấp: W_p = 3.5 Hz, W_s = 4 Hz cho sóng Delta.

+ Bộ lọc thông dải: W_p = [4 Hz, 7 Hz], W_s = [3.5 Hz, 7.5 Hz] cho sóng Theta; W_p = [8 Hz, 13 Hz], W_s = [7.5 Hz, 13.5 Hz] cho sóng Alpha; W_p = [14 Hz, 29 Hz], W_s = [13.5 Hz, 29.5 Hz] cho sóng Beta; W_p = [30 Hz, 50 Hz], W_s = [29.5 Hz, 50.5 Hz] cho sóng Gamma.

Lọc nhiễu

Kết quả từ Hình 8 cho thấy, tín hiệu EEG được lọc bằng phương pháp lọc số tốt hơn phương pháp ICA về phương diện lọc nhiễu nền do phương pháp ICA không ước lượng được

hoàn toàn nguồn tín hiệu. Tuy nhiên, xét về mặt biên độ thì phương pháp ICA làm tăng biên độ tại các kênh trội của tín hiệu EEG do phương pháp ICA có ưu điểm xác định được dạng sóng của các thành phần độc lập.



(A) (B)

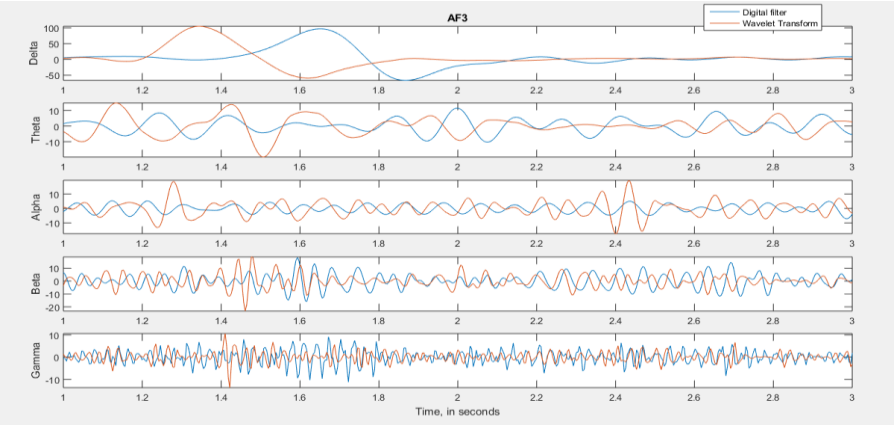
(C)

Hình 8. Lọc nhiễu: (A) Tín hiệu thô lấy từ Epoc+; (B) Lọc nhiễu bằng bộ lọc số; (C) Lọc nhiễu bằng phương pháp ICA

Phân loại các thành phần EEG cơ bản (Theta, Delta, Alpha, Beta, Gamma)

Trong bước này, tiếp tục sử dụng phương pháp lọc số, song song với phương pháp biến đổi Wavelet (hàm DWT) để phân loại các thành phần EEG cơ bản. Các thành phần này có tần số: Delta (<4 Hz), Theta (4-7 Hz), Alpha (8-13 Hz), Beta (14-29) và Gamma (30-50 Hz). Hình 9 là kết quả phân loại 5 thành phần của EEG bằng hai phương pháp trên kênh AF3.

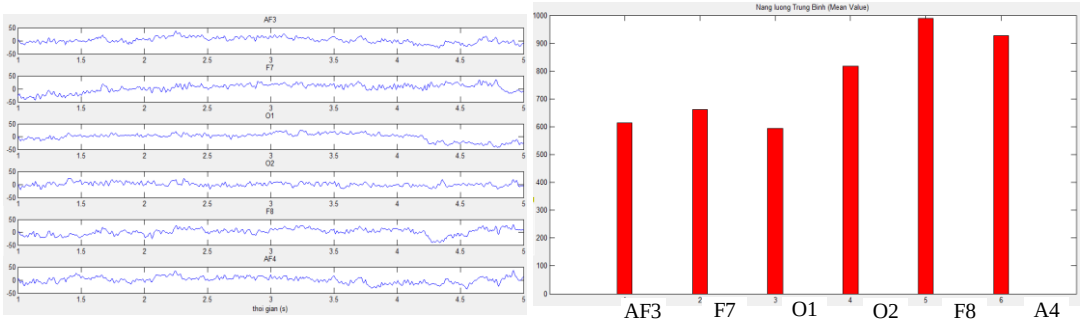
Theo kết quả Hình 9, có thể nhận thấy khi càng biểu diễn sóng ở tần số cao thì mức độ sai khác giữa phương pháp lọc số và phương pháp biến đổi Wavelet càng lớn. Điều này chứng tỏ phương pháp biến đổi Wavelet có hiệu quả kém thua so với phương pháp lọc số trong việc tách sóng. Do khi tần số càng cao thì tín hiệu biến đổi càng nhanh, làm cho vài thành phần tần số trong thuật toán biến đổi Wavelet bị bỏ sót sau khi giảm mẫu.



Hình 9. Phân tích 5 thành phần EEG cơ bản bằng phương pháp lọc số và phương pháp biến đổi Wavelet

Hình 10 trình bày kết quả phân loại và năng lượng trung bình của sóng Alpha. Công việc tiếp theo là khảo sát các trạng thái ứng với các thành phần EEG trên những kênh quy định các vùng chức năng của não. Bằng cách tính toán sự thay đổi về mức năng lượng trung bình của mỗi tín hiệu EEG cơ bản trong các trạng thái đã khảo sát, chúng tôi thu được kết quả trong mỗi trạng thái. Với năng lượng được tính theo hệ thức (17) [8].

$$E = T\sum_{n=0}^{N-1} x^2[n] \quad (17)$$



(A) (B)

Hình 10. Sóng Alpha: (A) Phân loại trên các kênh; (B) Năng lượng trung bình trên từng kênh

Khảo sát trạng thái "chớp mắt"

Ở trạng thái này, khảo sát trên 6 kênh: AF3, AF4 (vùng trán trước), F7, F8 (vùng trán) và O1, O2 (vùng chẩm). Theo các nghiên cứu trước đây [3], trong một khoảng thời gian ngắn khi chúng ta nhắm mắt hay chớp mắt, biên độ của sóng Alpha sẽ tăng ở các vùng tương ứng trên.

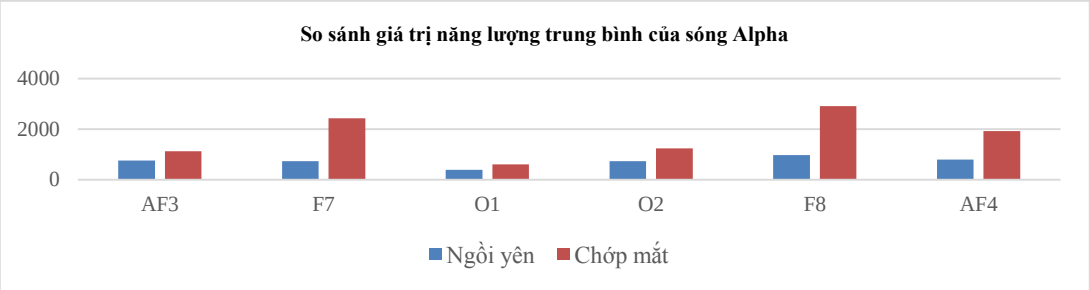
Qua kết quả thu được ở Bảng 1 và Bảng 2, nhận thấy mức năng lượng ở trạng thái chớp mắt tăng so với trạng thái ngồi yên. Do lấy mẫu tín hiệu EEG của người thuận tay phải, sự chớp mắt có chủ định nên biên độ cũng tăng lên theo cường độ chớp mắt. Đến đây có thể kết luận, sóng Alpha tăng khi có trạng thái chớp mắt, trội nhất trên kênh O2, F7, F8 (Hình 11).

Bảng 1. Giá trị năng lượng trung bình của sóng Alpha khi ngồi yên

Kênh	Lần 1	Lần 2	Lần 3	Lần 4	Lần 5	Trung bình
AF3	717	831	872	776	615	**762**
F7	543	765	764	922	663	**731**
O1	339	246	397	382	594	**392**
O2	590	503	734	1013	817	**732**
F8	929	923	1055	995	989	**978**
AF4	636	695	790	960	928	**802**

Bảng 2. Giá trị năng lượng trung bình của sóng Alpha khi chớp mắt

Kênh	Lần 1	Lần 2	Lần 3	Lần 4	Lần 5	Trung bình
AF3	1564	1272	1145	969	670	**1124**
F7	3152	1109	1096	3554	3254	**2433**
O1	824	344	748	346	795	**611**
O2	1611	683	1350	1207	1365	**1243**
F8	4242	1710	1672	5778	1191	**2919**
AF4	2038	3453	1512	1587	1056	**1929**



Hình 11. So sánh sự thay đổi sóng Alpha khi ngồi yên và khi chớp mắt

Khảo sát trạng thái "suy nghĩ"

Trong các trạng thái khảo sát, nhận thấy trạng thái suy nghĩ là trạng thái khó nhất. Bởi vì suy nghĩ của một người luôn tồn tại, để có thể ghi nhận được tín hiệu này, đòi hỏi phải cố gắng điều khiển não tập trung suy nghĩ cao độ. Khi khảo sát trạng thái này, chúng tôi tiến hành thu thập tín hiệu khi suy nghĩ về một hình ảnh, gợi nhớ về một âm thanh, hay lúc tập trung giải một câu đố logic hoặc giải một bài toán số học. Ở trạng thái này, sẽ xét sự thay đổi của sóng Beta trên 6 kênh AF3, AF4 (trán trước), T7, T8 (thái dương), và P7, P8 (vùng đỉnh). Đây là các vùng mà khi não suy nghĩ, sóng Beta có xu hướng tăng lên, trội nhất ở kênh AF4, P8, T8. Bảng 3 và Bảng 4 là các giá trị năng lượng trung bình của sóng Beta thu được.

Bảng 3. Giá trị năng lượng trung bình của sóng Beta khi *không suy nghĩ* về hình ảnh

Kênh	Lần 1	Lần 2	Lần 3	Lần 4	Lần 5	Trung bình
AF3	1344	1361	1819	1408	1436	**1474**
T7	961	1003	1581	1027	1242	**1163**
P7	1290	1497	2021	1270	1137	**1443**
P8	2167	3156	2435	2589	2463	**2562**
T8	1893	2365	2372	1881	2290	**2160**
AF4	1463	3217	2035	1524	1733	**1994**

Bảng 4. Giá trị năng lượng trung bình của sóng Beta khi *có suy nghĩ* về hình ảnh

Kênh	Lần 1	Lần 2	Lần 3	Lần 4	Lần 5	Trung bình
AF3	1349	1308	1440	1226	1288	**1322**
T7	3011	3398	4353	5804	7610	**4835**
P7	1981	1711	1826	1954	1810	**1856**
P8	2190	2353	2380	2441	2498	**2372**
T8	2207	2112	2325	2015	2284	**2189**
AF4	4311	1736	4391	7079	2376	**3979**

Khảo sát các trạng thái "cảm xúc", "hút thuốc lá", "huyết áp"

+ Trạng thái "cảm xúc": Người được lấy tín hiệu lần lượt xem các hình ảnh của những người có tâm trạng vui vẻ, kèm theo nụ cười, và hình ảnh những người khác đang ở tâm trạng buồn bã, khóc thương đau khổ. Mục đích để tạo hiệu ứng tâm lý đồng cảm, kích thích phản ứng của người

đó. Tín hiệu EEG được ghi nhận lại và sẽ xét sự thay đổi sóng Gamma qua các kênh T7, T8 (thái dương), và P7, P8 (vùng đỉnh). Kết quả khảo sát cho thấy có sự tăng lên về mức năng lượng, đặc biệt ở kênh P8 có sự tăng trội của sóng Gamma.

+ Trạng thái "hút thuốc lá": Các nghiên cứu về tác dụng của khói thuốc lá đã cho thấy, nicotine giúp người ta thư giãn và sảng khoái hơn trong giây lát, tạo cảm giác sảng khoái và thư giãn ngay tức thì. Khi khảo sát trạng thái của người vừa hút thuốc, sóng Alpha, Beta trên các kênh AF3, AF4 (vùng trán trước), T7, T8 (thái dương) được khảo sát. Kết quả cho thấy sự kích thích của thuốc lá làm mức năng lượng của các sóng này tăng lên, thấy rõ nhất trên kênh T8 (sóng Alpha), T7 (sóng Beta).

+ Trạng thái "huyết áp": Trường hợp này, người được lấy mẫu thực hiện vận động nặng như tập luyện thể thao cường độ cao, với mục đích làm tăng huyết áp. Các tài liệu cho biết [3], sau khi vận động thể thao, con người sẽ có được trạng thái thư giãn, tinh thần sảng khoái hơn, qua đó có thể tìm sự thay đổi của sóng Alpha và Beta trên các kênh FC5, FC6 (điều khiển vận động cơ thể) và P7, P8 (vùng đỉnh). Kết quả khảo sát cho thấy có sự tăng lên về mức năng lượng của các sóng Alpha và Beta, trội hơn là kênh P8 (sóng Alpha), FC6 (sóng Beta).

Bảng 5 và Bảng 6 là tổng hợp so sánh giá trị năng lượng trung bình của các kênh tăng trội nhất của các sóng của Alpha và Beta trong các trạng thái khảo sát so với trạng thái bình thường. Riêng sóng Gamma, chỉ sử dụng để khảo sát trạng thái "cảm xúc", như đã nêu ở trên có tăng lên về mức năng lượng của sóng Gamma trên kênh P8 so với trạng thái bình thường, nên không trình ở đây.

Bảng 5. Giá trị năng lượng trung bình của sóng Alpha

Kênh	Trạng thái bình thường	Trạng thái đang khảo sát
O2 (chớp mắt)	732	1243
F7 (chớp mắt)	731	2433
F8 (chớp mắt)	978	2919
P8 (huyết áp)	1202	3303
T8 (hút thuốc)	861	1739

Bảng 6. Giá trị năng lượng trung bình của sóng Beta

Kênh	Trạng thái bình thường	Trạng thái đang khảo sát
AF4 (suy nghĩ)	1994	3979
P8 (suy nghĩ)	2562	4353
T7 (suy nghĩ)	1163	4433
FC6 (huyết áp)	803	2453
T7 (hút thuốc)	1664	6580

Đánh giá hiệu quả của phương pháp lọc nhiễu

Sai số trung bình bình phương (MSE)

Các giá trị sai số trung bình bình phương (phương trình 18) của tín hiệu sạch sau lọc được tính toán bằng phương pháp lọc số (Bảng 7) và phương pháp ICA (Bảng 8) trên từng kênh riêng biệt. Các kết quả đã cho thấy hiệu quả giữa phương pháp lọc số và phương pháp ICA.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{x} - x_i)^2 \quad (18)$$

Bảng 7. Giá trị sai số trung bình bình phương MSE (phương pháp lọc số)

Kênh	AF3	F7	F3	FC5	T7	P7	O1	O2	P8	T8	FC6	F4	F8	AF4
Lần 1	0,05	0,25	0,35	0,18	0,02	0,14	0,37	0,33	0,09	0,04	0,28	0,43	0,25	0,03
Lần 2	0,08	0,38	0,58	0,37	0,09	0,21	0,57	0,60	0,23	0,09	0,42	0,70	0,47	0,11
Lần 3	0,06	0,28	0,37	0,18	0,02	0,17	0,41	0,35	0,09	0,05	0,33	0,48	0,25	0,02
Lần 4	0,03	0,21	0,33	0,20	0,03	0,10	0,32	0,32	0,11	0,03	0,22	0,37	0,24	0,04
Lần 5	0,18	0,82	1,14	0,61	0,09	0,48	1,20	1,08	0,31	0,17	0,96	1,43	0,80	0,11

Bảng 8. Giá trị sai số trung bình bình phương MSE (phương pháp ICA)

Kênh	AF3	F7	F3	FC5	T7	P7	O1	O2	P8	T8	FC6	F4	F8	AF4
Lần 1	26,38	30,34	17,50	3,77	13,10	12,76	12,95	22,74	71,90	14,09	26,16	16,92	31,52	32,34
Lần 2	14,40	27,50	16,59	9,05	92,86	5,51	2,04	25,26	39,48	9,00	14,12	11,40	15,54	19,88
Lần 3	7,47	11,20	17,19	15,34	23,59	16,91	7,71	9,83	36,03	10,55	8,56	14,81	12,89	32,49
Lần 4	12,18	22,94	19,76	9,29	19,81	30,22	24,87	90,48	79,10	30,92	38,53	29,18	38,86	3,50
Lần 5	29,79	14,42	117,29	21,48	10,84	1,00	17,77	16,32	17,67	41,74	25,54	29,79	7,42	51,33

Sai số chuẩn (Standard Error – SE)

Để so sánh kết quả phân loại các sóng, giá trị sai số chuẩn SE được tính toán dựa trên độ lệch chuẩn S. Các giá trị này cho thấy được biên độ dao động của các giá trị năng lượng trung bình.

Các kết quả thu được từ Bảng 9 và Bảng 10 cho thấy biên độ dao động của mức năng lượng còn trong phạm vi chấp nhận, bởi vì tín hiệu EEG là một dạng tín hiệu phức tạp, tín hiệu này luôn bị ảnh hưởng bởi các yếu tố khác. Tuy nhiên, các kết quả thu được cũng cho thấy hướng nghiên cứu của chúng tôi là phù hợp với các nghiên cứu sóng não trước đây.

$$SE = \frac{S}{\sqrt{2}} \qquad (19)$$

Bảng 9. Sai số chuẩn giá trị năng lượng trung bình của sóng Alpha khi ngồi yên

Kênh	Lần 1	Lần 2	Lần 3	Lần 4	Lần 5
AF3	8	16	16	13	4
F7	6	12	11	13	11
O1	3	3	8	6	12
O2	7	5	5	13	19
F8	21	20	34	10	14
AF4	11	9	37	19	8

Bảng 10. Sai số chuẩn giá trị năng lượng trung bình của sóng Alpha khi chớp mắt

Kênh	Lần 1	Lần 2	Lần 3	Lần 4	Lần 5
AF3	33	20	25	9	18
F7	78	26	17	244	110
O1	7	6	28	3	17
O2	21	9	40	17	23
F8	182	47	46	195	14
AF4	37	82	27	3	14

KẾT LUẬN

Qua bài báo này, các phương pháp cơ bản để xử lý, phân tích về tín hiệu EEG đã được nghiên cứu. Mặc dù còn nhiều hạn chế, như phương pháp ICA sai số còn lớn, hay phương pháp Wavelet còn chưa phân loại được chính xác tần số của từng sóng EEG, nhưng về cơ bản các phương pháp cũng bước đầu giải quyết được yêu cầu đặt ra. Thêm nữa, việc phân tích EEG vẫn là một lĩnh vực khó, vì bản chất của tín hiệu điện não này vốn đã phức tạp, khái niệm EEG sạch hoàn toàn hầu như không tuyệt đối. Bài báo là tiền đề cho các hướng nghiên cứu sâu hơn trong thời gian tới.

Study on method of filtering noises from electroencephalography signals and its application for identification of several electroencephalography signals

- **Huynh Van Tuan**
- **Huynh Quang Vu**

University of Science, VNU-HCM

ABSTRACT

Electroencephalographic (EEG) signals have usually been affected by different types of noise as 50 Hz noise, mechanical noise caused by body movements, heart disturbance, eye noise... In this paper, methods such as: independent component analysis (independent component analysis-ICA), discrete wavelet transform and design of digital filters, were used to filter the noises, to classify the basic components for EEG signals. Then the mean of energy value was calculated to identify the status of the EEG signals such as blink, thoughts, emotion, smoking and blood pressure. The results of calculations and simulations of signals EEG could demonstrate the efficiency of the method.

Keyword: *EEG, independent component analysis, discrete wavelet transform, digital filters*

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. T.T. Quang, N.H. Phương, Tách âm dùng phương pháp phân tích thành phần độc lập, *Tạp chí Phát triển KH&CN*, 9, 2, 33–44 (2006).

[2]. T.T. Quang, T.Q. Huy, N.H. Phương, Tách nguồn mù (BBS) áp dụng cho âm thanh trong một số điều kiện khác nhau, *Tạp chí Phát triển KH&CN*, 14, T5, 34–42 (2011).

[3]. S. Sanei, J.A. Chambers, EEG Signal Processing, John Wiley & Son (2007).

[4]. A. Hyvrinen, J. Karhunen, E. Oja, Independent Component Analysis, John Wiley & Son (2011).

[5]. A. Hyvrinen, Survey on Independent Component Analysis, Helsinki University of Technology (1999).

[6]. S.C.D. Roy, B. Kumar, S.B. Jain, Fir notch filter design - A review, Facta universitatis Series: Electronics and Energetics, 14, 3, 295–327 (2001).

[7]. D.M.M. Shaker, EEG Waves Classifier using Wavelet Transform and Fourier Transform, World Academy of Science (2007).

[8]. M. Kaur, S.S. Sidhu, N.S. Ghumman, Analysis of EEG Signals using EEGLAB, Adesh Institute of Technology (2015).

[9]. S. Zhou, Z. Puthusserypady, EOG artifact minimization using oblique projection corrected eigenvector decomposition, *Proc. 30th Annual Int. Conf. of the IEEE. Engineering in Medicine and Biology Society EMBS*, 4656–4659 (2008).

[10]. T. Puthusserypady, S. Ratnarajah, Robust adaptive techniques for minimization of EOG artefacts from EEG signals, *Signal Processing*, 86, 2351–2363 (2006).