SỬ DỤNG DEEP NEURAL NETWORKS PHÁT HIỆN GAI ĐỘNG KINH TRONG BẢN GHI EEG

Lê Thanh Xuyến*, Nguyễn Đức Thuận

Tóm tắt: *Deep Neural Networks là một thuật toán dạy cho máy học, là phương pháp nâng cao của mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks) nhiều tầng để học biểu diễn mô hình đối tượng. Bài báo trình bày phương pháp để phát hiện spike tự động, giải quyết bài toán cho các bác sỹ khi phân tích dữ liệu khổng lồ được thu thập từ bản ghi điện não để xác định một khu vực của não gây ra chứng động kinh. Hàng triệu mẫu được phân tích thủ công đã được đào tạo lại để tìm các gai liêp tiếp phát ra từ vùng não bị ảnh hưởng. Để đánh giá phương pháp đề xuất, tác giả đã xây dựng hệ thống trong đó sử dụng một số mô hình deep learning đưa vào thử nghiệm hỗ trợ các bác sỹ khám phát hiện và chẩn đoán sớm bệnh.*

Từ khóa: Mô hình học sâu; Mạng nơ ron; Học máy; Tín hiệu sinh học; Xử lý tín hiệu y sinh; Gai động kinh; Tín hiệu điện não (EEG).

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Bệnh động kinh là bệnh thần kinh gây ra co giật ở nạn nhân có thể dẫn đến thương tích hoặc thậm chí tử vong trong một số trường hợp. Một bộ não hoạt động tốt là nhờ vào các tín hiệu điện mà các tế bào thần kính truyền cho nhau. Khi bệnh nhân mắc chứng động kinh các bộ phận của não có mức tín hiệu điện cao bất thường. Bệnh mãn tính này không có cách chữa trị và ảnh hưởng đến hàng triệu người trên toàn thế giới nhưng có thể được quản lý thông qua nhiều phương pháp khác nhau. Việc điều trị thành công phụ thuộc vào việc xác định chính xác nguồn gốc của các cơn co giật trong não. Một thách thức lớn đối với các bác sĩ là bài toán phân tích số lượng dữ liệu khổng lồ được thu thập từ các thiết bị điện não đồ (EEG) mang lại. Để xác định một khu vực của não gây ra chứng động kinh, hàng triệu mẫu phải được phân tích thủ công bằng mắt để tìm các gai liên tiếp phát ra từ vùng bị ảnh hưởng não. Bài báo này trình bày phương pháp để phát hiện gai động kinh tự động, giảm thiểu dương tính giả, giúp loại bỏ quá trình thủ công hiện đang được các bác sĩ sử dụng. Deep Learning thể hiện cho chiều sâu của mạng, có thể hiểu chữ "Deep" theo ý nghĩa phân luồng dữ liệu từ sơ cấp đến cao cấp, bằng cách sử dụng nhiều lớp neuron để xử lý thông tin.

Trong kỷ nguyên của dữ liệu lớn "big data", việc chuyển đổi số lượng lớn dữ liệu thành kiến thức có giá trị ngày càng trở nên quan trọng trong các lĩnh vực khác nhau, và xử lý tín hiệu sinh học cũng không ngoại lệ [1]. Một số lượng lớn dữ liệu y sinh, bao gồm dữ liệu hình ảnh và tín hiệu y sinh đang được tích lũy ứng dụng trong nghiên cứu sinh học, trở thành tiềm năng để giải quyết kết quả bài toán chăm sóc sức khỏe đang thu hút sự chú ý của các nhà nghiên cứu [2]. Điều trị ung thư do IBM phát triển công cụ Watson phân tích thông tin y tế bệnh nhân hỗ trợ các bác sĩ lâm sàng với các lựa chọn điều trị [3], gần đây đã ra mắt DeepMind Health phát triển hiệu quả công nghệ chăm sóc sức khỏe [4, 5].

Nghiên cứu ứng dụng công nghệ mới của học máy đưa ra khả năng tự động phát hiện và phân loại chính xác các gai động kinh trong các bản ghi điện não, có ý nghĩa về y học, hỗ trợ các bác sỹ trong việc chẩn đoán sớm bệnh điều trị thuốc, cắt cơn bệnh.

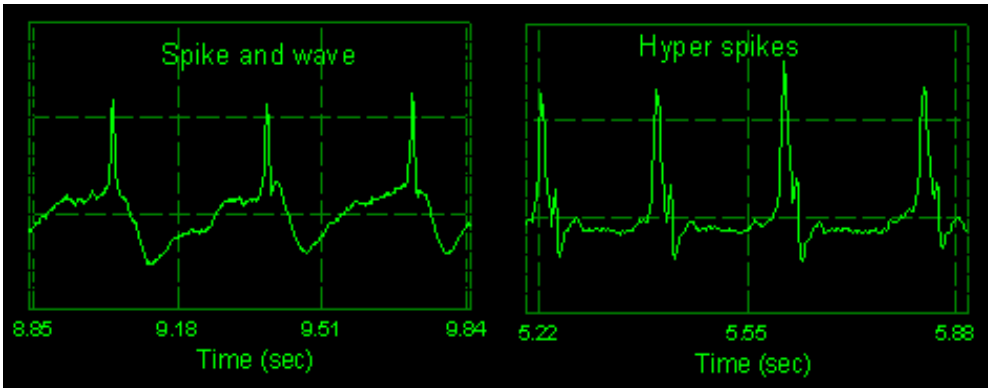
2. NỘI DUNG CẦN GIẢI QUYẾT

Trong công nghệ thông tin, mạng thần kinh nhân tạo là một hệ thống các chương trình có cấu trúc dữ liệu mô phỏng cách vận hành của não người. Một mạng thần kinh như vậy bao gồm một lượng lớn các vi xử lý hoạt động song song, mỗi vi xử lý chứa đựng một vùng kiến thức riêng và có thể truy cập vào các dữ liệu trong bộ nhớ riêng của mình. Chúng không nhất thiết phải là phần cứng mà có thể là các phần mềm và giải thuật [6].

Nếu ví mạng thần kinh nhân tạo với não người thì các nơ-ron thần kinh chính là các node (node là đơn vị thần kinh). Trong mạng thần kinh nhân tạo mỗi chiếc máy tính trong mạng thần kinh có thể được xem như một node được kết nối với nhau trong mạng lưới lớn, từng node này chỉ trả lời được những câu hỏi hết sức cơ bản chứ không thông minh, khi được gộp chúng với nhau thì chúng có sức mạnh xử lý được cả nhưng thông tin khó nhất. Đặc biệt bằng những thuật toán phù hợp chúng ta có thể dạy và huấn luyện được chúng. Theo ý nghĩa sinh học mạng neural là một tập hợp các dây thần kinh kết nối với nhau. Trong Deep learning, neural networks để chỉ mạng nơ-ron nhân tạo cấu tạo thành các lớp nơ-ron. Những dự án Deep Learning mới nhất hiện nay không cần training do con người được gọi là học không giám sát ”unsupervised learning”, trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence - AI) cho phép AI có thể tự hiểu các khái niệm mà không cần phải gán nhãn.

Deep Learning được ứng dụng trong nhận diện hình ảnh, giọng nói và xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Đặc điểm đặc biệt của học sâu là tính chính xác dựa vào lượng dữ liệu lớn (big data). Phân tích các thuộc tính hình thái học để tự động phát hiện các sự kiện động kinh trong tín hiệu EEG với mạng thần kinh nhân tạo là rất quan trọng. Đối với việc xác định bệnh động kinh, sự xuất hiện một số biểu hiện điện giải trong tín hiệu EEG là một dấu hiệu của bệnh lý, những gai và sóng nhọn thường gặp trong bản ghi EEG của bệnh nhân động kinh [7]. Những sóng này có thể nhận biết dựa vào tần số của sóng, hình dạng của một sóng gai (spikes waves). Khi đọc điện não đồ phải phân biệt được các nhiễu (artifacts), nhận biết được những biến thể bình thường để tránh nhầm với các bất thường bệnh lý khác.

Các gai là những sóng có nền (cạnh đáy) hẹp có biên độ tương đối cao tạo cho sóng có hình dạng cao và hẹp với một đỉnh nhọn. Sóng nhọn có đáy hơi rộng một chút so với các gai nhưng cũng giống hệt, là điểm có hoạt động nền xảy ra cơn kích phát (seizure activy) phóng điện, hoạt động điện đồng bộ các đuôi gai (dendrites) của tế bào thần kinh [8]. Các tiêu chuẩn xác định phóng điện dạng động kinh: điện thế cao, hình thái với gai: thời gian xuất hiện nhỏ hơn 70 ms, sóng nhọn: 70-200 ms, nền (background) bất thường, vị trí và trạng thái: không giống như sự chuyển biến sinh lý thông thường [9]. Hình thái của gai rất đa dạng và phức tạp phụ thuộc vào bệnh nhân khác nhau giữa các bản ghi. Hình 1 là dạng phức hợp gai sóng (spikes and wave) và gai đặc trưng nhất có biên độ cao, chúng có thể xuất hiện đồng bộ (synchronously) và cân đối hai bên trong các bệnh động kinh toàn thể hóa (generalized epilepsies) hoặc khu trú trong bệnh động kinh cục bộ [10]. Không có một định nghĩa rõ ràng về gai nên trong quá trình chẩn đoán, cùng một bản ghi nhưng các chuyên gia khác nhau lại cho các kết quả khác nhau phụ thuộc vào ý kiến chủ quan của mình. Đối với các bản ghi mà gai rõ ràng, sự thống nhất giữa các chuyên gia là lớn, tuy nhiên đối với các bản ghi mà hình dạng của gai không rõ ràng, việc xác định gai giữa các chuyên gia có sự khác biệt lớn. Kết quả đánh giá trên một bản ghi không những phụ thuộc vào trình độ của các chuyên gia mà còn phụ thuộc vào bản thân độ phức tạp của tín hiệu.



Hình 1. *Dạng sóng gai động kinh.*

Chất lượng của hệ thống sẽ được đánh giá theo tiêu chí sau: Độ nhạy (sensitivity), tỉ lệ chọn lọc (selectivity), tỉ lệ loại bỏ đúng (specificity), độ chính xác chung của hệ thống (accuracy). Độ nhạy: là tỉ lệ số sự kiện phát hiện đúng (gai động kinh) trên tổng số sự kiện mà bác sĩ chỉ ra. Độ lựa chọn: là tỉ lệ sự kiện phát hiện đúng trên tổng số sự kiện mà hệ thống đưa ra

Mô hình phân loại và đánh giá hiệu suất trên bản ghi EEG có thể xác định vị trí của các gai để so sánh các gai thực sự đã được đánh dấu bởi các chuyên gia thần kinh. Đánh giá hiệu suất, tỷ lệ phần trăm của gai chính xác (đúng, dương tính: TP), không gai (dương tính giả: FP) và gai nhọn (âm tính giả: FN).

Các thuật toán sử dụng phương pháp học sâu phát hiện ra gai động kinh theo các tham số sau: tính toán độ nhạy (SEN), độ xác định (SPE), độ chọn lọc (SEL), hiệu suất của hệ thống (ACC), mức cảnh báo giả (NPV).

Hệ thống xác định gai cho ra % độ nhạy:

$$SEN = \frac{TP}{TP + FN} \tag{1}$$

Mức độ xác định (SPE):

$$SPE = \frac{TN}{TN + FP} \tag{2}$$

Mức độ chọn lọc (SEL):

$$SEL = \frac{TP}{TP + FP} \tag{3}$$

Hiệu suất của hệ thống (ACC):

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \tag{4}$$

Mức cảnh báo giả (NPV):

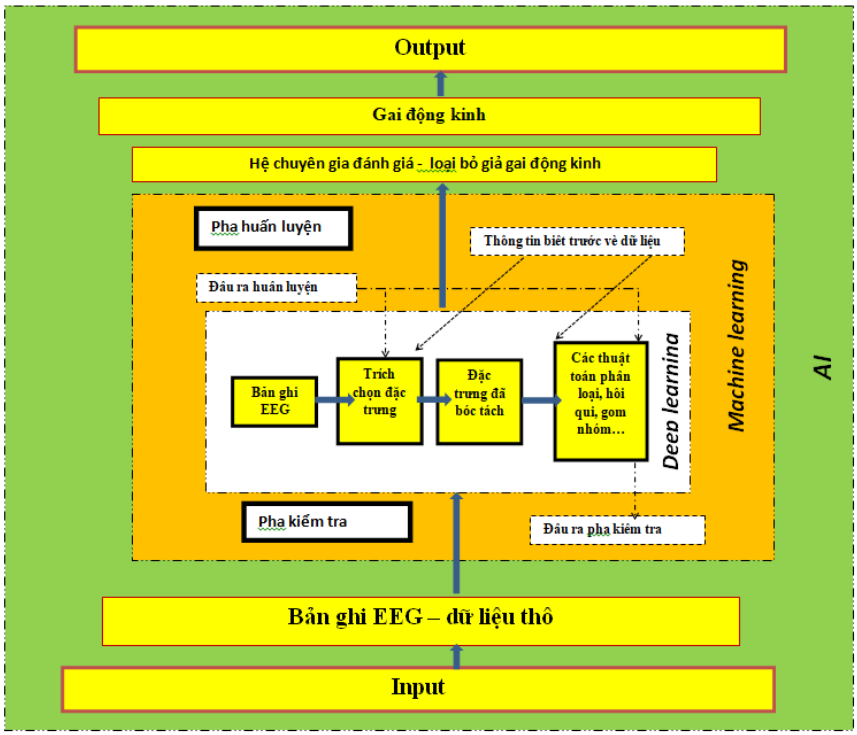
$$NPV = \frac{TN}{TN + FN} \tag{5}$$

Khi quan sát điện não đồ, dựa vào các xung động kinh (epileptic seizures) hoặc gai động kinh (epileptic spikes), các bác sỹ thần kinh sẽ xác định các khu vực não bị tổn thương và thể loại bệnh động kinh. Xung động kinh sẽ xuất hiện trên điện não đồ của người bị động kinh khi xảy ra cơn động kinh. Ngược lại gai động kinh sẽ xuất hiện trên EEG của người bị động kinh trước hoặc sau cơn động kinh [11]. Khi chạy thử nghiệm trên mô hình deep learning, kết quả gần như chính xác trong xét nghiệm đo EEG hỗ trợ các bác sỹ chẩn đoán điều trị người bệnh nhanh nhất và kịp thời.

3. MÔ PHỎNG VÀ TÍNH TOÁN

Học sâu là một nhánh đặc biệt của ngành "học máy", phổ biến mấy năm gần đây do các nhà khoa học đã có thể tận dụng khả năng tính toán mạnh mẽ của các máy tính hiện đại cũng như khối lượng dữ liệu lớn trên Internet. Sự phát triển của khoa học, học máy được sinh ra trong quá trình khai phá trí tuệ nhân tạo, một số nhà nghiên cứu đã quan tâm đến việc máy học từ dữ liệu. Họ cố gắng để tiếp cận vấn đề với những phương pháp khác nhau, dẫn đến sự ra đời và phát triển của mạng nơ-ron. Nội dung cơ bản của phương pháp học sâu: các lớp được sử dụng trong học sâu bao gồm các lớp ẩn của một mạng nơ-ron nhân tạo và tập các công thức mệnh đề phức tạp. Chúng cũng có thể bao gồm các biến tiềm ẩn được tổ chức thành các lớp chọn lọc trong các mô

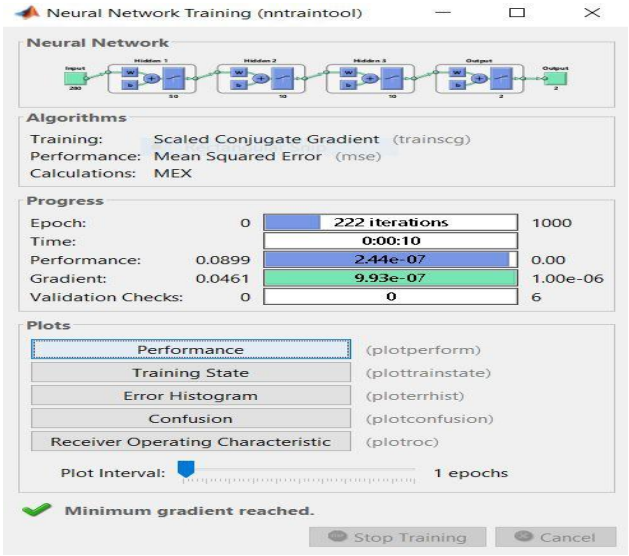
hình có khả năng sinh ra sâu như các nút trong Deep Belief Networks và Deep Boltzmann Machines. Học sâu có nhiều thuật toán khác nhau nên nó phát triển rất nhanh, nhiều biến thể và thuật toán mới ra đời trong thời gian qua, có thể kể đến một số thuật toán như: mạng nơ-ron sâu (DNN - Deep Neural Network), mạng niềm tin sâu (Deep Belief Network), mạng nơ-ron tích chập (CNN - Convoluational Neural Network),… [12]. Tác giả đã nghiên cứu các mô hình trên và áp dụng vào lĩnh vực xử lý tín hiệu điện não để nhận dạng gai động kinh. Kết quả so sánh xem mô hình nào tối ưu nhất với bộ dữ liệu nghiên cứu bệnh nhân mắc bệnh động kinh ở Việt nam. Các bước nhận dạng phân loại được mô tả trên hình 2 về mối quan hệ học sâu, học máy, trí tuệ nhân tạo trong việc nhận dạng gai động kinh trong các bản ghi điện não.



Hình 2. *Mô hình tổng quan của deep learning trong nhận dạng gai động kinh.*

Các thực nghiệm của nghiên cứu được thực hiện bằng phần mềm Matlab 2015b trên hệ điều hành Ubuntu 15.10, 8G RAM, i7 intel processor. Việc nhiều lần huấn luyện mạng với các cấu hình khác nhau gồm 3 bước sau (1) huấn luyện từng tầng một cách độc lập, (2) huấn luyện lại bộ mạng, (3) hiệu chỉnh tham số bằng thuật toán lan truyền ngược (backpropagation), nghiên cứu đưa ra kết luận với cấu hình [280:100:50:50:2], tương ứng với số nơ-ron trên lớp input, 3 lớp ẩn và 1 lớp output cho kết quả phân loại nhanh hơn. Các tham số đặc trưng của đỉnh được tính toán trong bước trước được đưa tới đầu vào một mạng perceptron. Mục đích của bước này là loại bỏ bớt các đỉnh không phải gai và giữ lại các đỉnh có khả năng là gai cho các bước xử lý tiếp theo. Mạng perceptron một lớp chỉ giải quyết được các bài toán mà các mẫu có thể phân chia thành hai vùng tuyến tính. Mạng perceptron huấn luyện để phân chia các đỉnh thành: loại có khả năng là gai và loại không phải gai, dựa trên tập dữ liệu do chuyên gia đánh dấu. Trong giai đoạn này, tham số độ nhạy được ưu tiên cao, đảm bảo tất cả số gai đã được chuyên gia đánh dấu hệ thống ghi nhận. Tham số về độ chọn lọc sẽ cho biết tỉ lệ phân loại của hệ thống. Tham số này càng lớn, cho phép giảm khối lượng tính toán trong các giai đoạn sau. Tỉ số lỗi trên giờ lớn là chấp nhận được ở giai đoạn này. Dữ liệu dùng để huấn luyện mạng perceptron là ma trận các tham số phân tích trên tập hợp các bản ghi gồm 5888 mẫu với các đỉnh và các tham số của đỉnh tính toán trong

bước trước. Trong đó có 10 gai đã được đánh dấu bởi chuyên gia. Tốc độ học của mạng được gán bằng 1. Mạng perceptron được khởi tạo bằng hàm newp(p,t). Hàm huấn luyện sử dụng là hàm train của Matlab (hình 3). Khả năng phân loại của hệ thống đánh giá dựa trên độ nhạy, độ chọn lọc và tốc độ sai trên giờ. Độ nhạy là tỉ số giữa số gai hệ thống phát hiện đúng trên số gai được đánh dấu bởi chuyên gia. Độ chọn lọc định nghĩa là tỉ số giữa số gai hệ thống phát hiện đúng trên tổng số gai mà hệ thống ghi nhận. Các gai phát hiện gọi là đúng nếu cả chuyên gia và hệ thống đều ghi nhận là gai. Tỉ số lỗi đo bằng số lỗi mà hệ thống phát hiện sai trên một giờ. Các đỉnh có khả năng là gai phát hiện ở bước này được đánh dấu tạo thành một vector chứa thông tin về vị trí của đỉnh trong dữ liệu thô. Vector này dùng cho bước xử lý tiếp theo để phân tích các đặc trưng trong miền thời gian tần số và mạng DNN. Sử dụng mạng perceptron trong giai đoạn tiền phân loại đã làm giảm khối lượng các đỉnh cần được phân tích trong các bước sau với một tỉ lệ lớn. Sau giai đoạn tiền phân loại, các đỉnh có khả năng là gai phát hiện bởi mạng perceptron được trích xuất để tạo một tập dữ liệu mới, trong đó, dữ liệu gốc vẫn dữ nguyên. Dữ liệu trích xuất là một cửa sổ chứa đỉnh nằm ở vị trí trung tâm. Nghiên cứu sử dụng một cửa sổ gồm 128 điểm dữ liệu thô chứa đỉnh để phân tích wavelet. Việc sử dụng cửa sổ đủ lớn giúp mang các thông tin về bối cảnh tại đó gai xuất hiện.



Hình 3. *Huấn luyện mạng perceptron sử dụng công cụ nntraintool của Matlab.*

Một số thông tin biết trước về dữ liệu: các tham số đặc trưng của gai đưa vào pha huấn luyện mạng như bảng 1.

Bảng 1. *Các tham số thể hiện ngưỡng giá trị đặc trưng của gai.*

STT	Tham số	Ngưỡng giá trị
1	FHWA	>25 (µV)
2	SHWA	>25 (µV)
3	PA	>20 (µV)
4	FHWD	>15 (ms)
5	SHWD	>15 (ms)
6	Dur1	45 → 150 (ms)
7	Dur2	20 → 70 (ms)
8	FHWS	>1 (µV/ms)
9	SHWS	>1 (µV/ms)
10	Sharpness	0.3 → 1 (µV/ms)

Kết quả thí nghiệm tại hệ thống (bệnh nhân 1, kênh 15), số lượng gai hệ thống xác định được trùng khớp với gai bác sĩ đánh dấu là 16/16 (100%), tương tự với 18 kênh còn lại. Tỉ lệ số lượng gai hệ thống xác định được trùng khớp với gai bác sĩ đánh dấu so với số lượng gai bác sĩ đánh dấu được gọi là Q.

Bảng 2. *Bảng số lượng gai hệ thống xác định trùng khớp với số lượng gai bác sĩ đánh dấu được (tỉ lệ % Q).*

STT	Kênh	Tỉ lệ Q(%)
1	1 (FP1)	100% (5/5)
2	2(FP2)	100% (2/2)
3	3 (F3)	60% (3/5)
4	4 (F4)	80% (4/5)
5	5 (C3)	33.3% (1/3)
6	6 (C4)	80% (4/5)
7	7 (P3)	77.78% (7/9)
8	8 (P4)	Không có gai (Do B.s đánh dấu)
9	9 (O1)	60% (6/10)
10	10 (O2)	25% (¼)
11	11 (F7)	75% (3/4)
12	12 (F8)	0% (0/1)
13	13 (T3)	50% (1/2)
14	14 (T4)	Không có gai (Do B.s đánh dấu)
15	15 (T5)	100% (16/16)
16	16 (T6)	88.89% (8/9)
17	19 (Fz)	22.22 (2/9)
18	20 (Cz)	80% (8/10)
19	21 (Pz)	Không có gai (Do B.s đánh dấu)

Có nhiều tiêu chí được sử dụng để đo lường hiệu suất của một hệ thống phát hiện tùy thuộc trên các lĩnh vực cụ thể. Trong nghiên cứu này, độ nhạy, tính chọn lọc, tính đặc hiệu và độ chính xác, đó là biện pháp thống kê điển hình trong học máy và khoa học máy tính[6,13], lần đầu tiên được tác giả sử dụng để đánh giá chất lượng của hệ thống phát hiện gai động kinh. Với cấu hình nghiên cứu đưa ra như trên, mô hình phân loại DNN thực sự hiệu quả cho việc phát hiện ra gai động kinh, có thể thấy rõ: hệ thống chỉ ra 365 gai trên tổng số 390 gai với tỉ lệ là 93.58% đúng. Thêm vào nữa, hệ thống cũng chỉ ra có 373 (= TP + FP) cái gai, lên tới 97.85% phần trăm đúng. Và nhìn một cách tổng thể, độ chính xác của hệ thống phân loại lên tới 97.13% . Từ bộ dữ liệu gai và không gai, nhóm nghiên cứu chia thành các tập con: (1) tập training và validation được lấy từ 15 bệnh nhân với số lượng gai tương ứng là 978 và 123, và dữ liệu không gai được lấy một cách ngẫu nhiên từ tập trên để thu được tổng cộng mỗi tập training và validation có 4111:500 điểm tương ứng; (2) tập testing được trích xuất ra từ 4 bệnh nhân còn lại với tổng số gai và không gai lần lượt là 390:760. Qua hai hướng đánh giá trực quan và thống kê, cho thấy mô hình Deep Neural Networks thực sự có khả năng tìm kiếm gai động kinh rất đáng mong đợi (bảng 3).

Bảng 3. *Kết quả được liệt kê dưới dạng thống kê.*

Testing	Spike	TP	FN	TN	FP
1150	**390**	**365**	**25**	**752**	**8**
Sensitivity	**Selectivity**		**Specificity**		**Accuracy**
93.58%	**97.85%**		**98.94%**		**97.13%**

Cuộc cách mạng công nghệ 4.0 giúp giảm tải áp lực cho đội ngũ y bác sĩ, tiết kiệm thời gian đem lại hiệu quả khám chữa bệnh cao hơn qua ứng dụng trí tuệ nhân tạo. Trên thế giới, trí tuệ nhân

tạo được thiết kế để giải quyết tình trạng thiếu bác sỹ không chỉ ở Mỹ mà cả ở Nhật Bản và Trung Quốc. Các thuật toán đã học được cách chẩn đoán có hiệu quả và lập ra kế hoạch điều trị thậm chí còn tốt hơn các các các chuyên gia [8, 14]. Hiện nay, công nghệ thông minh trong y học chính là kỹ thuật số, ứng dụng công nghệ thông minh là hướng đi tương lai trong y học Việt Nam.

4. KẾT LUẬN

Với những thành công đáng kinh ngạc trong một số lĩnh vực khác nhau, Deep learning áp dụng công nghệ Neural network là kiến trúc mạng lưới thần kinh với nhiều lớp ẩn để giải quyết vấn đề của một bài toán đặt ra.

Deep learning là một quá trình khai thác dữ liệu trong đó sử dụng deep neural network architecture có loại hình cụ thể của các thuật toán machine learning. Tác giả nghiên cứu ứng dụng mô hình của phương pháp học sâu để nhận dạng phân loại gai động kinh. Khả năng tự động phát hiện và phân loại một cách chính xác các gai động kinh dùng các thuật toán của deep learning có ý nghĩa về y học. Điện não đồ là xét nghiệm đặc hiệu nhất giúp xác định bệnh động kinh, loại cơn, vị trí ổ động kinh, hỗ trợ các bác sỹ trong viêc chẩn đoán sớm bệnh, theo dõi điều trị bệnh để tránh hoang mang về mặt tâm lý, tránh nhầm lẫn động kinh với các bệnh khác như tâm thần đột quỵ hay đau nửa đầu.

***Lời cảm ơn**: Nhóm tác giả cảm ơn sự tài trợ từ nhóm nghiên cứu thuộc trường Đại học công nghệ Đại học quốc gia Hà Nội mã số CN.16.07. Bộ dữ liệu EEG dùng trong bài báo là một phần cơ sở dữ liệu động kinh EEG được xây dựng trong khuôn khổ dự án QG 10.40 do Việt nam tài trợ trường Đại học quốc gia Hà Nội. Giúp đỡ về ý tưởng khoa học của PGS. TS. Nguyễn Linh Trung.*

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Manyika J, Chui M, Brown B et al. *"Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity"*, 2011.
[2]. "Deep Mind Health". Google DeepMind. https://www.deepmind.com/health, 2016.
[3]. Larranaga P, Calvo B, Santana R et al. *"Machine learning in bioinformatics"*. Briefings in bioinformatics 2006; 7(1): 86-112.
[4]. Schmidhuber J. *"Deep learning in neural networks: An overview"*. Neural networks 2015; 61:85- 117.
[5]. Leung MK, Delong A, Alipanahi B et al. *"Machine Learning in Genomic Medicine: A Review of Computational Problems and Data Sets"*, 2016.
[6]. Cheng-Wen Ko and Hsiao-Wen Chung. *"Automatic spike detection via an artificial neural network using raw eeg data: effects of data preparation and implications in the limitations of online recognition"*. Clinical neurophysiology, 111(3): 477–481, 2000.
[7]. A page from: Eric Hargreaves'Page O'Neuroplasticity (last updated July 2006). *"Kindling: a model of focal epilepsy"*.
[8]. Yung-Chun Liu, Chou-Ching K Lin, Jing-Jane Tsai, and Yung-Nien Sun. *"Model-based spike detection of epileptic eeg data"*. Sensors, 13(9):12536-12547, 2013.
[9]. Watanabe Y., Johnson RS., Butler LS., Binder DK., Spiegelman BM. Papaioannou VE., McNamara JO. (1996). *"Null mutation of c-fos impairs structural and functional plasticities in the kindling model of epilepsy"*. Journal of Neuroscience, 16 3827-36.
[10]. Racine, R.J. and Burnham, W.M. (1984). *"The Kindling model"*. In P.A. Schwartzkroin and H. Wheal (Eds) Electrophysiology of Epilepsy pp153-171.
[11]. Alexander Rosenberg Johansen, Jing Jin, Tomasz Maszczyk, Justin Dauwels, Sydney S Cash, and M Brandon Westover. *"Epileptiform spike detection via convolutional neural networks"*. In Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2016 IEEE International Conference on, pages 754-758. IEEE, 2016.
[12]. Christophe Andrieu, Nando De Freitas, Arnaud Doucet, and Michael I Jordan. *"An introduction to mcmc for machine learning"*. Machine learning, 50(1-2): 5-43, 2003.
[13]. He Sheng Liu, Tong Zhang, and Fu Sheng Yang. *"A multistage, multimethod approach for automatic detection and classification of epileptiform EEG"*. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 49(12): 1557-1566, 2002.

[14]. Li Y, Shi W, Wasserman WW. *"Genome-Wide Prediction of cis-Regulatory Regions Using Supervised Deep Learning Methods"*. bioRxiv, 2016:041616.

ABSTRACT

IMPLEMENT OF DEEP NEURAL NETWORK FOR REPRESENTING THE PROPERTIES OF THE PROBLEM OF EPILEPSY SPIKES DETECTION IN ELECTROENCEPHALOGRAPHY (EEG) DIAGNOSTIC

Deep Neural Network (DNN) is the machine learning algorithm that is higher development from Artificial Neural Network (ANN) for learning present the object model in multi-layers. The paper demonstrates the method for detecting and analyzing automatically epilepsy spikes from the huge data collected from electroencephalography. This helps the doctor determine the area of the brain that causes epilepsy. Millions of manually analyzed samples are "re-trained" to figure out the continuous spikes emanating from the related brain area. The author also proposes to build the systems in which some trial deep learning models are used, which assists physicians in early diagnosis and treatment.

Keywords: Deep learning; Neural network; Machine learning; Bioinformatics; Biomedical signal processing; Epileptic spike; EEG.

Nhận bài ngày 11 tháng 9 năm 2020
Hoàn thiện ngày 30 tháng 10 năm 2020
Chấp nhận đăng ngày 14 tháng 12 năm 2020

Địa chỉ: Trường Đại học Bách khoa Hà Nội.
*Email: xuyen.lethanh@hust.edu.vn.