

DETECT FEATURES OF SEIZURE SERIES BY EXPONENT FUNCTION**Hoang Manh Ha***Thu Dau Mot University*

ARTICLE INFO		ABSTRACT
Received:	02/7/2024	In medical diagnostics, epilepsy is recognized by observation of EEG. Epilepsy is often highly correlated with a series of seizures that last longer 3 seconds. Detection of these features is the most important problem for automatic recognition purposes. In signal processing, the recognition accuracy often depends on the feature extraction. Recently, deep learning was a useful tool for the feature extraction of epileptic seizures from EEG. Even though deep learning is the best method for this issue, it requires strong hardware for its computing. This paper will point out that the exponent function can extract the feature of seizures. The exponent function is simple therefore this solution may setup on any platform. The experimental results show that our method has the advantage in case of complicated epileptic seizures. In EEG, the exponent function indicates the location of seizures in a time series. The detection model is extended for epilepsy recognition.
Revised:	30/9/2024	
Published:	30/9/2024	
KEYWORDS		
Epilepsy		
Seizures		
EEG		
Feature		
Exponent function		

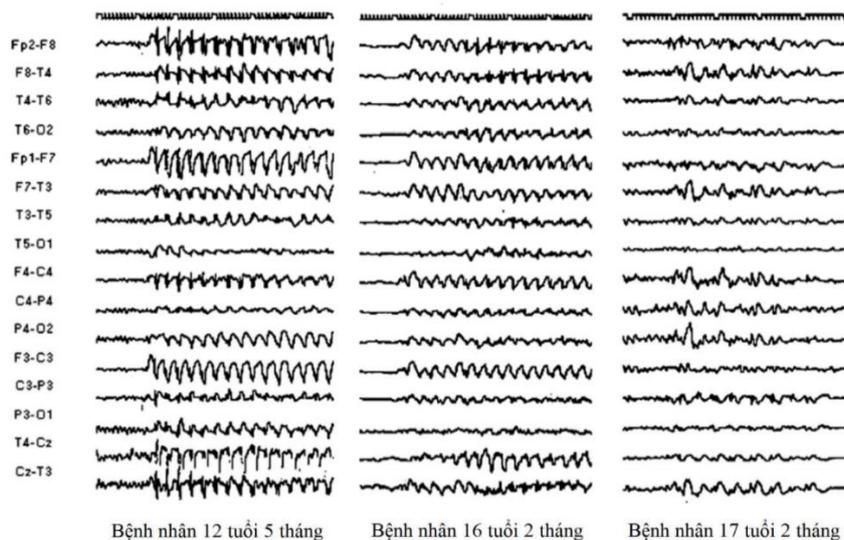
PHÁT HIỆN CÁC ĐẶC TRƯNG CỦA SÓNG ĐỘNG KINH TRÊN ĐIỆN NÃO ĐỒ**Hoàng Mạnh Hà***Trường Đại học Thủ Dầu Một*

THÔNG TIN BÀI BÁO		TÓM TẮT
Ngày nhận bài:	02/7/2024	Trong chẩn đoán y khoa, bệnh động kinh được nhận biết bằng quan sát điện não đồ. Bệnh động kinh thường có mối tương quan chặt chẽ với một loạt cơn động kinh kéo dài hơn 3 giây. Việc phát hiện các đặc điểm này là vấn đề quan trọng nhất cho mục đích nhận dạng tự động. Trong xử lý tín hiệu, độ chính xác nhận dạng thường phụ thuộc vào việc trích xuất đặc trưng. Gần đây, học sâu là một công cụ hữu ích để trích xuất đặc điểm các cơn động kinh từ điện não đồ. Mặc dù học sâu là phương pháp tốt nhất cho vấn đề này nhưng nó đòi hỏi phần cứng mạnh để tính toán. Bài báo này sẽ chỉ ra rằng hàm số mũ có thể rút ra được đặc điểm của cơn động kinh. Hàm số mũ rất đơn giản nên giải pháp này có thể thiết lập trên mọi nền tảng. Kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp của chúng tôi có ưu điểm trong trường hợp các cơn động kinh phức tạp. Trong EEG, hàm số mũ cho biết vị trí của các cơn động kinh theo chuỗi thời gian. Mô hình phát hiện được mở rộng để nhận biết bệnh động kinh.
Ngày hoàn thiện:	30/9/2024	
Ngày đăng:	30/9/2024	
TỪ KHÓA		
Bệnh động kinh		
Cơn động kinh		
EEG		
Đặc trưng		
Hàm e mũ		

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.10689>*Email: hahm@tdmu.edu.vn**http://jst.tnu.edu.vn**Email: jst@tnu.edu.vn*

1. Giới thiệu

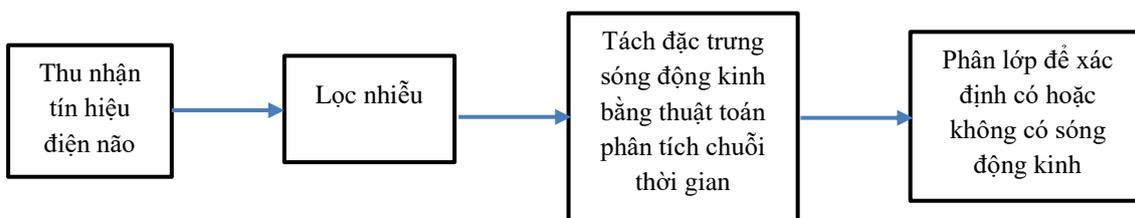
Theo thống kê của Tổ chức Y tế thế giới (WHO), có khoảng 1% dân số thế giới mắc bệnh động kinh, trong số đó những ca bệnh được phát hiện muộn, gây khó khăn cho các bước điều trị sau này [1]. Hiện nay, phương pháp phát hiện bệnh động kinh là thông qua quan sát, nhận dạng dạng sóng động kinh trên điện não đồ. Trong dữ liệu điện não đồ, sóng động kinh thường là tổ hợp của các cấu trúc bất thường như các sóng có dạng gai động kinh và kéo dài hơn 3 giây (hình 1). Các cấu trúc sóng bất thường này phản ánh đặc trưng bởi các cơn động kinh, trong đó hoạt động điện bất thường trong não gây ra tình trạng mất ý thức hoặc co giật toàn thân [1], [2].



Hình 1. Điện não đồ và sóng động kinh

Phân tích điện não đồ để phát hiện triệu chứng động kinh theo cách thủ công sẽ không đáp ứng được yêu cầu tự động sàng lọc các dấu hiệu động kinh trên diện rộng. Do đó, vấn đề tự động phát hiện sớm các dấu hiệu của bệnh động kinh là động lực cho các nghiên cứu phát triển công cụ xử lý tín hiệu điện não đồ nhằm hỗ trợ bác sĩ trong chẩn đoán, phát hiện và theo dõi các rối loạn thần kinh. Gần đây đã có rất nhiều giải pháp cho vấn đề tự động phát hiện hoạt động của cơn động kinh trong điện não đồ. Trong đó, theo hướng học sâu tiêu biểu có nhóm nghiên cứu của Islam M.S. và cộng sự [4]. Các tác giả Jaiswal A. K. và Banka H. [5] đề xuất giải pháp sử dụng học máy. Tuy các kết quả đạt được với độ chính xác cao nhưng lại có yêu cầu cài đặt trên các nền tảng có độ phức tạp lớn.

Để có thể phát hiện sớm bệnh động kinh trên diện rộng, giải pháp sàng lọc dấu hiệu động kinh còn phải đơn giản để có thể triển khai trên các thiết bị thông thường. Do vậy, các giải pháp phải có độ phức tạp thấp nhất trong khi độ chính xác phải cao nhất. Madhurima B. J. đã trình bày trong [6] một mô hình để giải quyết vấn đề này theo các bước như sau:



Hình 2. Mô hình phát hiện sóng động kinh trên điện não đồ [6]

Trong [6], dựa trên mô hình trong hình 2, Madhurima B. J. đã chỉ ra rằng khối tách đặc trưng có thứ tự đứng trước khối phân lớp, do vậy khối tách đặc trưng có ảnh hưởng trực tiếp đến độ chính xác của kết quả phát hiện sóng động kinh tại bước phân lớp. Để có thể triển khai mô hình đơn giản nhưng vẫn phát hiện chính xác sóng động kinh trên điện não đồ, phải giải quyết được bài toán trích chọn chính xác các đặc trưng của sóng động kinh với độ phức tạp thấp.

Theo tiếp cận giải quyết bài toán phát hiện động kinh thông qua bài toán trích chọn đặc trưng, Guler và Ubeyli đã sử dụng số mũ Lyapunov để tham số hóa các điểm bất thường trên sóng động kinh [7]. Tuy xây dựng được cơ sở toán học cho các đặc trưng nhưng giải thuật thực hiện có số lượng các phép tính quá lớn. Theo hướng mô tả sóng động kinh như là một chuỗi các điểm bất định, Wang D và cộng sự như Miao D và Xie C đã đạt được kết quả tốt về độ chính xác khi sử dụng entropy Shannon như là độ đo sự bất định [8]. nhưng cũng như Guler, giải pháp của Wang D. vẫn chưa đáp ứng được yêu cầu về độ đơn giản. Sharmila A. Shok đã đạt được bước tiến bộ cho việc giảm độ phức tạp tính toán khi đề xuất áp dụng biến đổi Wavelet để tách đặc trưng [9]. Tuy nhiên, để giải quyết bài toán này, Sharmila A. Shok đã chuyển đổi bài toán tách đặc trưng thành bài toán tách các điểm kỳ dị mà S. Mallat đã giải quyết trọn vẹn từ năm 1992 [10]. Trong đó phép biến đổi Wavelet đóng vai trò tính xấp xỉ đạo hàm như mô tả sau

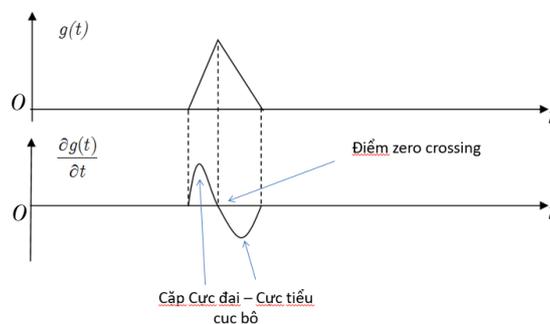
$$W^1 f(s, t) = s \frac{d}{dt} (f * q_s)(t) \quad (1)$$

Trong đó:

$W^1 f(s, t)$: ký hiệu phép biến đổi wavelet đối với hàm $f(x)$ tại thang s

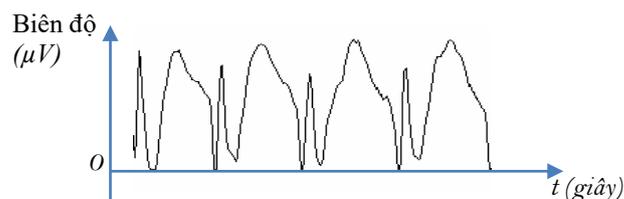
$q_s(t)$: Hàm làm trơn

Công thức (1) cho phép tính đạo hàm bậc nhất đối với $f(t)$ đã được làm trơn thông qua phép biến đổi wavelet đối với $f(t)$. Trong [10], S. Mallat cũng đề xuất giải thuật phát hiện các điểm bất thường dựa trên cặp điểm cực đại – cực tiểu cục bộ như hình 3 dưới đây.



Hình 3. Mối liên quan giữa điểm bất thường và cặp điểm cực đại – cực tiểu cục bộ trên kết quả tính đạo hàm bậc 1

Giải pháp phát hiện sóng động kinh dựa trên biến đổi wavelet, với độ phức tạp tính toán chấp nhận được, đồng thời cũng đạt được độ chính xác theo yêu cầu. Tuy nhiên, kết quả này chỉ đạt được trong những trường hợp bệnh lý động kinh thông thường, mà chưa giải quyết được trường hợp sóng động kinh, có dạng phức hợp, gai động kinh xen kẽ với sóng điện não như hình 4.



Hình 4. Phức hợp gai động kinh xen kẽ sóng điện não

Phương pháp phát hiện điểm bất thường dựa trên biến đổi wavelet trên điện não đồ sẽ tạo ra liên tiếp các cặp điểm cực đại – cực tiểu cục bộ. Do đó không thể phân biệt được gai động kinh và sóng điện não [11]. Do vậy bài báo này đề xuất áp dụng hàm e mũ để giải quyết bài toán trích chọn đặc trưng của sóng động kinh trên điện não đồ.

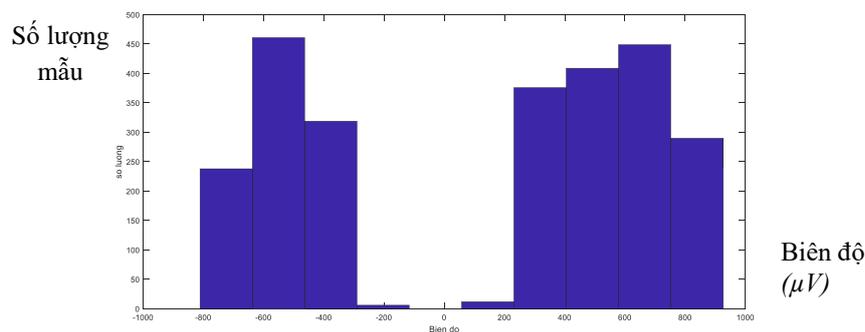
2. Giải pháp đề xuất

Giải pháp đề xuất dựa trên phân tích sự khác biệt về phân bố độ lớn giữa biên độ sóng động kinh và sóng điện não [2], và được mô tả trong bảng 1.

Bảng 1. Sự khác nhau giữa sóng điện não và sóng động kinh

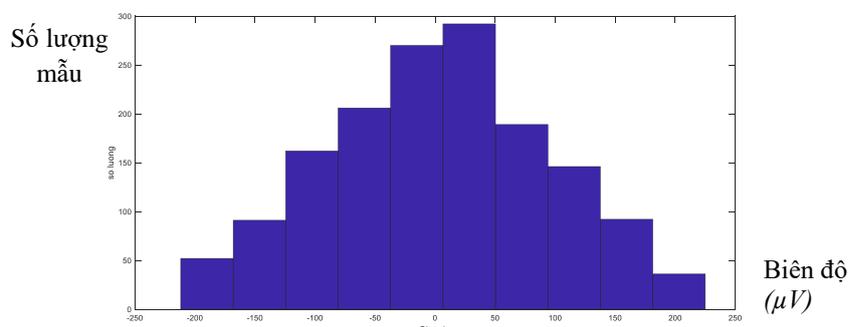
Thuộc tính	Sóng điện não (μV)	Sóng động kinh (μV)
Biên độ	< 300	> 300
Độ dài		3 giây ÷ 15 giây
Dạng sóng	Không nhọn Điều hòa	Nhọn Bất thường

Biên độ sóng động kinh có đặc tính là bất thường và biên độ có phân bố tại khu vực lớn hơn 300 sẽ được sử dụng để phát hiện sóng động kinh. Để khẳng định lại thông tin về phân bố theo độ lớn, sóng động kinh được khai thác từ bộ dữ liệu điện não đồ tại <http://physionet.org>. Cơ sở dữ liệu này được thu thập tại Bệnh viện Nhi Boston, bao gồm các bản ghi điện não từ 22 bệnh nhân (5 nam, độ tuổi 3–22; và 17 nữ, độ tuổi 1,5–19) để kiểm tra lại thông tin trong bảng 1. Phân bố của biên độ của các điện não đồ có sóng động kinh được trình bày trong hình 5.



Hình 5. Phân bố theo độ lớn của biên độ sóng điện não đồ có sóng động kinh

Hình 6 mô tả phân bố theo độ lớn biên độ của điện não đồ, trường hợp không có sóng động kinh.



Hình 6. Phân bố theo độ lớn của biên độ sóng điện não đồ không có sóng động kinh

Hình 5 và 6 là kết quả thực nghiệm góp phần khẳng định thông tin trong [1], [2] là sóng động kinh có biên độ lớn hơn 300. Hơn thế nữa, còn thu nhận được thông tin là đó và thường tập trung

tại các điểm có biên độ $\pm 300, \pm 400, \pm 500, \pm 700$. Kết luận này cũng phù hợp với quan sát, so sánh điện não đồ trên hình 1.

Do vậy bài toán trích chọn đặc trưng sóng động kinh có thể chuyển đổi thành bài toán lọc các điểm có biên độ tại lân cận xung quanh các điểm $\pm 300, \pm 400, \pm 500, \pm 700$. Ngoài ra, các điểm này phải kéo dài trong khoảng từ 3 giây đến 15 giây trên điện não đồ.

Để giải quyết bài toán nêu trên, vị trí của đỉnh sóng động kinh có thể được xác định thông qua phép tính tích chập trên điện não đồ [1], [2] như sau

$$s(n) * h(n) = \sum_{k=1}^L s(k)h(n-k), \quad (2)$$

trong đó:

$s(n)$: Tín hiệu điện não đồ

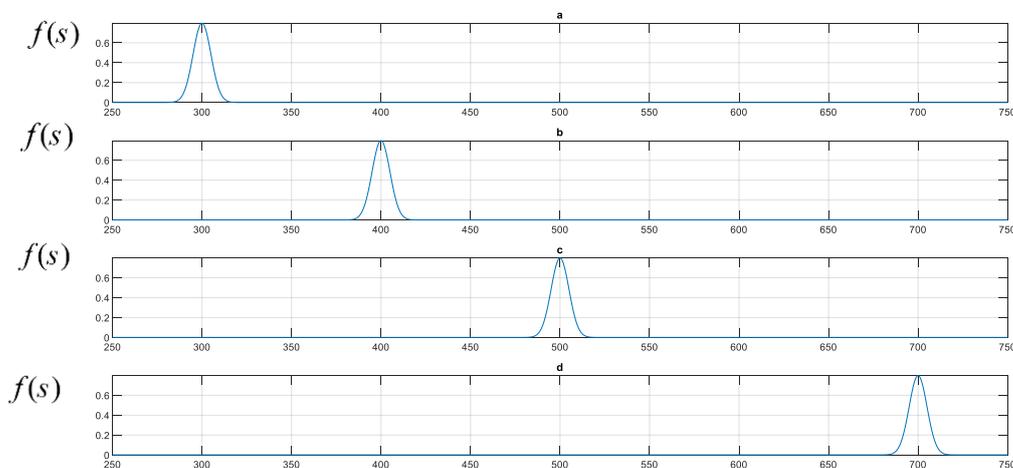
$h(n)$: đáp ứng xung của bộ lọc đặc trưng sóng động kinh trên điện não đồ

Phép tính tích chập có độ phức tạp tính toán $O(L^n)$, tuy không ở mức độ phức tạp cao nhưng nếu áp dụng hàm e mũ, vẫn có thể giảm độ phức tạp xuống $O(n)$.

Hàm e mũ được đề xuất áp dụng để lọc các điểm đặc trưng của sóng động kinh trên điện não đồ như sau:

$$f(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(s-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

Trong đó, khi $\sigma^2 = 1$, hàm $f_x(x)$ đóng vai trò chọn lọc các giá trị của biến $s = m$. Nếu đặt các giá trị μ là $\pm 300, \pm 400, \pm 500, \pm 700$ chính là biên độ của đỉnh các gai động kinh, các đặc trưng của sóng động kinh sẽ được phát hiện bởi hàm e mũ giữ lại.

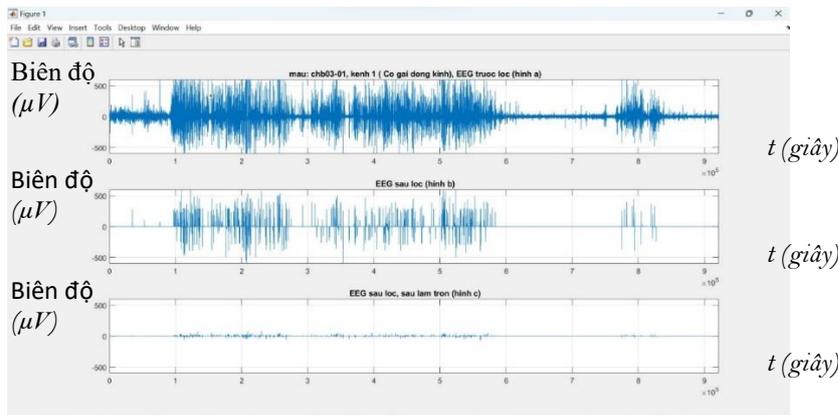


Hình 7. Mô tả hàm số e mũ tại $m = 300$ (a), $m = 400$ (b), $m = 500$ (c), $m = 700$ (d)

Với $m = 300$ (hình 6 a), hàm $f(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(s-\mu)^2}{2\sigma^2}}$ sẽ giữ nguyên đối với các biên độ có

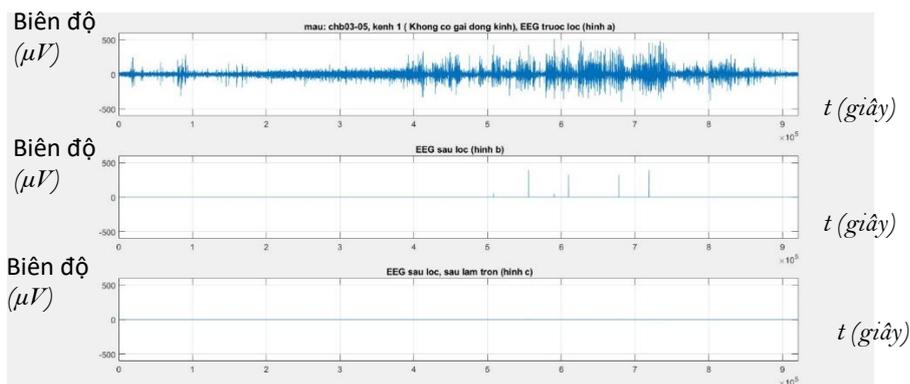
giá trị là 300, làm suy giảm các biên độ có giá trị xung quanh 300 và làm triệt tiêu các biên độ có giá trị còn lại.

Tương tự, với $m = 400$ (hình b), $m = 500$ (hình c), $m = 700$ (hình d), hàm $f(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(s-\mu)^2}{2\sigma^2}}$ sẽ giữ nguyên đối với các biên độ có giá trị là 400, 500 và 700, làm suy giảm các biên độ có giá trị xung quanh các giá trị đó và làm triệt tiêu các biên độ có giá trị còn lại. Mô tả kết quả thông qua điện não đồ, trường hợp có sóng động kinh như sau:



Hình 8. Mô tả phát hiện đặc trưng sóng động kinh thông qua hàm số e mũ (trường hợp có chứa sóng động kinh)

Trong hình 8, hình a là một đoạn điện não đồ có chứa sóng động kinh có biên độ xấp xỉ 500, kéo dài từ điểm 10^5 đến điểm 6×10^5 . Sau khi thực hiện bước phát hiện đặc trưng bằng cách áp dụng hàm $f(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(s-\mu)^2}{2\sigma^2}}$ với $m = 300, m = 400, m = 500, m = 700$ các biên độ có giá trị < 300 đều bị triệt tiêu, chỉ còn lại các biên độ có giá trị từ 300 đến 500 (hình b). Trường hợp đoạn điện não đồ không chứa sóng động kinh:



Hình 9. Mô tả phát hiện đặc trưng sóng động kinh thông qua hàm số e mũ (trường hợp không chứa sóng động kinh)

Trong hình 9, hình a là một đoạn điện não đồ không chứa sóng động kinh. Đoạn có dao động bất thường kéo dài từ điểm 4×10^5 đến điểm $8,5 \times 10^5$ nhưng chỉ có 4 điểm có biên độ trong khoảng từ 400 đến 500. Do vậy, sau khi thực hiện phát hiện đặc trưng bằng cách áp dụng hàm

$$f(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(s-\mu)^2}{2\sigma^2}} \text{ với } m=300, m=400, m=500, m=700 \text{ các biên độ có giá trị } <$$

300 đều bị triệt tiêu, chỉ còn lại 4 điểm biên độ có giá trị từ 400 đến 500 (hình b).

3. Kết quả thực nghiệm

3.1. Mô tả thực nghiệm

Cấu hình phần cứng và môi trường thực nghiệm: Máy tính với bộ vi xử lý 2.2 GHz, 2 lõi. Thiết bị có 8GB RAM. Môi trường phần mềm là Matlab để chạy thử nghiệm đề xuất.

Nguồn dữ liệu: Dữ liệu được lấy từ tập dữ liệu chuẩn của trang web <http://physionet.org>. Đây là nguồn dữ liệu phổ biến trong các nghiên cứu về EEG. Dữ liệu thu thập từ 22 bệnh nhân (5 nam, tuổi từ 3-22; 17 nữ, tuổi từ 1,5-19) tại Bệnh viện Nhi Boston. Các bệnh nhân được theo dõi EEG trong vài ngày để xác định đặc điểm của cơn co giật.

3.2. Mô tả dữ liệu

Mỗi bệnh nhân có từ 9-42 file ghi sóng, mỗi file 23-26 kênh, thời lượng ghi mỗi file khoảng 1 giờ, tần số lấy mẫu 256 Hz, độ phân giải 16 bit. Vị trí các điện cực EEG theo tiêu chuẩn quốc tế 10-20. Các file có cơn động kinh được ghi chú đầy đủ thời điểm bắt đầu và kết thúc mỗi cơn.

3.3. Xử lý dữ liệu

Dữ liệu được chia làm 2 nhãn:

Nhãn 0 - điện não đồ không cơn động kinh

Nhãn 1 - điện não đồ có cơn động kinh

Quá trình kiểm thử được chọn từ tập dữ liệu đã được gán nhãn của Bệnh viện Nhi Boston.

Giá trị $\sigma^2 = 5$ được chọn bằng phương pháp Thử - Sai để phân phối hình chuông có được độ rộng phù hợp nhất.

Bảng 2 mô tả tóm tắt kết quả thực nghiệm trên 38 mẫu, từ chb03_01 đến chb03_38 như trên.

Bảng 2. Mô tả độ chính xác khi áp dụng hàm e mũ để phát hiện đặc trưng sóng động kinh

STT	Nhãn	Kết quả đạt được	STT	Nhãn	Kết quả đạt được	STT	Nhãn	Kết quả đạt được
1	1	1	14	0	0	27	0	0
2	1	1	15	0	0	28	0	0
3	1	1	16	0	0	29	0	0
4	1	1	17	0	0	30	0	0
5	0	0	18	0	0	31	0	0
6	0	0	19	0	0	32	0	0
7	0	0	20	0	0	33	0	0
8	0	0	21	0	0	34	1	1
9	0	0	22	0	0	35	1	1
10	0	0	23	0	0	36	1	1
11	0	0	24	0	0	37	0	0
12	0	0	25	0	0	38	0	0
13	0	0	26	0	0			

Qua bảng 2 ta thấy rằng 38/38 mẫu điện não đồ đã được nhận dạng đúng. Giải pháp đề xuất áp dụng hàm e mũ là có ý nghĩa cho bài toán phát hiện đặc trưng sóng động kinh.

4. Kết luận

Bài báo trình bày kết quả đạt được là đề xuất phương pháp đơn giản và hiệu quả để tách đặc trưng gai động kinh trên tín hiệu điện não đồ. Thực nghiệm để đánh giá độ chính xác của giải pháp đề xuất cho độ chính xác 100% trên 38 mẫu thực nghiệm.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] Q. C. Le, *Epileptic*, Medical Publishing House, 2005.
- [2] R. Schuyler, A. White, and K. Staley, "Epileptic seizure detection," *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 26, no. 2, pp. 74-81, 2007.
- [3] R. Splinter and K. Najarian, *BioMedical Signal and Image Processing*, CRC Press, 2012.
- [4] M. S. Islam, K. Thapa, and S-H. Yang, "Epileptic-net: an improved epileptic seizure detection system using dense convolutional block with attention network from EEG," *Sensors*, vol. 22, no. 3, p. 728, 2022.
- [5] P. Kunekar, M. K. Gupta, and P. Gaur, "Detection of epileptic seizure in EEG signals using machine learning and deep learning techniques," *J. Eng. Appl. Sci*, vol. 71, no. 21, pp. 1-15, 2024.
- [6] M. Banerjee, "EEG Signal for Epilepsy Detection: A Review, Journal of Environmental Science," *Journal of Environmental Science Computer Science and Engineering & Technology*, vol. 55, no. 22, pp. 23-32, 2016.
- [7] I. Güler and E. D. Übeyli, "Multiclass Support Vector Machines for EEG-Signals Classification," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 11, no. 2, pp. 117-126, 2007.
- [8] D. Wang, D. Miao, and C. Xie, "Best basis-based wavelet packet entropy feature extraction and hierarchical EEG classification for epileptic detection," *Expert Syst. Appl.*, vol. 11, no. 38, pp. 14314-14320, 2011.
- [9] S. A. Shok and P. Mahalakshmi, "Wavelet based feature extraction for classification of epileptic seizure EEG Signal," *Journal of Medical Engineering & Technology*, vol. 41, no. 8, pp. 670-680, 2017.
- [10] S. Mallat, "Singularities detection and processing with wavelets," *IEEE Transaction on Information Theory*, vol. 38, no. 2, pp. 617-643, 1992.
- [11] V. Bajaj and R. B. Pachori, "Classification of Seizure and Nonseizure EEG Signals Using Empirical Mode Decomposition," in *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 16, no. 6, pp. 1135-1142, 2012.