

NHẬN BIẾT GAI ĐỘNG KINH TỰ ĐỘNG TỪ TÍN HIỆU EEG THÔ

Khổng Thị Thu Thảo

Khoa Điện tử - Viễn thông, Trường Đại học Khoa học Huế

Email: thuthao87vn@gmail.com

TÓM TẮT

Nhận biết gai động kinh tự động là công việc có ý nghĩa quan trọng trong vấn đề phân tích và chẩn đoán bệnh động kinh dựa vào bản ghi điện não đồ (Electroencephalogram - EEG). Hệ thống phát hiện gai động kinh tự động đa giai đoạn được nghiên cứu gồm 4 giai đoạn: giai đoạn tiền xử lý, giai đoạn phân tích các đặc trưng của gai, giai đoạn phân loại gai và giai đoạn chuyên gia nhận định gai. Phương pháp phân tích đa mức, đa phân giải sử dụng biến đổi Wavelet rời rạc được nghiên cứu, thử nghiệm để xác định gai động kinh; và so sánh, đánh giá các gai động kinh được phát hiện với kết quả của hệ thống nhằm đề xuất phát triển hệ thống phát hiện gai động kinh tự động đa giai đoạn.

Từ khóa: Điện não đồ, động kinh, gai, wavelet.

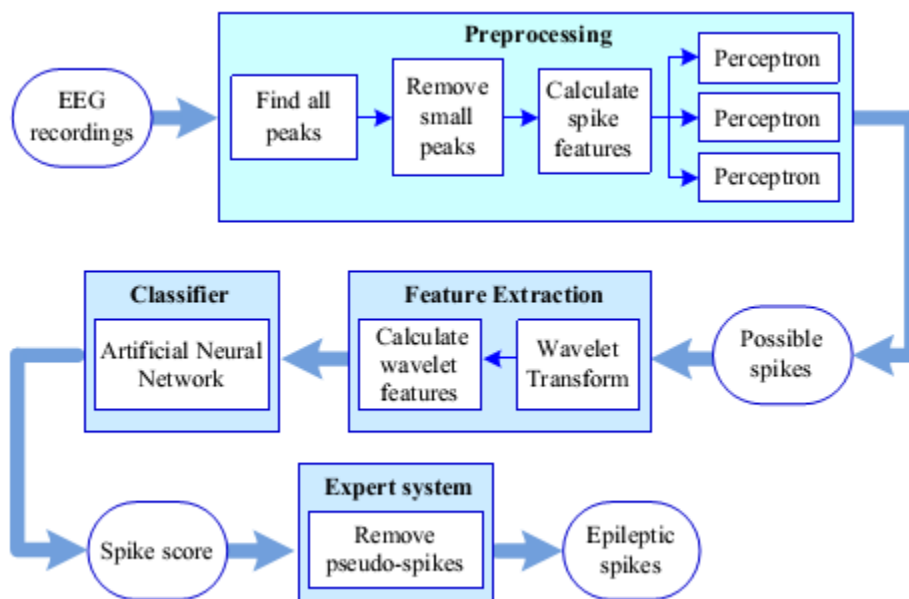
1. GIỚI THIỆU

Động kinh là một trạng thái bệnh lý của não, xảy ra bởi nhiều nguyên nhân khác nhau, nó rất phức tạp, thay đổi liên tục, xảy ra ở mọi lứa tuổi, mọi giới tính. Ở Việt Nam, chẩn đoán động kinh chủ yếu dựa vào phương pháp lâm sàng thông qua dấu hiệu nhận biết triệu chứng của các cơn co giật. Một trong những phương pháp kiểm tra cho các chẩn đoán lâm sàng là phân tích điện não đồ (EEG). Đây là phương pháp được các chuyên gia lựa chọn để đánh giá, phân loại động kinh và xác định vùng tổn thương ở não - nguyên nhân gây ra cơn động kinh.

Cơn động kinh thể hiện trên EEG được đặc trưng bởi các gai sóng biên độ cao liên tục do sự phóng điện bất thường của một tập hợp các nơ-ron thần kinh. Gai động kinh (spike) và sóng nhọn (sharp-wave) là các dấu hiệu nhận biết động kinh thường quan sát thấy trên EEG của bệnh nhân [1]. Các thông tin về vị trí, mật độ xuất hiện, hình thái và sự tương quan giữa các gai là cơ sở để bác sĩ đưa ra chẩn đoán và điều trị. Việc xây dựng công cụ dò tìm gai động kinh tự động trên EEG là rất quan trọng vì: thứ nhất, sự mô tả định lượng về mật độ gai, hình thái gai có thể giúp xác định triệu chứng của bệnh nhân và kết quả phẫu thuật [2]; thứ hai, quá trình đo EEG, quan sát các bản ghi và phát hiện các dấu hiệu bất thường sẽ tiêu tốn nhiều thời gian của chuyên gia và kết quả đánh giá còn mang tính chủ quan, mỗi chuyên gia sẽ cho những nhận định khác nhau. Tuy nhiên, hiện nay phương pháp dò tìm gai động kinh tự động còn gặp nhiều khó khăn: thứ nhất, không có định nghĩa rõ ràng về gai, gai được định nghĩa là một xung (transient), phân biệt rõ với hoạt động nền, có đỉnh quan sát trên bản ghi EEG ở tốc độ 3 cm/s, gai có khoảng thời gian tồn tại từ 20 – 70 ms, còn sóng nhọn có thời gian tồn tại từ 70 – 200 ms

[3]; thứ hai, hình thái gai và hoạt động nền thay đổi trên các bản ghi EEG là khác nhau; thứ ba, hai chuyên gia không cùng đánh dấu một gai, các đỉnh có cùng hình dạng được các chuyên gia xác định là gai hay không còn phụ thuộc vào nhiều yếu tố như vị trí xuất hiện, trạng thái ngủ hay thức,..., nhiều dạng sóng phù hợp với định nghĩa là gai nhưng không được các chuyên gia xác định là gai hay sự kiện bất thường [2].

Các phương pháp nhận biết gai động kinh tự động theo tiếp cận hệ thống đa giai đoạn được đề xuất bởi Liu [4] năm 2002, Acir [5] năm 2005, Linh-Trung [6] năm 2013, cùng các cộng sự. Hệ thống phát hiện gai động kinh tự động đa giai đoạn do Linh-Trung [6] và các cộng sự đề xuất gồm các giai đoạn: tiền phân loại, phân tích các đặc trưng, phân loại và hệ chuyên gia. Trong giai đoạn tiền phân loại, hoạt động nền cục bộ mà tại đó đỉnh xuất hiện được phân tích, các tham số đỉnh được chuẩn hóa, một số đỉnh nhỏ được loại bỏ. Giai đoạn thứ hai, phân tích các đặc trưng về hình thái của đỉnh như biên độ, độ dốc, các thuộc tính hoạt động nền; sau đó các đỉnh được phân loại là gai và không phải gai ở giai đoạn thứ ba, một số thuật toán được sử dụng trong giai đoạn này là biến đổi Wavelet [7], biến đổi thời gian – tần số [8], mạng nơ-ron [9]. Giai đoạn thứ tư, hệ chuyên gia dựa trên những tổng hợp thông tin về không gian, thời gian trên nhiều kênh tín hiệu, dựa vào hình dạng gai theo sau bởi sóng chậm để loại bỏ gai giả (pseudo-spikes), và xác định chính xác gai động kinh.



Hình 1. Sơ đồ khối hệ thống dò tìm gai động kinh tự động đa giai đoạn của Linh-Trung và cộng sự [6]

Hệ thống của Linh-Trung và cộng sự [6] đã thành công khi áp dụng thuật toán biến đổi Wavelet liên tục, trong bài báo này chúng tôi sẽ thử nghiệm riêng rẽ một phương pháp mới với thuật toán biến đổi Wavelet rời rạc đa mức [3, 10] và so sánh với kết quả của hệ thống đầy đủ ở trên. Chúng tôi sẽ chuẩn hóa các thông số của tín hiệu EEG, sau đó tiền phân loại bằng mạng perceptron, các đỉnh sẽ được phân loại thành đỉnh có khả năng là gai và không phải gai, một số đỉnh nhỏ được loại bỏ để giảm khối lượng tính toán cho bước tiếp theo. Sau giai đoạn tiền phân

loại, chúng tôi sẽ xử lý các đỉnh có khả năng là gai, chúng được phân tích thành các scale bằng phép biến đổi Wavelet rời rạc, một số scale đặc trưng được lựa chọn và sau đó dùng phương pháp so sánh ngưỡng để so sánh các hệ số Wavelet tương ứng của đỉnh với ngưỡng, đỉnh nào có hệ số Wavelet vượt ngưỡng thì được đánh giá đỉnh là gai [3]. Sau khi xác định được gai, chúng tôi sẽ đánh giá phương pháp dựa trên các thông số (độ nhạy, độ đặc trưng, độ chọn lọc và độ chính xác) và so sánh với kết quả mà hệ thống của Linh-Trung và cộng sự [6] đã thực hiện để kết luận về phương pháp thử nghiệm.

2. DỮ LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP

2.1. Dữ liệu

Dữ liệu EEG sử dụng được lấy từ bộ cơ sở dữ liệu của 8 bệnh nhân tại Phòng thí nghiệm Bộ môn Xử lý thông tin, Đại học Công Nghệ, ĐHQG Hà Nội. Bản ghi EEG gồm 19 kênh dữ liệu: Fp1, Fp2, F3, F4, C3, C4, P3, P4, O1, O2, F7, F8, T3, T4, T5, T6, Fz, Pz, Cz tương ứng với các vị trí đặt điện cực trên da đầu để đo tín hiệu EEG theo hệ thống tiêu chuẩn quốc tế 10/20 [1], trong đó Fp là vị trí trước trán (prefrontal), F là vùng trán (frontal), C là vùng trung tâm (central), P là vùng đỉnh (parietal), O là vùng chẩm (occipital), T là vùng thái dương (temporal). Tín hiệu EEG được số hóa bởi bộ chuyển đổi A/D với tần số lấy mẫu là 256 Hz. Sử dụng bộ lọc thông dải với dải tần 0,5 – 70 Hz và bộ lọc chắn dải với tần số chắn 50 Hz để lọc tín hiệu đầu ra ở mỗi điện cực.

2.2. Tiền xử lý

2.2.1. Tìm đỉnh

- Tìm đỉnh: Tín hiệu trên mỗi kênh được tính trung bình và được trừ ra khỏi tín hiệu gốc, các đỉnh được tìm thấy sẽ được đánh dấu trên tập dữ liệu mỗi kênh. So sánh mẫu đang xét với hai mẫu xung quanh, nếu mẫu này lớn nhất là đỉnh dương, mẫu này nhỏ nhất là đỉnh âm.

- Loại bỏ đỉnh nhỏ: các đỉnh nhỏ sẽ được loại bỏ theo cơ chế lấy ngưỡng [6]; nếu độ dài đoạn nối 2 đỉnh kề nhau nhỏ hơn độ dài của đoạn liền kề phía trước và phía sau, đồng thời nếu đoạn này có biên độ và thời gian tương ứng nhỏ hơn $2 \mu V$ và $20 ms$ thì các đỉnh này được loại bỏ khỏi danh sách các đỉnh đã được đánh dấu ở trên. Bước này giúp loại bỏ đáng kể các dữ liệu không cần thiết.

2.2.2. Phân tích các tham số đặc trưng của đỉnh

Một đỉnh được mô hình hóa như một tam giác (3 đỉnh liền kề tạo thành một tam giác) gồm đường nằm ngang gọi là cạnh đáy, hai cạnh còn lại gọi là cạnh trước và cạnh sau. Các tham số đặc trưng của đỉnh sẽ được phân tích dựa trên mô hình này.

Các đỉnh tìm thấy ở bước trên được chia thành các nửa sóng (halfwave) để tính toán các tham số về hình thái như biên độ, độ dốc, thời gian tồn tại.

Các tham số đặc trưng về hình thái của đỉnh như sau:

- Biên độ cạnh trước (a_1): được đo bằng hiệu độ lớn đỉnh – đáy của cạnh trước (biên độ đỉnh dương trừ đi biên độ đỉnh âm với đỉnh âm liền kề trước đỉnh dương).

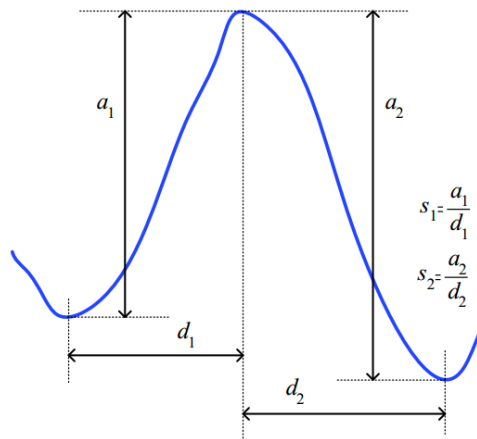
- Biên độ cạnh sau (a_2): được đo bằng hiệu độ lớn đỉnh – đáy của cạnh sau (biên độ đỉnh dương trừ đi biên độ đỉnh âm với đỉnh âm liền kề sau đỉnh dương).

- Thời gian tồn tại cạnh trước (d_1): được tính bằng khoảng thời gian từ đáy cạnh trước đến đỉnh cạnh trước.

- Thời gian tồn tại cạnh sau (d_2): được tính bằng khoảng thời gian từ đỉnh đến đáy cạnh sau.

- Độ dốc cạnh trước (s_1): được tính bằng thương số của biên độ cạnh trước a_1 với thời gian tồn tại cạnh trước d_1 .

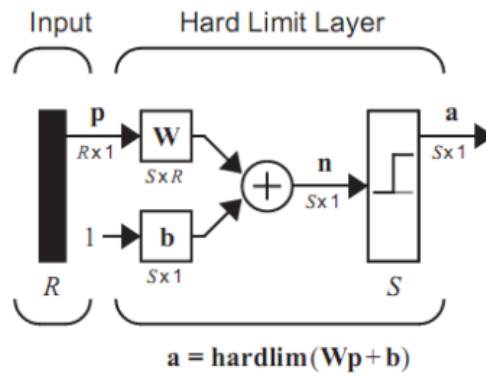
- Độ dốc cạnh sau (s_2): được tính bằng thương số của biên độ cạnh sau a_2 với thời gian tồn tại cạnh sau d_2 .



Hình 2. Các tham số đặc trưng về hình thái của đỉnh [6]

2.2.3. Mạng perceptron

Sử dụng mạng perceptron trong giai đoạn tiền xử lý để phân loại các đỉnh tìm được thành đỉnh có khả năng là gai và đỉnh không phải gai. Các tham số đỉnh tính toán trong bước trước được đưa tới đầu vào một mạng perceptron một lớp.



Hình 3. Cấu trúc mạng perceptron một lớp

Cấu trúc mạng perceptron một lớp gồm 6 đầu vào, 1 nơ-ron, 1 đầu ra. Sử dụng hàm truyền *hardlim* quy định đầu ra là 0 tương ứng với đỉnh không phải gai và đầu ra là 1 tương ứng với đỉnh có khả năng là gai. Mạng nơ-ron sử dụng thuật toán huấn luyện có giám sát để điều chỉnh các trọng số liên kết [11].

2.3. Biến đổi Wavelet rời rạc (Discrete Wavelet Transform - DWT) và đa phân giải

Biến đổi Wavelet là công cụ đa phân giải thể hiện các đặc trưng của tín hiệu trong miền thời gian – tần số, thích hợp với tín hiệu không dừng. Phương pháp sử dụng một sóng dao động (hàm wavelet mẹ) cho thay đổi kích thước và so sánh với tín hiệu ở từng đoạn riêng biệt.

Biến đổi Wavelet liên tục (Continuous Wavelet Transform - CWT) của tín hiệu $f(t)$, sử dụng hàm wavelet $\psi(t)$ được biểu diễn như sau [3]:

$$W_{\psi}f(b,a) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dx \tag{1}$$

Trong đó: $\psi(t)$ là hàm wavelet mẹ hay hàm cơ sở, $\psi^*(t)$ là liên hợp phức của $\psi(t)$, a là hệ số tỉ lệ hay gọi là scale, b là hệ số dịch, $a, b \in R; a \neq 0$, $W_{\psi}f(b,a)$ gọi là hệ số wavelet.

Biểu diễn theo tích trong: $W_{\psi}f(b,a) = \langle f(t), \psi_{(a,b)}(t) \rangle$ (2)

Trong đó: $\psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right)$ (3)

Từ biến đổi Wavelet liên tục ta có biến đổi Wavelet rời rạc như sau [3]:

$$(Tf)_{n,k} = \langle f, \psi_{n,k} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{n,k}(t) dt \tag{4}$$

Trong đó:

$$\psi_{n,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \tag{5}$$

Hàm wavelet thỏa mãn điều kiện: $-\infty$ (6)

Để tính hệ số của phép biến đổi Wavelet rời rạc ta sử dụng thuật toán phân tầng các bộ lọc FIR bằng cặp bộ lọc tương phản và lấy mẫu xuống; đây chính là phân tích đa phân giải. Với phương pháp này, tín hiệu được phân tích thành 2 thành phần hệ số: hệ số wavelet $\{d_j(k)\}$ (biểu diễn độ chi tiết) và hệ số tỉ lệ $\{c_{j_0}(k)\}$ (biểu diễn độ thô) với công thức như sau:

Nhận biết gai động kinh từ động từ tín hiệu EEG thô

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_{J_0}(k) 2^{J_0 k/2} \phi(2^{J_0} t - k) + \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=1}^{J_0} d_j(k) 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (7)$$

Trong đó $\phi(t)$ là hàm tỉ lệ cho các scale, $\psi(t)$ là hàm wavelet, j là chỉ số scale nằm trong khoảng $\{1, J_0\}$, k là hệ số dịch thời gian.

Hệ số chi tiết $\{d_j(k)\}$ và hệ số tỉ lệ $\{c_{J_0}(k)\}$ được tính bởi các công thức sau:

$$c_{J_0}(k) = \langle f, \phi_{j,k} \rangle = \sum h_{n-2k}^- \langle f, \phi_{j-1,n} \rangle = \sum h_{n-2k}^- c_n^{(j-1)} \quad (8)$$

$$d_j(k) = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = \sum g_{n-2k}^- \langle f, \psi_{j-1,n} \rangle = \sum g_{n-2k}^- d_n^{(j-1)} \quad (9)$$

Trong đó: $h_n = \langle \phi, \phi_{-1,n} \rangle$ và $g_n = (-1)^n h_{-n+1}$ (10)

2.4. Ứng dụng DWT phân tích tín hiệu EEG

EEG là tín hiệu không dừng, có những biến đổi đột ngột trong khoảng thời gian ngắn, có tính cục bộ cao, chỉ xuất hiện ở những thời điểm nhất định. Trong việc phân tích các đặc trưng về tần số của EEG, biến đổi Wavelet có thể xác định được thời gian mà thành phần tần số đó xuất hiện.

Hàm Wavelet cơ sở được chọn phù hợp với hình dạng và tần số của gai là hàm Daubechies 4 (DB4).

Sử dụng biến đổi DWT phân tích tín hiệu thành 6 băng con (sub-band) để đạt được mức phân giải tần số mong muốn.

Bảng 1. Tín hiệu được phân tích thành 6 băng con với dải tần tương ứng

Băng con j	Tín hiệu phân tích	Dải tần số (Hz)
1	D1	64-128
2	D2	32-64
3	D3	16-32
4	D4	8-16
5	D5	4-8
6	D6	2-4
	A6	0-2

Phân tích đa phân giải là sử dụng các kỹ thuật lọc số trong quá trình phân tích. Tín hiệu được phân tích thành 2 thành phần: thành phần xấp xỉ A (tương ứng với tần số thấp) và thành phần chi tiết D (tương ứng với tần số cao) thông qua 2 bộ lọc thông thấp và thông cao. Phép lọc được tiến hành qua nhiều tầng (level) khác nhau, tín hiệu qua mỗi bộ lọc được lấy mẫu xuống 2. Các bước phân tích dữ liệu EEG từ giai đoạn tiền xử lý thành 6 băng con tương ứng với 6 mức như hình 5.

Dải tần của gai động kinh tương ứng với các mức phân giải tối ưu là từ 4 – 32 Hz. Tuy nhiên, tín hiệu có tần số cao nhưng không phải gai động kinh như nhiễu cơ có dải tần từ 20-30Hz ở phần đầu phía trước và 40 – 80 Hz ở vùng thái dương. Do đó, ta chỉ cần tập trung khảo sát mức 4 và mức 5 với dải tần từ 4 – 16 Hz [3].

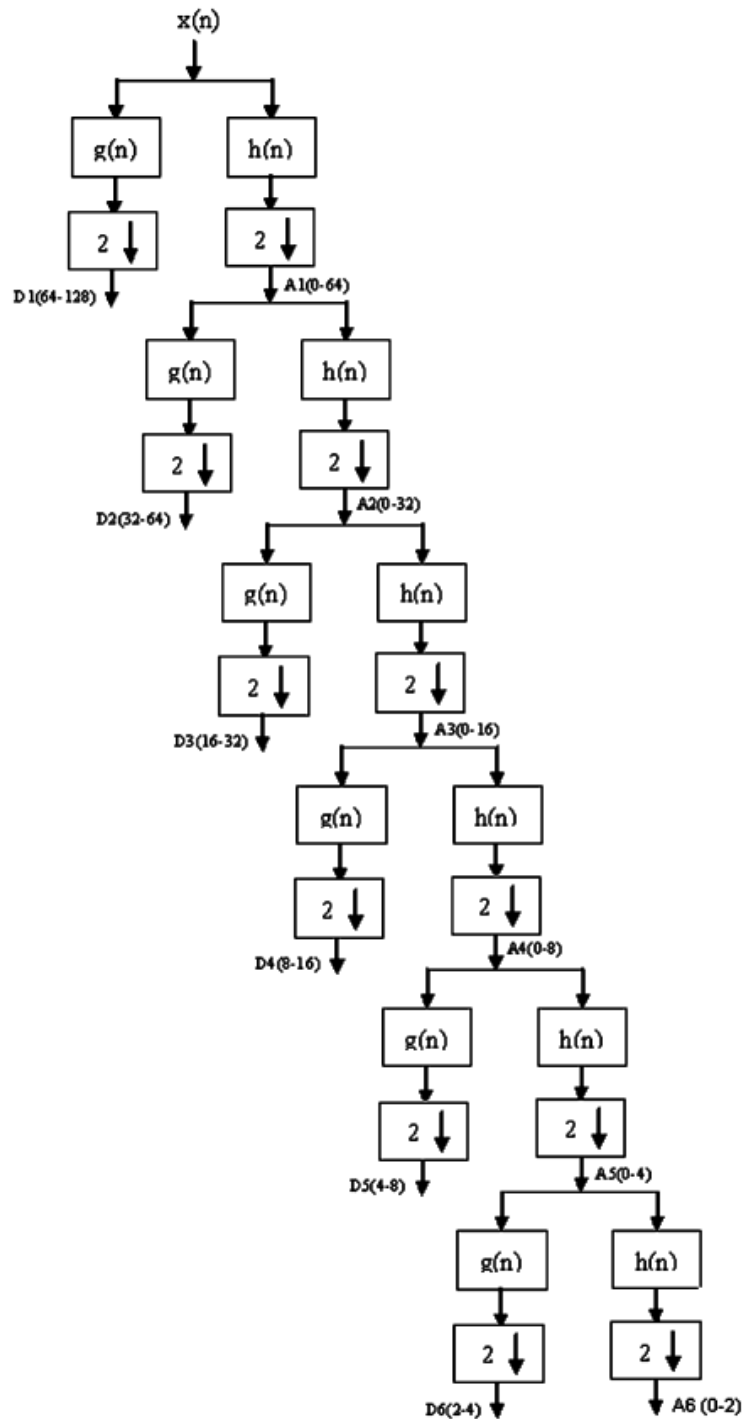
2.5. Đồ tìm gai động kinh bằng phương pháp so sánh ngưỡng

Tín hiệu sau khi được phân tích và lựa chọn scale, các đỉnh trên scale sẽ được so sánh với một ngưỡng, đỉnh nào vượt ngưỡng sẽ được giữ lại để xác định gai động kinh. Các ngưỡng khác nhau được đặt cho các scale, chúng ta sử dụng ngưỡng tương thích dựa vào độ lệch chuẩn của 19 kênh dữ liệu EEG.

Sartoretto và cộng sự [10] đã đưa ra công thức tính ngưỡng như sau:

$$T_{j,k} = \frac{\psi_{j,k}}{\Delta\psi_j} \quad (11)$$

Trong đó: $\Delta\psi_j = \max \psi_{j,k}(t) - \min \psi_{j,k}(t)$



Hình 4. Phân tích tín hiệu thành 6 băng con

Bản ghi EEG là khác nhau với các bệnh nhân nên để phù hợp với mô hình chung, chúng ta tiêu chuẩn hóa ngưỡng bởi độ lệch chuẩn của hệ số chi tiết tại mỗi mức và hệ số tỉ lệ (hằng số C). Hệ số tỉ lệ C được tính bằng giá trị trung bình của độ lệch chuẩn 19 kênh dữ liệu. Từ đó, ta có công thức tính ngưỡng tương thích [3]:

$$T_{j,k}^a = \frac{\psi_{j,k}}{\Delta\psi_j} \times C \times H_{j,k} \quad (12)$$

Trong đó $H_{j,k}$ là hệ số wavelet tái cấu trúc tại mỗi scale.

Biến đổi DWT của ngưỡng tại mức j ta có:

$$T^a(j,n) = \int_{-\infty}^{+\infty} T_{j,k}^a \psi_{j,n}(t) dt = \frac{C \times H_{j,k}}{\Delta\psi_j} \times \delta_{k,n} \quad (13)$$

Do đó, ngưỡng tương thích là:

$$T^a = \frac{C \times H_{j,k}}{\Delta\psi_j} \quad (14)$$

Để nâng cao độ chọn lọc gai, ta nhân thêm vào ngưỡng một giá trị 2^j , ta có công thức ngưỡng cho tất cả các mức: $T = T^a \times 2^j$ (15)

Công thức tính ngưỡng cho mức 4 và mức 5 là [3]:

$$\begin{aligned} T_4 &= T^a \times 2^4 \\ T_5 &= T^a \times 2^5 \end{aligned} \quad (16)$$

Gai được xác định khi bình phương giá trị hệ số wavelet tái cấu trúc $H_{j,k}^2$ ở mức 4 và mức 5 vượt ngưỡng [3] ở công thức (16).

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Kết quả

Kết quả thực nghiệm trên một đoạn dữ liệu EEG có chiều dài 1700 mẫu trên một kênh của một bệnh nhân được thể hiện ở hình 6.

Đoạn dữ liệu này sẽ qua quá trình tiền xử lý, đầu tiên sẽ tìm tất cả các đỉnh, loại bỏ các đỉnh nhỏ, các đỉnh còn lại được phân tích các đặc trưng để đưa vào mạng perceptron phân loại thành đỉnh có khả năng là gai và đỉnh không phải gai. Hình 7 cho kết quả các đỉnh có khả năng là gai sau giai đoạn tiền xử lý gồm 88 đỉnh được đánh dấu trên đoạn dữ liệu gốc.

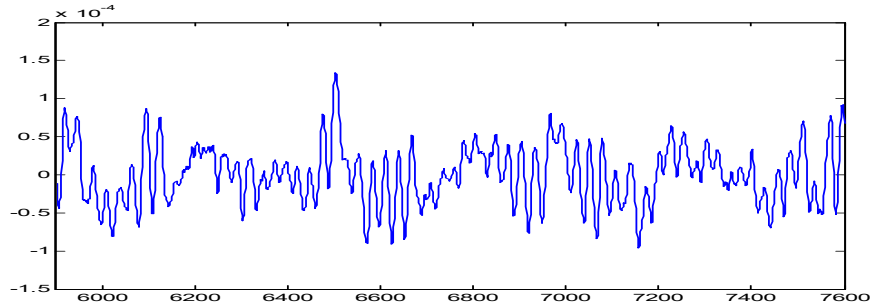
Dữ liệu chứa đỉnh có khả năng là gai ở bước trên sẽ được đưa vào biến đổi Wavelet rời rạc. Sau khi tính được ngưỡng, ta sẽ tiến hành so sánh bình phương hệ số wavelet của dữ liệu tại mức 4 và mức 5 với ngưỡng, đỉnh nào có hệ số wavelet tại mức 4 và mức 5 vượt ngưỡng thì đỉnh đó là gai. Hình 8 là kết quả đánh dấu các đỉnh là gai sau khi so sánh ngưỡng, ta xác định được 60 đỉnh là gai, trong đó có 3 vị trí được các chuyên gia và hệ thống cùng đánh dấu.

3.2. Đánh giá kết quả và thảo luận

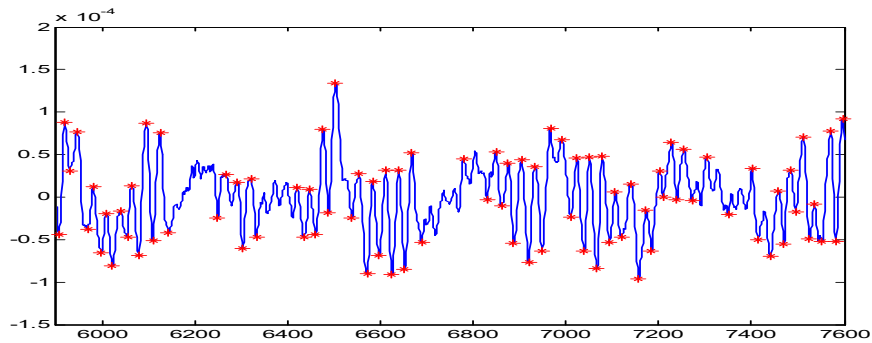
Nhận biết gai động kinh tự động từ tín hiệu EEG thô

Các thông số đánh giá phương pháp nhận biết gai động kinh tự động sử dụng biến đổi DWT đa mức và so sánh hệ số Wavelet với ngưỡng tương thích để xác định gai động kinh gồm:

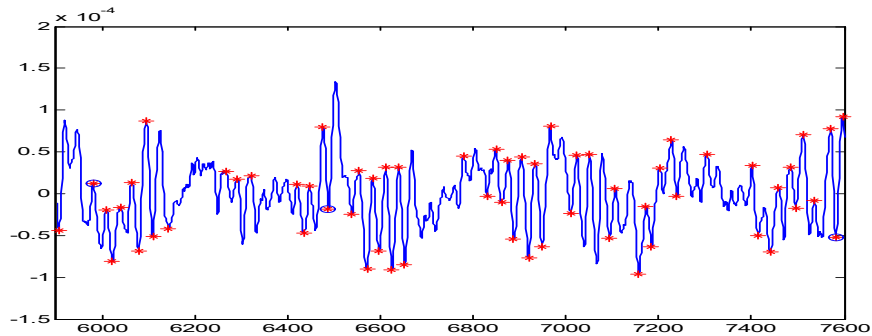
- TP: số đỉnh mà phương pháp và chuyên gia đều xác định là gai
- TN: số đỉnh mà phương pháp và chuyên gia đều không xác định là gai
- FP: số đỉnh phương pháp xác định là gai mà chuyên gia không xác định là gai
- FN: số đỉnh chuyên gia xác định là gai mà phương pháp không xác định là gai



Hình 5. Đoạn dữ liệu 1700 mẫu



Hình 6. Các đỉnh có khả năng là gai sau giai đoạn tiền xử lý



Hình 7. Các đỉnh được xác định là gai của hệ thống và của chuyên gia

- Độ nhạy của phương pháp: $SEN = \frac{TP}{TP + FN} \times 100$ (17)

- Độ đặc trưng của phương pháp: $SPE = \frac{TN}{TN + FP} \times 100$ (18)

$$\text{- Độ chọn lọc của phương pháp: } SEL = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (19)$$

$$\text{- Độ chính xác của phương pháp: } ACC = \frac{SEN + SPE}{2} \times 100 \quad (20)$$

Bảng 2. Các thông số đánh giá phương pháp

TP	TN	FP	FN	SEN	SPE	SEL	ACC
11	2222	2875	4	73,33%	43,6%	0,4%	58,5%

Từ kết quả đạt được, chúng tôi có thể kết luận phương pháp nhận biết gai động kinh sử dụng biến đổi DWT và so sánh ngưỡng đã dò tìm được các gai động kinh và các gai này được xác thực bởi gai do chuyên gia đánh dấu (hình 8).

Nhìn vào bảng các thông số đánh giá phương pháp ta có thể nhận thấy rằng: phương pháp nhận biết gai động kinh tự động sử dụng biến đổi DWT đa mức và so sánh ngưỡng tương thích có tính chọn lọc gai thấp, độ chính xác chưa cao so với hệ thống nghiên cứu của Linh-Trung [6] (SEN=85,92%; SPE=70,93%; SEL=2,43%; ACC=78,38%). So với hệ thống gồm 4 giai đoạn của Linh-Trung và cộng sự [6] thì phương pháp này chỉ ứng dụng riêng rẽ thuật toán biến đổi DWT đa mức và so sánh ngưỡng để xác định gai, mà chưa kết hợp được các phương pháp ở các giai đoạn khác để phân loại gai và loại bỏ các giả gai (pseudo-spike), do đó kết quả của phương pháp còn tồn tại nhiều giả gai, chất lượng của phương pháp được đánh giá qua các thông số là thấp.

4. KẾT LUẬN

Phương pháp nhận biết gai động kinh tự động sử dụng biến đổi DWT đa mức sau giai đoạn tiền xử lý và so sánh hệ số wavelet của dữ liệu với ngưỡng tương thích được tính từ độ lệch chuẩn của các kênh dữ liệu đã cho kết quả khả quan ban đầu, các gai động kinh đã được dò tìm và xác định một cách tự động giúp giảm tính chủ quan và tiết kiệm được thời gian cho các chuyên gia trong chẩn đoán lâm sàng bệnh động kinh.

Chúng tôi đã tiến hành thử nghiệm phương pháp với dữ liệu EEG thu được từ bệnh nhân bị động kinh được đo trên 19 kênh dữ liệu theo hệ thống đo tiêu chuẩn quốc tế 10/20. Tín hiệu EEG được lấy mẫu ở tần số 256 Hz, sau đó qua giai đoạn tiền xử lý, các đỉnh được tìm thấy trên dữ liệu EEG thô và được phân loại thành đỉnh có khả năng là gai và đỉnh không phải gai. Các đỉnh có khả năng là gai được giữ lại, đoạn tín hiệu chứa các đỉnh đó được phân tích thành các băng con bởi biến đổi Wavelet rời rạc DWT. Để lựa chọn hàm tương thích với hình dạng và tần số của gai động kinh ta phải dựa vào sự tương quan giữa các đặc trưng của gai với các hàm trong bộ công cụ Matlab, hàm được lựa chọn đạt hệ số tương quan tối ưu nhất là hàm Daubechies 4. Loại bỏ dải tần cao không phải tín hiệu động kinh, ta tập trung khảo sát ở các

băng con 4 và 5 (mức 4 và mức 5) với dải tần từ 4 – 16 Hz. Hệ số wavelet của đỉnh ở mức 4 và mức 5 sẽ được so sánh với ngưỡng tương thích, nếu vượt ngưỡng thì đỉnh đó là gai.

Phương pháp mà chúng tôi thử nghiệm đã đạt 73,33% về độ nhạy, 43,6% về độ đặc trưng, độ chọn lọc và độ chính xác đạt tương ứng là 0,4% và 58,5%. So với các thông số mà hệ thống đa giai đoạn của Linh-Trung đạt được thì có thể đánh giá chất lượng nhận biết gai động kinh của phương pháp chưa tốt, do phương pháp này chưa có giai đoạn phân loại gai và đánh giá của chuyên gia nên nó còn tồn tại nhiều giả gai (pseudo-spike). Tuy nhiên phương pháp này mở ra một hướng nghiên cứu mới trong việc xác định gai khi sử dụng biến đổi DWT đa mức và so sánh ngưỡng tương thích trong phân tích tín hiệu đa kênh. Do đó, để cải thiện chất lượng của phương pháp chúng tôi đề xuất kết hợp phương pháp phân tích đa mức, đa phân giải sử dụng biến đổi Wavelet rời rạc (DWT) này vào hệ thống ở hình 1. Phương pháp này có đưa vào hệ thống ở hình 1 sau giai đoạn tiền xử lý để nâng cao chất lượng đỉnh có khả năng là gai, giảm khối lượng tính toán cho các giai đoạn sau đó với sự phân loại của mạng nơ-ron nhân tạo ANN và sự đánh giá loại bỏ giả gai của hệ chuyên gia thì chúng ta có thể xác định gai chính xác.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Giản Quốc Anh (2010). “Co giật động kinh và nhận biết co giật động kinh điện não”, Trường Đại học Công Nghệ, Đại học Quốc Gia Hà Nội.
- [2]. Scott B. Wilson, Ronald Emerson (2002). Spike detection: a review and comparison of algorithms, *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, pp. 1873-1881.
- [3]. K. P. Indiradevi, Elizabeth Elias, P.S.Sathidevi, S.Dinesh Nayak, K.Radhakrishnan (2008). A multi-level wavelet approach for automatic detection of epileptic spikes in the electroencephalogram, *Computers in Biology and Medicine*, vol. 38, pp. 805-816.
- [4]. He Sheng Liu, Tong Zhang, Fu Sheng Yang (2002). A Multistage, Multimethod Approach for Automatic Detection and Classification of Epileptiform EEG, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 49, pp. 1557-1566.
- [5]. N.Acir, I.Oztura, B.Baklan, C.Guzelis (2005). Automatic Detection of Epileptiform Events in EEG by a Three Stage Procedure Based on Artificial Neural Networks, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, pp. 30-40.
- [6]. Nguyen Linh-Trung, Tan Tran-Duc, Nguyen Van-Ly, Nguyen The Hoang Anh, Boualem Boashash (2013), A multistage system for automatic detection of epileptic spikes, *Elsevier Editorial System(tm) for Biomedical Signal Processing and Control* (submitted, Nov 2013).
- [7]. Berdakh Abibullaev & Min Soo Kim & Hee Don Seo (2010). Seizure Detection in Temporal Lobe Epileptic EEGs Using the Best Basic Wavelets Functions, *Springer Science*, vol. 34, pp. 755-765.
- [8]. T. Kalayci, O. Ozdamar (1995). Wavelet preprocessing for automated neural network detection of EEG spikes, *IEEE Eng. Med. Biol.*, pp. 160-166.

- [9]. O. Ozdamar and T. Kalayci (1998). Detection of Spikes with Artificial Neural Networks, *Computers and Biomedical Research*, vol. 31, pp. 122-142.
- [10]. Flavio Sartoretto, Mario Ermani (1999). Automatic detection of Epileptiform activity by single-level wavelet analysis, *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, pp. 239-249.
- [11]. “Neural Network Toolbox”, Matlab R2009b.

AUTOMATIC SPIKES DETECTION FROM RAW EEG RECORDINGS

Khong Thi Thu Thao

Department of Electronics and Telecommunication, Hue University of Sciences

Email: thuthao87vn@gmail.com

ABSTRACT

The automatic spikes detection plays a meaningful role in the epileptic analysis and diagnosis by using electroencephalogram (EEG) recordings. Detective system of the multistage automatic spikes includes four stages: preprocessing, feature extraction, classification and expert system. The multi-level and multi-resolution analysis method using discrete wavelet transformation is tested to detect spikes. Then, the result of this study is compared with the result of the detective system of automatic spikes to estimate the quality of the approach and to suggest a new detective system of multistage automatic spikes.

Keywords: *Electroencephalogram (EEG), epilepsy, spike, wavelet.*

