ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

==========

NGUYỄN THỊ ANH ĐÀO

MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP XỬ LÝ TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO HỖ TRỢ CHUẨN ĐOÁN BỆNH ĐỘNG KINH

Ngành: Công nghệ Điện tử – Viễn thông

Chuyên ngành: Kỹ thuật Viễn thông

Mã số: 62520208

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SỸ CÔNG NGHỆ ĐIỆN TỬ - VIỄN THÔNG

Hà Nội, 2018

CÔNG TRÌNH ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ, ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC: PGS.TS. NGUYỄN LINH TRUNG

Phản biện 1:

Phản biện 2:

Phản biện 3:

Luận án sẽ bảo vệ trước Hội đồng cấp cơ sở tại Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội

Vào hồi: ……h……. ngày…… tháng…… năm 2018

Có thể tìm hiểu luận án tại:

- Thư viện Quốc gia
- Thư viện Đại học Quốc gia Hà Nội

MỞ ĐẦU

1. Bối cảnh nghiên cứu

Động kinh (epilepsy) là một rối loạn thần kinh được đặc trưng bởi sự xuất hiện xung động kinh lặp đi lặp lại nhiều lần và là một trong những rối loạn nghiêm trọng phổ biến nhất của bộ não. Tỉ lệ bệnh động kinh chiếm 1% trong số các bệnh tật trên toàn cầu. Năm 2010, trên thế giới có khoảng 50 triệu người mắc bệnh động kinh, trong đó có khoảng gần 40 triệu người bị động kinh ở các nước phát triển. Việt Nam là một trong các nước đang phát triển có tỉ lệ người mắc bệnh động kinh cao. Theo báo cáo năm 2008 tỉ lệ số người mắc bệnh động kinh ở Việt Nam là $0,44\%$.

Một xét nghiệm lâm sàng quan trọng hay được sử dụng nhất để chẩn đoán và theo dõi tiến triển của bệnh động kinh là đo điện não đồ của bệnh nhân. Điện não đồ (EEG – Electroencephalogram) là cách sử dụng mũ điện cực ghi lại các hoạt động điện của não bộ. Dựa vào quan sát điện não đồ, bác sĩ có thể chẩn đoán bệnh động kinh, thể loại động kinh và khu vực não bị tổn thương, thông qua các dấu ấn sinh học của động kinh được thể hiện trên điện não đồ. Dấu ấn sinh học của động kinh gồm xung động kinh (epileptic seizures) và một số dạng sóng động kinh như gai động kinh (epileptic spikes), sóng sắc (sharp wave), phức hợp gai và sóng, đa gai. Gai động kinh xuất hiện trước hoặc sau cơn động kinh.

Tại Việt Nam, việc chẩn đoán nhầm bệnh động kinh ở tuyến huyện và tỉnh xảy ra khá phổ biến. Việc chẩn đoán nhầm bệnh động kinh dẫn đến nhiều hệ lụy như: Có những bệnh nhân bị động kinh nhưng thời gian đo ngắn, tín hiệu có nhiều nhiễu không được xử lý lọc nhiễu nên bác sĩ không phát hiện ra bệnh, dẫn đến trường hợp người bệnh bị bệnh động kinh nhưng không được điều trị. Bệnh động kinh có nhiều loại động kinh khác nhau, việc chẩn đoán không chính xác dẫn đến việc cho thuốc động kinh không đúng loại có thể gây ra những tác dụng phụ không mong muốn và có trường hợp làm bệnh trở thành nặng hơn.

Trong gần 40 năm qua, đã có nhiều công trình nghiên cứu về nhận biết các dấu ấn sinh học (biomarkers) của bệnh động kinh như nhận biết xung động kinh (seizures) kết hợp với lâm sàng và một số xét nghiệm khác để chẩn đoán các thể động kinh. Ở Việt Nam rất ít khi đo giám sát 24/24, trừ khi bệnh nhân bị bệnh nặng và cần phẫu thuật bỏ phần não tổn thương gây nên động kinh để điều trị. Vì vậy, rất khó khăn để có được dữ liệu điện não đồ có chứa xung động kinh ở Việt Nam để nghiên cứu. Mặt khác, khi bệnh nhân xuất hiện **xung động kinh** tức là trường hợp bệnh nhân đã bị **bệnh nặng**. Ngoài ra, các hoạt động khác của não hoặc nhiễu (do điều kiện ghi điện não chưa theo chuẩn quốc tế) có thể tạo ra các gai không động kinh (giả gai) trên tín hiệu EEG, dễ gây nhầm lẫn cho bác sĩ dẫn đến hiện tượng chẩn đoán nhầm bệnh. Vì vậy, *để hỗ trợ cho các bác sĩ trong việc chẩn đoán, phát hiện bệnh động kinh ngay trong giai đoạn* ***bệnh còn nhẹ****, tức là xuất hiện* ***gai động kinh*** *trong tín hiệu điện não đồ, luận án đặt ra vấn đề nghiên cứu một số phương pháp xử lý tín hiệu để nhận biết gai động kinh tự động, sử dụng các kỹ thuật xử lý tín hiệu tiên tiến nhằm tăng tính khách quan và độ chính xác trong việc phát hiện gai động kinh.*

2. Tổng quan nhanh và các hạn chế về nhận biết gai động kinh tự động

Do việc dò gai thủ công tốn rất nhiều thời gian của bác sĩ nên việc xây dựng các hệ thống để phát hiện gai động kinh tự động là hướng nghiên cứu đang được quan tâm ở Việt Nam cũng như trên thế giới. Việc tự động phát hiện gai động kinh có thể cung cấp thông tin về mật độ gai và hội chứng của bệnh động kinh. Trong những năm vừa qua, đã có nhiều công trình nghiên cứu về tự động phát hiện gai động kinh. Trong nhiều thập kỷ qua, nhiều phương pháp khác nhau đã được đề xuất để giải quyết vấn đề phát hiện gai động kinh như Ktonas (1974), Gotman (1976), Pfurtscheller (1978), Liu (2002), Acir (2005), Indiradevi (2008) . . . trong đó có những hệ thống đơn bước và hệ thống đa bước. Về cơ bản, các hệ thống đa bước có hiệu suất cao hơn hệ thống đơn bước. Các hệ thống đa bước hiện hành còn chưa xử lý hiệu quả như sử dụng nhiều tỉ lệ trong biến đổi sóng con, còn nhiều giả gai và chưa khai thác được mối liên hệ giữa các ga i gần nhau.

Trong thực tế, khả năng xuất hiện gai động kinh trên các kênh gần nhau trong cùng một thời điểm là cao, nên các phương pháp xử lý đa kênh đồng thời có thể sẽ

cho phép khai thác mối liên hệ theo không gian của gai động kinh, tăng khả năng phát hiện gai động kinh. Hiện nay, có rất nhiều nghiên cứu sử dụng phân tích ten-xơ để phân tích tín hiệu điện não và phát hiện xung động kinh như Cong (2015), Acar (2007), deburchgraeve (2009), Pippa (2016). . . . Tuy nhiên, các nhóm nghiên cứu này chưa nghiên cứu về nhận biết gai động kinh đa kênh, chưa khai thác được mối liên hệ về không gian giữa các gai động kinh trên các kênh gần nhau tại một thời điểm.

3. Vấn đề nghiên cứu

1. Xây dựng một hệ thống phát hiện gai động kinh tự động đơn kênh và đề xuất phương pháp ước lượng đường cong ROC cho hệ thống đa bước.

2. Xây dựng một hệ thống phát hiện gai động kinh đa kênh dựa trên phân tích ten-xơ thông qua liên hệ không gian.

4. Mục tiêu nghiên cứu

4.1. Mục tiêu chung

Nghiên cứu cải tiến các phương pháp xử lý tín hiệu hỗ trợ nhận biết gai động kinh bằng cách khai thác mối liên giữa các gai gần nhau theo ***thời gian*** dựa trên phân tích dữ liệu EEG **đơn kênh** và ***không gian*** dựa trên phân tích dữ liệu EEG **đa kênh** đồng thời.

4.2. Mục tiêu cụ thể

○ Xây dựng một hệ thống đa bước thực hiện nhận biết gai động kinh hiệu quả, khai thác mối liên hệ giữa các gai gần nhau theo thời gian và đề xuất phương pháp ước lượng đường cong ROC cho hệ thống đa bước sử dụng nhiều ngưỡng quyết định (hệ thống xếp tầng).

○ Xây dựng được một hệ thống nhận biết gai động kinh nhằm khai thác được mối liên hệ giữa các gai gần nhau theo không gian sử dụng phương pháp phân tích ten-xơ. Đưa ra bài toán và cách giải bài toán xấp xỉ hạng thấp đồng thời cho các ma trận, các ten-xơ và đưa ra thuật toán giải bài toán xấp xỉ hạng thấp đa tuyến tính đồng thời mở rộng cho các ten-xơ (SLMRAT).

5. Hướng tiếp cận và phương pháp

• Đối với mục tiêu 1, hướng tiếp cận là khai thác liên hệ thời gian theo thông tin hình thái học của gai động kinh mà Boos (2011) đặt ra; cải tiến các bộ tiền xử lý, phương pháp trích xuất đặc trưng trong hệ thống đa bước để nâng cao hiệu quả phát hiện gai động kinh.

• Đối với mục tiêu 2, hướng tiếp cận là khai thác thông tin đa kênh (không gian), tức là mối liên hệ giữa các gai động kinh trên các kênh gần nhau tại cùng một thời điểm, sử dụng phương pháp phân tích ten-xơ, dựa trên phương pháp được đề xuất trong pippa (2016) và Phan (2010).

6. Nội dung nghiên cứu

Luận án tập trung nghiên cứu hai nội dung sau:

1) Cải tiến bước tiền xử lý, trích chọn đặc trưng, xây dựng hệ chuyên gia đơn giản khai thác thông tin về các gai động kinh gần nhau. Nghiên cứu phương pháp ước lượng đường cong ROC để đánh giá chất lượng của hệ thống đa bước có nhiều ngưỡng quyết định.

2) Xây dựng hệ thống phát hiện gai động kinh đa kênh sử dụng phương pháp phân tích ten-xơ.

Trong các nội dung nghiên cứu, nội dung 1 được trình bày cụ thể trong chương 2 và nội dung 2 được trình bày chi tiết trong chương 3.

7. Đóng góp chính của luận án

Hai đóng góp chính của luận án là:

• Xây dựng một hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh dựa trên việc phân tích tín hiệu EEG **đơn kênh**, khai thác *mối liên hệ theo* ***thời gian*** giữa các gai động kinh gần nhau trên từng kênh. Cụ thể như sau:

- Cải tiến cải tiến bước tiền xử lý: cách sử dụng số lượng perceptron; đối với bước trích xuất đặc trưng: cải tiến các sử dụng số tỉ lệ trong biến đổi sóng con; đối với hệ chuyên gia: khai thác mối liên hệ về thời gian giữa các gai động kinh xuất hiện gần nhau.

- Để đánh giá chất lượng của hệ thống đa bước: luận đề xuất phương pháp ước lượng ROC tổng thể cho hệ thống phân loại đa bước sử dụng nhiều ngưỡng quyết định dựa trên hai phân bố là phân bố Gaussian và phân bố Logistic.

• Xây dựng một hệ thống đa bước để phát gai động kinh tự dựa trên việc phân tích tín hiệu EEG **đa kênh**, khai thác *mối liên hệ theo* ***không gian*** của các gai động kinh trên các kênh gần nhau. Cụ thể như sau:

- Luận án đưa ra *bài toán ước lượng hạng thấp đa tuyến tính cho các ten-xơ đồng thời (SLMRAT)* và đưa ra *thuật toán* để giải bài toán SLMRAT sử dụng các phương pháp phân tích ten-xơ là Tucker-ALS và phân tích Tucker với ràng buộc không âm (NTD) để tìm ra không gian đặc trưng của gai động kinh. Tính đúng đắn của thuật toán được đề xuất để giải bài toán SLMRAT trong 3 trường hợp cụ thể là HOSVD, Tucker-ALS và NTD đã được luận án chứng minh trong phần phụ lục.

- Trong bước lựa chọn đặc trưng của hệ thống phát hiện gai động kinh đa kênh, luận án đề xuất phương pháp lựa chọn đặc trưng kết hợp giữa hai phương pháp lựa chọn đặc trưng thông dụng là điểm Fisher và trị số p bằng cách sử dụng thuật toán tìm chuỗi con chung lớn nhất.

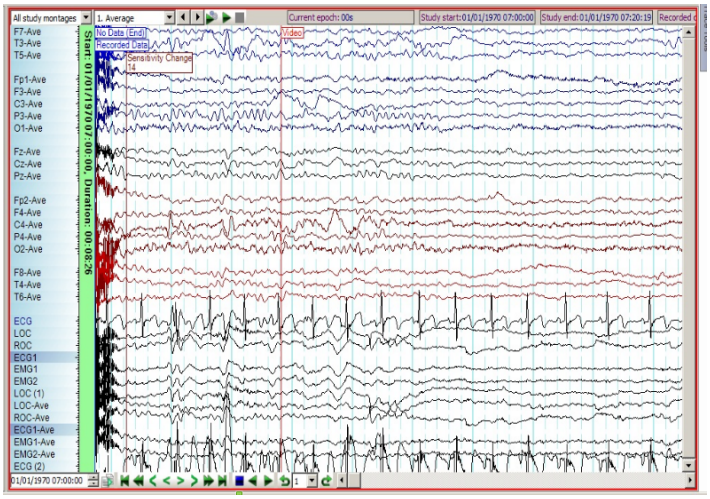
8. Bố cục luận án

Luận án được trình bày gồm phần mở đầu và 4 chương. Chương 1: trình bày các kiến thức cơ sở cho hai nội dung nghiên cứu chính mà luận án đưa ra như: điện não đồ; động kinh; gai động kinh; xung động kinh; ma trận đánh giá; đường cong ROC; chuẩn đo quốc tế $10-20$; các khái niệm cơ bản về ten-xơ; phân tích ten-xơ và xấp xỉ hạng thấp đa tuyến tính cho các ten-xơ . Chương 2 trình bày hệ thống đa bước tự động phát hiện gai động kinh đơn kênh, kết quả mô phỏng, đánh giá hệ thống. Chương 3 trình bày hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh đa kênh dựa trên phân tích ten-xơ; mô phỏng và đánh giá; bài toán và thuật toán giải bài toán xấp xỉ hạng thấp đa tuyến tính mở rộng cho các ten-xơ. Chương 4 trình bày kết luận và hướng phát triển, danh mục các tài liệu tham khảo và các công trình công bố của luận án.

CHƯƠNG 1.
CƠ SỞ VÀ TỔNG QUAN

1.1. Điện não đồ

Điện não đồ (EEG) là biểu đồ biểu diễn sự thay đổi hiệu điện thế của các tín hiệu được ghi trên da đầu bằng cách sử dụng các điện cực. Biên độ của tín hiệu EEG nằm trong dải từ vài μV đến xấp xỉ 200 μV. Tần số của tín hiệu EEG nằm trong khoảng $[0.5, 70]$ Hz. Hình 1.1 minh họa dữ liệu điện não đồ của một bệnh nhân bị động kinh trong tập dữ liệu luận án sử dụng.



Hình 1.1. Dữ liệu điện não đồ một bệnh nhân trong tập dữ liệu luận án sử dụng.

EEG được tổng hợp bởi 5 nhịp cơ bản là nhịp delta, theta, alpha, beta và gamma. Nhịp delta có tần số trong khoảng $[0.5, 4]$ Hz, nhịp theta có tần số trong khoảng $[4, 7.5]$ Hz, nhịp alpha có tần số trong khoảng $[8, 13.5]$ Hz, nhịp beta có tần số trong khoảng $[14, 30]$ Hz và nhịp gamma có tần số lớn 30 Hz.

1.2. Động kinh

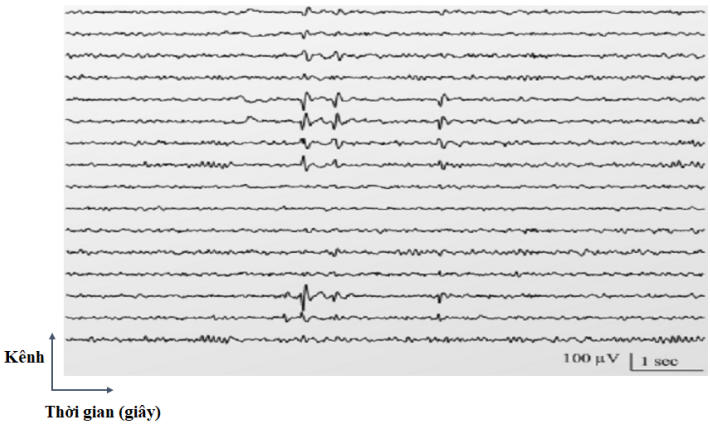
Động kinh hay còn gọi là động kinh phong được định nghĩa là một rối loạn não mãn tính được đặc trưng bởi sự xuất hiện xung động kinh lặp đi lặp lại nhiều lần. Xung động kinh là kết quả của sự phóng điện bất thường, đồng bộ và quá mức của các

nơ-ron thần kinh trong não bộ. Đặc trưng của động kinh được biểu hiện là các cơn co giật, mất ý thức tạm thời.

Trong chẩn đoán động kinh, bác sĩ thường dựa vào các dấu hiệu nhận biết trên điện não đồ của người bệnh như hình dạng, mật độ xuất hiện các dạng động kinh (gai động kinh, sóng nhọn, phức hợp sóng và gai, đa gai và sóng, phức hợp đa gai . . .) để xác định vị trí khởi phát dạng động kinh cũng như tình trạng bệnh của người bệnh.

1.3. Gai động kinh

Gai động kinh (epileptic spike) là một dạng động kinh được bác sĩ sử dụng phổ biến nhất trong chẩn đoán bệnh động kinh. Thời gian tồn tại của gai động kinh ngắn, thường trong khoảng $[20, 70]$ mili giây, được đặc trưng bởi đường dốc đi lên và xuống đột ngột, tạo ra đỉnh nhọn. Hình 1.2 minh họa điện não đồ có chứa gai động kinh.



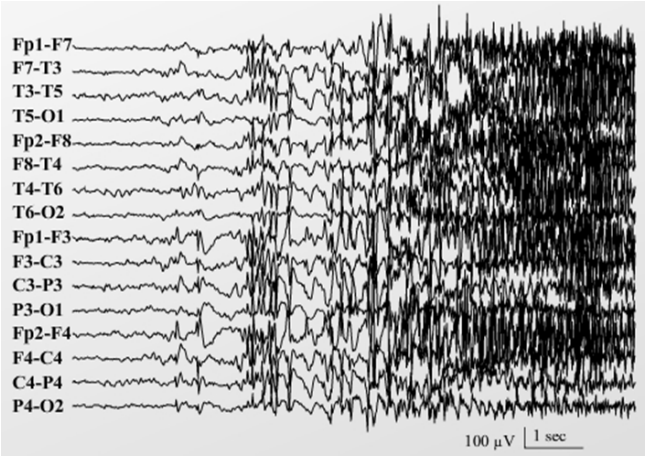
Hình 1.2. Điện não đồ có chứa gai động kinh.

1.4. Xung động kinh

Xung động kinh (epileptic seizure) thường xuất hiện khi xảy ra cơn động kinh (cơn co giật) ở người bệnh. Xung động kinh thường đo được khi đo giám sát người bệnh $24/24$ trong bệnh viện. Hình 1.3 minh họa dữ liệu điện não đồ chứa xung động kinh.

1.5. Ma trận đánh giá

Các xét nghiệm chẩn đoán trong y học thường được sử dụng để phân loại các bệnh nhân thành hai nhóm là có bệnh hay không có bệnh tùy theo sự có hay không có



Hình 1.3. Tín hiệu điện não đồ có chứa xung động kinh.

một hoặc một số triệu chứng, dấu hiệu bị bệnh. Trong luận án, các thuật ngữ *dương tính* và *âm tính* được sử dụng để biểu diễn kết quả của xét nghiệm là có hay không có bệnh. Để định lượng khả năng chẩn đoán của xét nghiệm người ta thường sử dụng ma trận đánh giá. Hai tham số quan trọng của ma trận đánh giá thường được sử dụng là độ nhạy SEN và độ đặc hiệu SPE. Độ nhạy là *tỷ lệ dương tính thật* và độ đặc hiệu SPE là *tỷ lệ âm tính thật*. Với một xét nghiệm, việc lựa chọn phương pháp có tỉ lệ dương tính thật (độ nhạy) cao hay tỉ lệ âm tính thật (độ đặc hiệu) cao tùy thuộc vào mục tiêu của xét nghiệm và tùy thuộc vào sự trả giá.

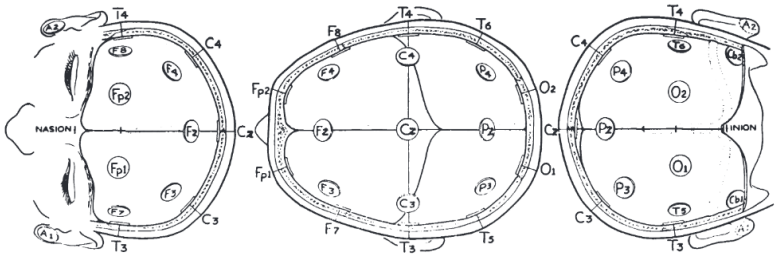
1.6. Đường cong ROC

Đường cong ROC (receiver operating characteristic) là một đồ thị hai chiều biểu diễn mối liên hệ giữa tỉ lệ dương tính thật (SEN_θ) và tỉ lệ dương tính giả ($1 - \mathrm{SPE}_\theta$) của một hệ thống phân loại nhị phân khi ngưỡng phân loại thay đổi θ. Diện tích đươi đường cong ROC, AUC là một chỉ số được sử dụng để so sánh chất lượng phân loại của các hệ thống phân loại. Các hệ thống phân loại có các *đường cong ROC khác nhau* nhưng nếu các đường cong này có *cùng giá trị AUC* thì *chất lượng phân loại của các hệ thống này là như nhau*.

1.7. Chuẩn đo quốc tế 10-20

Các chuẩn đo quốc tế nói chung và chuẩn đo quốc tế $10 - 20$ nói riêng được xây dựng và phát triển nhằm tạo ra các cơ sở dữ liệu thống nhất theo cùng chuẩn đo. Điều này mang đến nhiều lợi ích như cho phép so sánh tín hiệu điện não của cùng

một người bệnh tại các thời diểm đo khác nhau, giữa các người bệnh và giữa người bệnh và người bình thường. Hình 1.4 minh họa chuẩn đo điện não quốc tế $10-20$.



Hình 1.4. Vị trí các điện cực đo điện não theo chuẩn quốc tế $10-20$.

Các chữ cái C, T, P, O, E, F và Fp lần lượt biểu thị vị trí vùng đỉnh đầu, thái dương, đỉnh, chẩm, tai và vùng trán. Số thứ tự trong các ký hiệu: số lẻ biểu diễn nửa đầu bên trái và số chẵn biểu diễn nửa đầu bên phải.

1.8. Phân tích ten-xơ

1.8.1. Phân tích CP

Cho ten-xơ bậc N $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \ldots \times I_N}$, theo Kolda phân tích CP của ten-xơ $\mathcal{X}$ được biểu diễn như sau

$$\mathcal{X} \equiv \sum_{r=1}^{R} \lambda_r \boldsymbol{u}_r^{(1)} \circ \boldsymbol{u}_r^{(2)} \circ \ldots \circ \boldsymbol{u}_r^{(N)} \approx \left[\boldsymbol{\Lambda}; \mathbf{U}^{(1)}, \mathbf{U}^{(2)}, \ldots, \mathbf{U}^{(N)}\right], \tag{1.1}$$

trong đó $\boldsymbol{\Lambda} \in \mathbb{R}^R$ và $\mathbf{U}^{(n)} \in \mathbb{R}^{I_n \times R}$ với $n = 1, \ldots, N$; $\boldsymbol{\Lambda} = diag\,(\boldsymbol{\lambda})$.

1.8.2. Phân tích Tucker

Cho ten-xơ bậc n $\mathcal{X} \in \mathbb{R}_+^{I_1 \times I_2 \cdots \times I_n}$, phân tích ten-xơ $\mathcal{X}$ theo mô hình Tucker được biểu diễn như sau

$$\mathcal{X} \approx \mathcal{G} \times_1 U_1 \times_2 U_2 \cdots \times_n U_n \approx \left[\mathcal{G}; \mathbf{U}^{(1)}, \mathbf{U}^{(2)}, \ldots, \mathbf{U}^{(N)}\right], \tag{1.2}$$

trong đó, ten-xơ $\mathcal{G} \in \mathbb{R}^{R_1 \times R_2 \times \cdots \times R_n}$ là ten-xơ lõi và các ma trận $U_i \in \mathbb{R}^{I_i \times R_i}$ là các ma trận hệ số, với $i = 1, \ldots, n$.

1.9. Xấp xỉ hạng thấp đa tuyến tính cho các ten-xơ

Xấp xỉ hạng thấp đa tuyến tính cho các ten-xơ (LMRAT) có thể được coi là một trường hợp mở rộng của phương pháp xấp xỉ hạng thấp cho các ma trận. Đặc biệt, LMRAT của một ten-xơ $\mathcal{X}$ yêu cầu hàm tối ưu hóa sau

$$\begin{aligned} \underset{\tilde{\mathcal{X}}}{\arg\min} \quad & f_{\text{LMRAT}} = \|\mathcal{X} - \tilde{\mathcal{X}}\|_F^2, \\ \text{s.t.} \quad & \tilde{\mathcal{X}} = \mathcal{G} \times_1 \mathbf{U}_1 \times_2 \mathbf{U}_2 \cdots \times_n \mathbf{U}_n, \\ & \text{rank}(\mathbf{U}_k) \leqslant r_k, \text{ với } k = 1, 2, \ldots, n. \end{aligned} \tag{1.3}$$

trong đó $\mathcal{G}$ là ten-xơ lõi của ten-xơ $\mathcal{X}$, $\{\mathbf{U}_k\}_{k=1}^n$ được gọi là các ma trận của ten-xơ $\mathcal{X}$, và $\{r_k\}_{k=1}^n$ là các hạng thấp đa tuyến tính mong muốn.

Phân tích CP có thể được coi là xấp xỉ hạng thấp đa tuyến tính (LMRAT) có ràng buộc khi ten-xơ lõi $\mathcal{G}$ được ràng buộc là ten-xơ đường chéo và các ma trận $\mathbf{U}_k$ có cùng hạng là r. Để phân tích ten-xơ bậc N $\mathcal{X}$ thành r thành phần theo mô hình phân tích CP người ta thường sử dụng thuật toán ALS. Để phân tích ten-xơ bậc N $\mathcal{X}$ theo mô hình phân tích Tucker người ta thường sử dụng hai thuật toán là HOSVD và HOOI. Khi áp dụng ràng buộc vào phân tích ten-xơ, ví dụ như phân tích ten-xơ với ràng buộc không âm nghĩa là ràng buộc không âm được áp dụng đối với các ma trận và/ hoặc ten-xơ lõi.

1.10. Kết luận chương 1

Chương 1 giới thiệu các kiến thức cơ bản về điện não đồ, động kinh và một số dấu hiệu nhận biết động kinh dựa vào quan sát điện não đồ như gai động kinh và xung động kinh. Sau đó, chương 1 giới thiệu về chuẩn đo điện não quốc tế $10-20$, đây là chuẩn đo được sử dụng để đo dữ liệu điện não đồ của các bệnh nhân bị động kinh sử dụng trong luận án. Tiếp theo, luận án trình bày kiến thức cơ sở về ma trận đánh giá và đường cong ROC. Cuối cùng, chương 1 giới thiệu những kiến thức cơ bản về ten-xơ, các phương pháp phân tích ten-xơ, phương pháp xấp xỉ hạng thấp đa tuyến tính cho các ten-xơ. Đây là các kiến thức là cơ sở cho các đề xuất được trình bày trong chương 2 và chương 3.

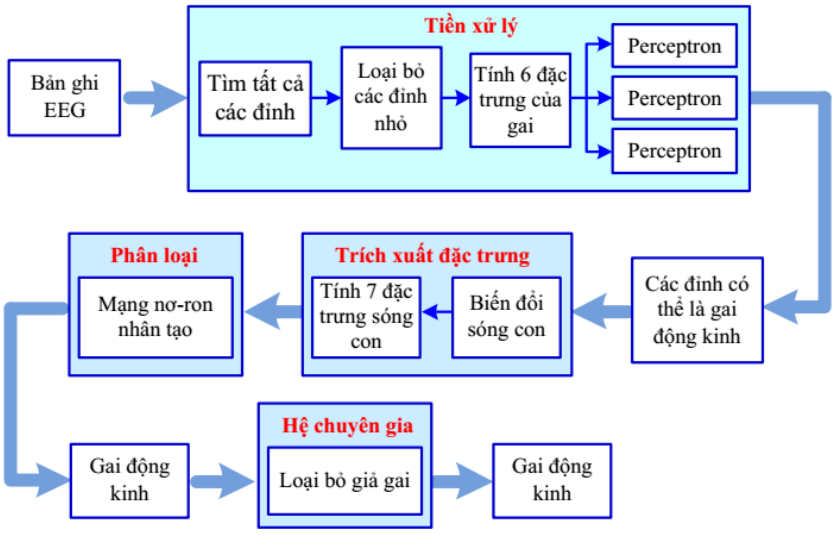
CHƯƠNG 2.
HỆ THỐNG ĐA BƯỚC TỰ ĐỘNG PHÁT HIỆN GAI ĐỘNG KÊNH ĐƠN KÊNH

2.1. Giới thiệu

Tận dụng ưu điểm của hệ thống đa bước, trong chương này luận án đề xuất một hệ thống đa bước tự động phát hiện gai động kinh hiệu quả, khắc phục những hạn chế của các hệ thống đa bước được đề xuất bởi Liu (2002) và Acir (2005).

Cấu trúc chương 2 được trình bày như sau: mục 2.2 trình bày hệ thống đa bước tự động phát hiện gai động kinh. Mục 2.3 trình bày phương pháp ước lượng đường cong ROC tổng thể cho hệ thống đa bước. Mục 2.4 trình bày các kết quả mô phỏng và đánh giá và cuối cùng, mục 2.5 trình bày kết luận của chương 2.

2.2. Hệ thống đa bước tự động phát hiện gai động kinh đơn kênh



Hình 2.1. Sơ đồ khối của hệ thống đa bước tự động phát hiện gai động kinh đơn kênh.

Sơ đồ khối của mô hình hệ thống đa bước phát hiện tự động gai động kinh được biểu diễn trên hình 2.1. Hệ thống gồm 4 bước: *tiền xử lý*, *trích xuất đặc trưng*, *phân loại* và *hệ chuyên gia*.

◦ Bước *Tiền xử lý*: đầu tiên, tín hiệu EEG ban đầu được lọc nhiễu (nhiễu mắt, nhiễu cơ và nhiễu do điện lưới gây ra). Sau đó, tất cả các đỉnh nhỏ trong tín hiệu EEG sau khi lọc này được loại bỏ. Tiếp theo, với mỗi đỉnh tương đối lớn 3 cặp đặc trưng (hay 6 đặc trưng) liên quan đến hình thái của một gai động kinh là biên độ, thời gian và độ dốc được tính và đưa vào ba perceptron khác nhau để phân các đỉnh này thành hai nhóm như sau: 1) gai có thể là gai động kinh (dương tính) và 2) gai không động kinh (âm tính).

◦ Bước *trích xuất đặc trưng*: các gai có thể là gai động kinh (dương tính) sau bước *tiền xử lý* được phân tích bằng cách sử dụng biến đổi sóng con. Với phép biến đổi sóng con, trong mỗi tỉ lệ ta thu được 7 đặc trưng của gai (cả gai động kinh và gai không động kinh). Luận án sử dụng 4 tỉ lệ trong dải từ tỉ lệ 4 đến tỉ lệ 8.

◦ Bước *phân loại*: các đặc trưng của gai động kinh và gai không động kinh được đưa vào để huấn luyện một mạng ANN để tạo ra một tập các đầu ra. Các giá trị của tập đầu ra này nằm trong khoảng $[0, 1]$. Nếu một giá trị ở đầu ra của mạng ANN gần với giá trị 1 hoặc giá trị 0 được xác định là gai động kinh hoặc gai không động kinh, tương ứng.

◦ Bước *hệ chuyên gia*: để chắc chắn rằng các gai được phát hiện bởi mạng ANN đúng là gai động kinh, luận án sử dụng một hệ chuyên gia áp dụng một thuật toán đơn giản để loại bỏ các gai không động kinh (giả gai) ở vị trí gần gai động kinh nhằm khai thác mối liên hệ về thời gian giữa các gai động kinh gần nhau.

2.3. Ước lượng đường cong ROC tổng thể cho hệ thống đa bước

Với hệ thống phân loại đa bước sử dụng nhiều ngưỡng quyết định, tập hợp các điểm $(\mathrm{SEN}, 1 - \mathrm{SPE})$ trong một số trường hợp sẽ tạo ra đường cong không có đặc trưng giống như đường cong ROC cổ điển. Vì vậy, cần phải ước lượng một hàm không giảm biểu diễn đường cong ROC tổng thể của hệ thống. Vì đường cong ROC cổ điển thường là một hàm phi tuyến không giảm, luận án sử dụng phép ánh xạ không gian các điểm $\mathrm{P}_i(\mathrm{SEN}_i, 1 - \mathrm{SPE}_i)$ vào một không gian vectơ mới thông qua một phép biến đổi phi tuyến $h : \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}^2$. Luận án sử dụng phép ánh xạ với mục tiêu là các điểm $\mathrm{P}_i(\mathrm{SEN}_i, 1 - \mathrm{SPE}_i)$ trong không gian mới sẽ tạo thành một đường cong ROC có đặc

trưng giống như đường cong ROC cổ điển bằng cách sử dụng một phương pháp hồi quy tuyến tính chung dựa vào hai phân bố gồm phân bố Gaussian và phân bố Logistic.

2.4. Mô phỏng và đánh giá

2.4.1. Thu thập dữ liệu

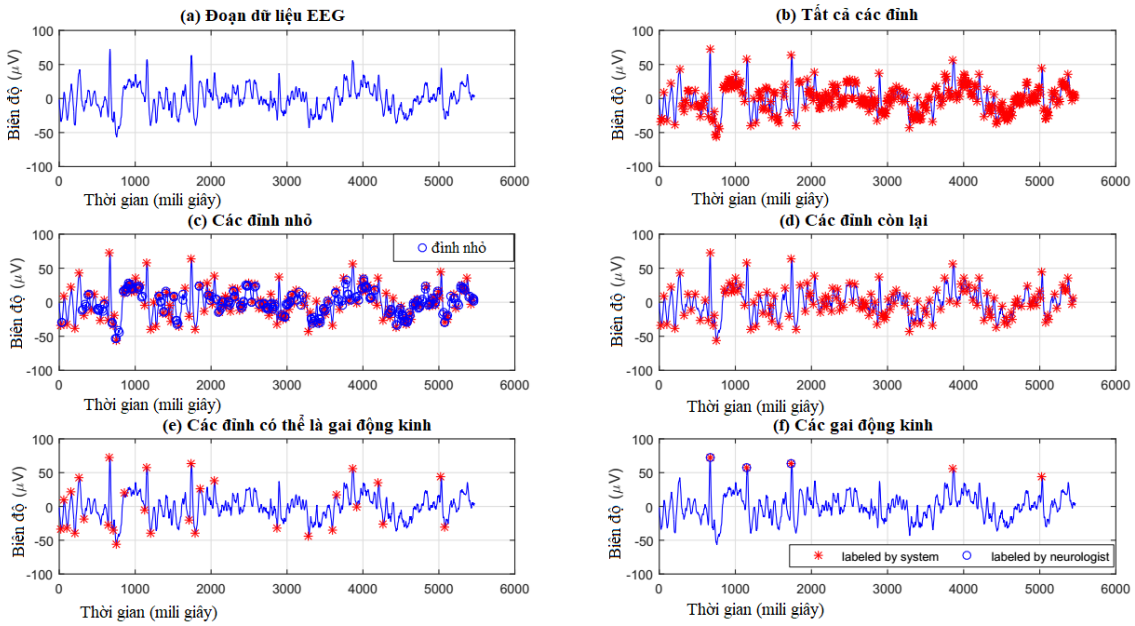
Luận án sử dụng dữ liệu điện não đồ được ghi bởi hệ thống ghi EEG theo chuẩn 10–20, gồm 19 kênh dữ liệu, tốc độ lấy mẫu là 256 Hz. Thời gian ghi thay đổi đối với mỗi bản ghi từ 6 tới 28 phút. Hệ thống ghi EEG có kèm theo một máy ghi video có thể đồng thời theo dõi chuyển động của bệnh nhân, tạo điều kiện thuận lợi cho các bác sĩ thần kinh phân biệt nhiễu trong quá trình đánh giá. Tập dữ liệu gồm 17 bệnh nhân được chẩn đoán là bị bệnh động kinh, trong đó có 11 bệnh nhân nam và 6 bệnh nhân nữ. Tập đữ liệu này được chia thành hai tập dữ liệu là tập dữ liệu sử dụng để huấn luyện gồm 12 bệnh nhân và tập dữ liệu sử dụng để kiểm tra (đánh giá chất lượng của hệ thống) gồm 5 bệnh nhân.

Dữ liệu thô sau khi thu được được lọc nhiễu sử dụng bộ lọc thông dải có dải tần từ 0.5 đến 75 Hz, và một bộ lọc triệt tần Notch 50 Hz để loại bỏ nhiễu do điện lưới. Quá trình lọc nhiễu không loại bỏ bất cứ gai động kinh nào trong tập dữ liệu luận án sử dụng.

2.4.2. Kết quả

Các kết quả đánh giá chất lượng của hệ thống đa bước tự động phát hiện gai động kinh đơn kênh được biểu diễn bằng cả hình vẽ và các bảng thống kê. Hình 2.2 minh họa kết quả của hệ thống theo từng bước trên một đoạn dữ liệu EEG có độ dài 5.86 giây (tương đương với 1500 mẫu). Hình 2.2 (a) biểu diễn đoạn dữ liệu EEG gốc; (b) tất cả các đỉnh của đoạn dữ liệu; (c) các đỉnh nhỏ; (d) các đỉnh còn lại sau khi loại bỏ các đỉnh nhỏ; (e) các đỉnh có thể là gai động kinh và cuối cùng hình 2.2(f) biểu diễn các đỉnh được hệ thống xác định là gai động kinh, so sánh giữa các gai động kinh được xác định bởi hệ thống và các gai động kinh được đánh dấu bởi bác sĩ.

Bảng 2.1 biểu diễn số lượng gai động kinh được phát hiện bởi hệ thống theo từng bước trên tập dữ liệu kiểm tra gồm 5 bệnh nhân. Tương ứng, tỉ lệ dương tính thật và tỉ lệ âm tính thật được biểu diễn trên Bảng 2.2. Ta thấy rằng tỉ lệ dương tính thật



Hình 2.2. Kết quả của hệ thống tự động phát hiện gai động kinh theo từng bước.

Bảng 2.1. Kết quả phát hiện gai động kinh của hệ thống theo từng bước

Bệnh nhân	Tiền xử lý			ANN	Hệ chuyên gia
	all	*sig.*	*pos.*	*epil.*	*sure*
1	1795728	1269227	36885	7160	6276
2	1266464	477319	6975	945	840
3	3701808	2388564	36361	4697	4357
4	2540528	1829433	24942	3913	3403
5a	1120848	607211	13251	3827	3144
5b	1224816	979726	14226	4589	3683

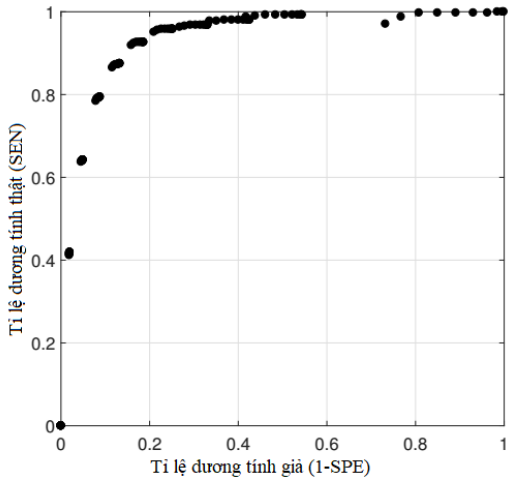
sig.= đỉnh có ý nghĩa, pos. = đỉnh có thể là gai động kinh, epil. = gai động kinh

Bảng 2.2. Tỉ lệ dương tính thật (SEN) và tỉ lệ âm tính thật (SPE)

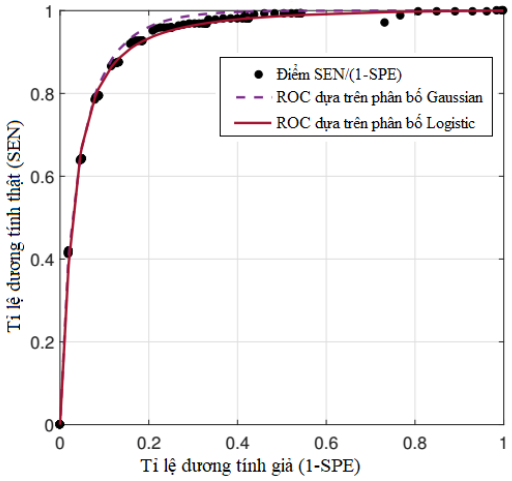
Bệnh nhân	Thời gian đo	Gai	TP	FP	FN	TN	SEN	SPE
1	11 phút 24 giây	16	14	6262	2	30609	87.50	83.01
2	27 phút 13 giây	1	1	839	0	6135	100.00	87.97
3	16 phút 16 giây	351	323	4034	28	32004	92.02	88.80
4	5 phút 31 giây	12	12	3391	0	21539	100.00	86.40
5a	27 phút 37 giây	19	18	3126	1	10107	94.74	76.37
5b	27 phút 37 giây	9	9	3674	0	10543	100.00	74.16

của các bệnh nhân là khác nhau (nhỏ nhất là 87.5% và lớn nhất là 100%). Lý do chính là có sự khác nhau giữa đặc tính động kinh của từng bệnh nhân, có thể thấy rõ trên

bảng 2.2 thông qua độ dài của các bản ghi (Thời gian đo) và số gai động kinh (Gai).



Hình 2.3. Các điểm $(\mathrm{SEN}, 1-\mathrm{SPE})$ của hệ thống đa bước tự động phát hiện gai động kinh đơn kênh trong không gian ROC.



Hình 2.4. Đường cong ROC tổng thể của hệ thống đa bước tự động phát hiện gai động kinh.

Hình 2.3 biểu diễn một tập các kết quả của hệ thống bằng việc thay đổi hai ngưỡng quyết định của bộ phân loại ANN và hệ chuyên gia. Tuy nhiên, như quan sát trên hình 2.3 các điểm $(\mathrm{SEN}, 1-\mathrm{SPE})$ không phải là đường cong không giảm trong khoảng $[0, 1]$ giống như đường cong ROC cổ điển, vì vậy đường cong là tập hợp tất cả các điểm diện $(\mathrm{SEN}, (1-\mathrm{SPE}))$ của hệ thống không biểu diễn hiệu suất của hệ thống đa bước đã đề xuất và tham số diện tích dưới đường cong này không sử dụng để đánh giá chất lượng của hệ thống được. Do vậy, luận án đã đề xuất phương pháp

để ước lượng đường cong ROC tổng thể của hệ thống đa bước.Đường cong ROC tổng thể được biểu diễn trên hình 2.4. Như quan sát trên hình 2.4, cả hai đường cong ROC tổng hợp dựa theo hai phân bố là phân bố Gaussian và phân bố Logistic tuân theo các điểm $(\mathrm{SEN}, 1-\mathrm{SPE})$ trong không gian ROC (đường cong ROC tổng hợp không giảm trong khoảng $[0, 1]$). Cả hai phương pháp ước lượng đường cong ROC tổng thể của hệ thống đa bước đều đưa ra các kết quả tương tự với lỗi nhỏ (< 0.02) và giá trị AUC ≈ 0.94.

Bảng 2.3. Kết quả ước lượng ROC tổng thể của hệ thống đa bước

Phương pháp	a	b	AUC	Lỗi
Dựa trên phân bố Gaussian	0.24	3.8	0.9490	0.0157
Dựa trên phân bố Logistic	0.1	3.9	0.9376	0.0093

2.5. Kết luận chương 2

Chương 2 giới thiệu một hệ thống đa bước tự động phát hiện gai động kinh đơn kênh, hỗ trợ cho chẩn đoán bệnh động kinh, đặc biệt hữu ích ở Việt Nam nơi mà điều kiện ghi dữ liệu điện não bị hạn chế. Các kết quả mô phỏng cũng cho thấy biên độ của gai động kinh không phải lúc nào cũng lớn hơn biên độ của tín hiệu nền của dữ liệu điện não đồ. Trong thực tế, đôi khi gai động kinh rất khó phân biệt với tín hiệu nền của dữ liệu điện não do nó có biên độ nhỏ. Đối với trường hợp này, hệ chuyên gia luận án có thể loại bỏ nhầm các gai động kinh và số lượng giả gai còn lại sau hệ chuyên gia còn nhiều. Đây là hạn chế của hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh đơn kênh, hạn chế này sẽ tiếp tục được nghiên cứu sau. Ngoài ra, chương 2 cũng đề xuất một phương pháp để đánh giá chất lượng của hệ thống phân loại đa bước sử dụng nhiều ngưỡng quyết định là ước lượng đường cong ROC tổng hợp dựa trên phân bố Gaussian và phân bố Logistic. Phương pháp đề xuất cũng được chứng minh bằng toán học cũng như thực nghiệm với hệ thống đa bước tự động phát hiện gai động kinh đơn kênh sử dụng dữ liệu thực của 17 bệnh nhân bị động kinh. Các kết quả thực nghiệm cho thấy rằng phương pháp đề xuất là đáng tin cậy.

Các nội dung liên quan trong chương 2 được công bố trong công trình [1, 2] trong danh mục các công trình đã công bố.

CHƯƠNG 3.
HỆ THỐNG ĐA BƯỚC PHÁT HIỆN GAI ĐỘNG KINH ĐA KÊNH DỰA TRÊN PHÂN TÍCH TEN-XƠ

3.1. Giới thiệu

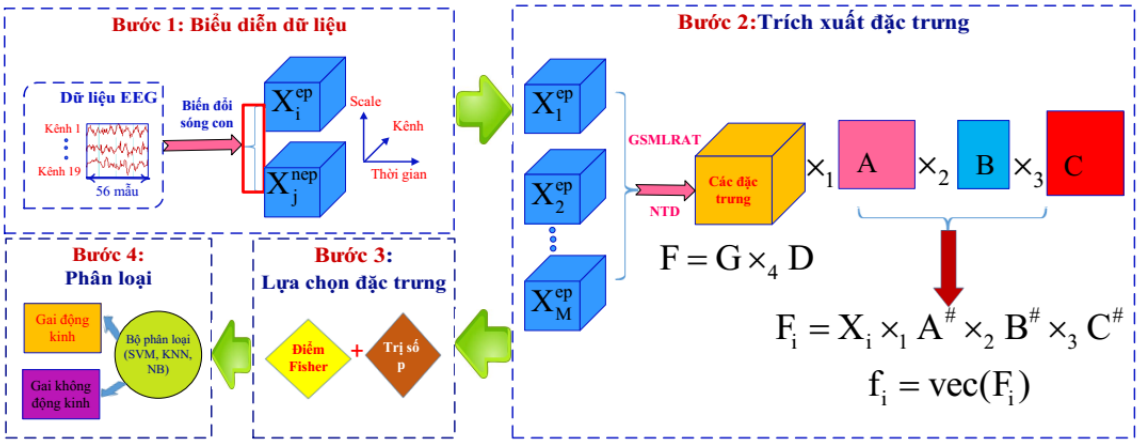
Hiện nay, hầu hết các nghiên cứu để phát hiện gai động kinh đều tập trung vào phân tích tín hiệu EEG đơn kênh, tức là tín hiệu EEG thu được từ từng điện cực (kênh). Tuy nhiên, mỗi bản ghi điện não đồ là sự thu tín hiệu từ nhiều kênh đồng thời, tạo thành tín hiệu EEG đa kênh. Do các dấu hiệu động kinh thường được gây ra bởi một vùng tổn thương trên não nên một số kênh gần nhau có thể cùng thu được các dấu hiệu động kinh trong cùng khoảng thời gian. Do đó, phân tích đa kênh có thể tăng hiệu quả trong việc phát hiện gai động kinh. Do đó, luận án đặt ra vấn đề nghiên cứu một hệ thống phân tích tín hiệu EEG đa kênh sử dụng phương pháp phân tích ten-xơ để trích xuất các đặc trưng của gai động kinh để phát hiện gai động kinh tự động.

3.2. Hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh đa kênh dựa trên phân tích ten-xơ

Sơ đồ khối của hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh đa kênh dựa trên phân tích ten-xơ được biểu diễn trên hình 3.1 gồm 4 bước: *biểu diễn dữ liệu*, *trích xuất đặc trưng*, *lựa chọn đặc trưng* và *phân loại*.

3.2.1. Biểu diễn dữ liệu

Bước *biểu diễn dữ liệu* nhằm xây dựng các ten-xơ động kinh $\mathcal{X}_i^{spike}$ và ten-xơ không động kinh $\mathcal{X}_j^{nonspike}$. Từ dữ liệu của các bệnh nhân bị động kinh, N đoạn dữ liệu chứa gai động kinh (mỗi đoạn dữ liệu gồm I mẫu trên K kênh) được sử dụng để xây dựng các ten-xơ động kinh 3 chiều $\mathcal{X}_i^{spike}$ sử dụng phép biến đổi sóng con liên tục trong J tỉ lệ. Kết quả thu được N ten-xơ 3 chiều có kích thước $\mathcal{X} \in \mathbb{R}_+^{I \times J \times K}$ với ba chiều là thời gian (I), tỉ lệ (J) và kênh (K). Các ten-xơ không động kinh $\mathcal{X}_j^{nonspike}$ được xây dựng tương tự.



Hình 3.1. Hệ thống phát hiện gai động kinh đa kênh.

3.2.2. Trích xuất đặc trưng

Mục tiêu của bước trích xuất đặc trưng là tìm ra một không gian đặc trưng, $\mathcal{F}_{spike}$ có thể chứa các gai động kinh, sau đó, chiếu các ten-xơ động kinh và ten-xơ không động kinh lên không gian này để trích xuất các đặc trưng của gai động kinh và gai không động kinh.

3.2.3. Lựa chọn đặc trưng

Mục tiêu chính của bước lựa chọn đặc trưng là lựa chọn một tập nhỏ các đặc trưng chính trong một tập lớn các đặc trưng được trích xuất sau bước trích xuất đặc trưng. Luận án đề xuất một phương pháp lựa chọn đặc trưng mới, kết hợp phương pháp lựa chọn đặc trưng dựa vào điểm Fisher và trị số p bằng cách sử dụng thuật toán tìm chuỗi con chung lớn nhất.

3.2.4. Phân loại

Luận án sử dụng ba mô hình phân loại thông dụng là SVM, KNN và NB.

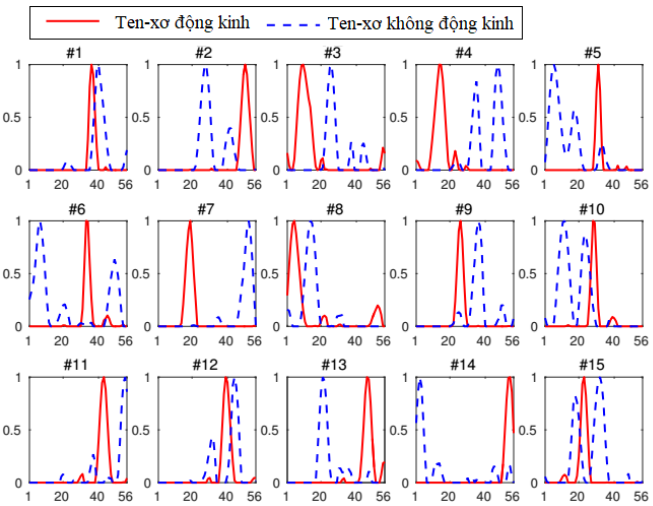
3.3. Mô phỏng và đánh giá

3.3.1. Biểu diễn dữ liệu

Từ dữ liệu của 17 bệnh nhân, luận án sử dụng 1442 đoạn dữ liệu, mỗi đoạn gồm 56 mẫu dữ liệu EEG chứa gai động kinh, từ mẫu thứ $i - 25$ đến mẫu $i + 30$ (i là vị trí đỉnh của gai động kinh, vị trí này được bác sĩ đánh dấu) để xây dựng các ten-xơ động

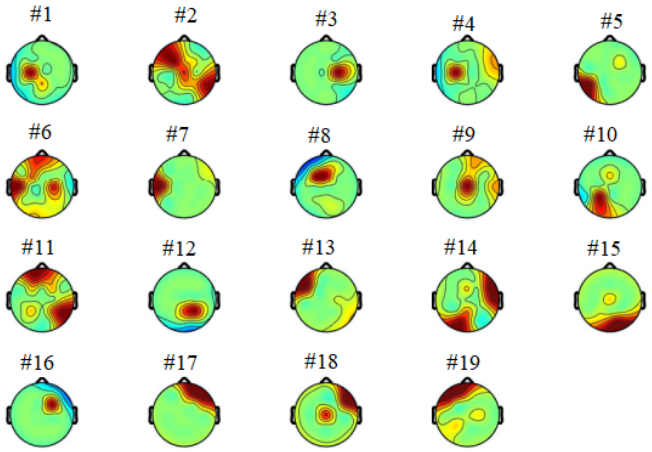
kinh 3 chiều $\mathcal{X}_i^{spike}$. Tiếp theo, để xây dựng các ten-xơ không động kinh $\mathcal{X}_j^{nonspike}$, 6114 đoạn dữ liệu được lựa chọn ngẫu nhiên gồm 56 mẫu chứa các gai không động kinh. Kết quả, luận án xây dựng được 1 tập gồm 1442 ten-xơ động kinh (gọi là lớp C_1) và 6114 ten-xơ không động kinh (gọi là lớp C_2). Tập các ten-xơ động kinh và các ten-xơ không động kinh được chia thành 10 tập con để thực hiện xác thực chéo, trong đó mỗi tập con gồm 144 ten-xơ động kinh và 611 ten-xơ không động kinh.

3.3.1.1. Trích xuất đặc trưng



Hình 3.2. Ma trận $\mathbf{A} \in \mathbb{R}_+^{56\times 15}$ thu được từ phép phân tích Tucker với ràng buộc không âm của ten-xơ động kinh và ten-xơ không động kinh.

Sau khi xác định hạng của ten-xơ (tức là số thành phần để phân tích ten-xơ), ten-xơ động kinh $\tilde{\mathcal{X}}^{\text{ep}} \in \mathbb{R}_+^{56\times 20\times 19\times 1442}$ được phân tích sử dụng phương pháp phân tích Tucker với ràng buộc không âm để thu được các ma trận hệ số $\mathbf{A} \in \mathbb{R}_+^{56\times 15}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}_+^{20\times 5}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{R}_+^{19\times 19}$ (lớp C_1). Tương tự như vậy, chúng ta cũng thu được các ma trận trong các mode thời gian, tỉ lệ và kênh đối với ten-xơ không động kinh (lớp C_2). Hình 3.2 biểu diễn các đặc trưng của lớp C_1 và lớp C_2. Hình 3.3 biểu diễn ma trận $\mathbf{C} \in \mathbb{R}_+^{19\times 19}$ của ten-xơ động kinh thu được từ phép phân tích Tucker với ràng buộc không âm.Quan sát ma trận $\mathbf{A}$ ta thấy các thành phần của ten-xơ động kinh hầu như được định vị tại một thời điểm nhất định. Trong khi đó, các thành phần của các ten-xơ không động kinh bị phân tán tại các thời điểm khác nhau, ngoại trừ các thành phần $\#9$, $\#11$ và $\#12$. Hơn nữa, ma trận $\mathbf{C}$ của gai động kinh định vị tốt ở một số vùng đặc biệt trên đỉnh đầu



Hình 3.3. Ma trận $\mathbf{C} \in \mathbb{R}_{+}^{19\times 19}$ thu được từ phép phân tích Tucker với ràng buộc không âm của ten-xơ động kinh.

3.3.1.2. Lựa chọn đặc trưng

Tập các đặc trưng đầu ra sau bước trích xuất đặc trưng bao gồm 1425 $(15\times 5\times 19)$ đặc trưng. Để lựa chọn một tập con các đặc trưng trong tập 1425 các đặc trưng này sao cho có thể chứa không gian dữ liệu, luận án đề xuất phương pháp kết hợp hai phương pháp điểm Fisher và trị số p. Sau đó, hiệu quả của phương pháp đề xuất này được so sánh với các phương pháp lựa chọn đặc trưng thông dụng khác như phương pháp điểm Fisher, phương pháp điểm Laplacian, phương pháp lựa chọn đặc trưng phân biệt không giám sát (UDFS), phương pháp lựa chọn đặc trưng ẩn không giới hạn (ILFS), phương pháp lựa chọn đặc trưng để phân cụm dựa trên học địa phương (LLCFS).

3.3.1.3. Phân loại

Để đánh giá khả năng phân biệt của các đặc trưng được trích chọn, luận án sử dụng ba mô hình phân loại đơn giản và thông dụng là k láng giềng gần nhất (KNN), naive Bayes (NB), và SVM.Chất lượng của hệ thống được trình bày trong bảng 3.1, 3.2 và 3.3.

Bảng 3.1 biểu diễn ma trận đánh giá (SEN, SPE, AUC) của hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh đa kênh dựa trên phân tích ten-xơ sử dụng bộ phân loại SVM thực hiện xác thực chéo 10 lần. Có thể thấy rằng, trong cả 10 trường hợp, các ma trận đánh giá SEN, SPE và AUC đều có kết quả phân loại tốt.

Bảng 3.1. Xác thực chéo 10 lần, với bộ phân loại SVM, sử dụng 100 đặc trưng có ý nghĩa nhất.

Trường hợp	Gai động kinh	SEN	SPE	AUC
1	144 / 611	81.25%	96.73%	0.9579
2	144 / 611	81.94%	97.55%	0.9664
3	144 / 611	88.89%	93.94%	0.9594
4	144 / 611	80.56%	95.74%	0.9583
5	144 / 611	77.08%	97.22%	0.9588
6	144 / 611	81.25%	96.56%	0.9671
7	144 / 611	81.25%	96.73%	0.9657
8	144 / 611	83.33%	95.91%	0.9673
9	144 / 611	86.11%	96.73%	0.9707
10	146 / 616	86.30%	97.40%	0.9720
Trung bình:		82.80%	96.45%	0.9643

Bảng 3.2. Xếp chồng các ten-xơ sử dụng bộ phân loại SVM, KNN và bộ phân loại NB sử dụng 100 đặc trưng có ý nghĩa nhất.

	Phương pháp luận án đề xuất			Phương pháp Phan-Cichocki đề xuất		
Ma trận đánh giá/Bộ phân loại	SVM	KNN	NB	SVM	KNN	NB
SEN	**82.80%**	**82.80%**	**82.80%**	76.24%	76.24%	76.24%
SPE	96.45%	**97.96%**	84.66%	85.85%	87.09%	65.78%
AUC	**0.9643**	0.8806	0.9024	0.8930	0.6991	0.8110

Bảng 3.3. So sánh phương pháp phát hiện gai động kinh dựa trên phân tích ten-xơ sử dụng 100 đặc trưng chính lớn nhất sử dụng bộ phân loại là SVM.

Metric	NTD	TD	CP	NCP
SEN	**82.80%**	54.75%	44.57%	77.38%
SPE	**96.45%**	90.47%	90.98%	83.20%
AUC	**0.9643**	0.8403	0.7679	0.8709

Bảng 3.2 minh họa sự so sánh giữa phương pháp phân tích ten-xơ luận án đề xuất và phương pháp được đề xuất bởi Phan và Cichocki. Rõ ràng, tất cả các ma trận đánh giá của ba bộ phân loại khi huấn luyện với các đặc trưng được trích chọn có kết quả tốt hơn từ 5% đến 20% so với phương pháp của Phan-Cichocki.

Bảng 3.3 biểu diễn kết quả so sánh của phương pháp luận án đề xuất và các phương pháp dựa trên phân tích ten-xơ khác. Chúng ta có thể thấy rằng, các phương pháp dựa trên phân tích ten-xơ với ràng buộc không âm (tức là, phân tích Tucker với ràng buộc không âm và phân tích CP với ràng buộc không âm) cho kết quả phân loại giữa gai động kinh và gai không động kinh với độ chính xác cao hơn so với các

phương pháp khác. Kết quả là, cả hai phương pháp phân tích Tucker và phân tích CP cho kết quả giá trị AUC thấp hơn so với phương pháp phân tích Tucker và phân tích CP với ràng buộc không âm.

3.4. Phương pháp xấp xỉ hạng thấp đa tuyến tính đồng thời mở rộng cho các ten-xơ

Bài toán SLMRAT: Cho một tập gồm N ten-xơ bậc n, $\{\mathcal{X}_i\}_{i=1}^N, \mathcal{X}_i \in \mathbf{R}^{I_1 \times I_2 \cdots \times I_n}$, tìm n ma trận chung $\{\mathbf{U}_k\}_{k=1}^n, \mathbf{U}_k \in \mathbf{R}^{I_k \times r_k}$ và N ten-xơ lõi $\{\mathcal{G}_i\}_{i=1}^N, \mathcal{G}_i \in \mathbf{R}^{r_1 \times r_2 \cdots \times r_n}$ sao cho $\mathcal{G}_i \times_1 \mathbf{U}_1 \times_2 \mathbf{U}_2 \cdots \times_n \mathbf{U}_n$ đưa ra một xấp xỉ tốt của ten-xơ $\mathcal{X}_i$.

Luận án đề xuất **thuật toán 1** để giải phương trình (**??**), thuật toán cho kết quả là nghiệm tối ưu địa phương.

Algorithm 1: GSMLRAT: Xấp xỉ hạng thấp đa tuyến tính đồng thời mở rộng cho các ten-xơ

Input: N ten-xơ n-chiều $\{\mathcal{X}_i\}_{i=1}^N, \mathcal{X}_i \in \mathbf{R}^{I_1 \times I_2 \times \cdots \times I_n}$, hạng đa tuyến tính $\{r_1, r_2, \ldots, r_n\}$.
Output: Các ma trận chung $\{\mathbf{U}_k\}_{k=1}^n$, các ten-xơ lõi $\{\mathcal{G}_i\}_{i=1}^N$.

function
- **Khởi tạo**:
  - Xây dựng một ten-xơ được xếp chồng $(n+1)$ chiều $\mathcal{X} = \mathcal{X}_1 \boxplus \mathcal{X}_2 \cdots \boxplus \mathcal{X}_N$;
  - Tính các ma trận hiệp phương sai $\{\widetilde{\mathbf{R}}_{(k)}\}_{k=1}^n$ trên các mode của ten-xơ như sau $\widetilde{\mathbf{R}}_{(k)} = \sum_{i=1}^N \mathcal{X}_{i(k)} \mathcal{X}_{i(k)}^T$;
  - $\{\mathbf{U}_k^{(0)}\}_{k=1}^n$ được khởi tạo bằng cách chọn các véc tơ riêng lớn nhất của $\widetilde{\mathbf{R}}_{(k)}$ và $\mathbf{U}_{n+1}^{(0)} = \mathbf{I}_N$;
- **Phân tích Tucker** (HOSVD, Tucker-ALS, NTD):
- $\mathcal{G}, \{\mathbf{U}_k\}_{k=1}^{n+1} = \text{decompose}(\mathcal{X}, \{\mathbf{U}_k^{(0)}\}_{k=1}^{n+1})$;
- Thu được các ten-xơ lõi: $\mathcal{G}_i = \mathcal{G}(:, :, \ldots, i)$

3.5. Kết luận chương 3

Trong chương 3 luận án trình bày hai nội dung chính, cụ thể như sau: 1) Hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh đa kênh sử dụng phân tích ten-xơ và 2) Đưa ra bài toán SMLRAT và đề xuất thuật toán 1 để giải bài toán SMLRAT, nội dung này được trình bày trong mục 3.4. Thuật toán SMLRAT được áp dụng để trích xuất đặc trưng của gai động kinh trong bước trích xuất đặc trưng của hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh đa kênh được trình bày trong mục 3.2. Nội dung liên quan trong chương 3 được công bố trong công trình [3] và [4] trong danh mục công trình khoa học của tác giả liên quan đến luận án.

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

1. Kết luận của luận án

Trong những bệnh về bộ não thì động kinh là một trong những rối loạn phổ biến nhất. Hiện nay trên thế giới, trong các loại bệnh tật thì bệnh động kinh chiếm 1%. Việt Nam là một trong những nước phát triển có số người bị bệnh động kinh cao, tình trạng quá tải ở các bệnh viện thường xuyên xảy ra. Vì vậy, thời gian làm các xét nghiệm lâm sàng để chẩn đoán bệnh hạn chế, cụ thể là thời gian đo điện não đồ ngắn, thường là 10 phút (chuẩn quốc tế thời gian đó ngắn nhất là 20 phút), số lượng chuyên gia có kinh nghiệm về thần kinh không nhiều dẫn đến tình trạng chẩn đoán nhầm bệnh hay xảy ra. Vì vậy việc xây dựng hệ thống phát hiện gai động kinh tự động, hỗ trợ cho chẩn đoán bệnh động kinh là hết sức cần thiết và ngày càng nhận được nhiều sự quan tâm của các nhà nghiên cứu.

Luận án đặt ra vấn đề nghiên cứu một số phương pháp xử lý tín hiệu điện não hỗ trợ chẩn đoán bệnh động kinh, qua quá trình thực hiện, luận án đã giải quyết và thu được một số kết quả cụ thể như sau:

• Đề xuất một hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh tự động đơn kênh. Trong hệ thống này, luận án đã cải tiến cách chọn số lượng perceptron trong bước tiền xử lý, số lượng tỉ lệ trong biến đổi sóng con trong bước trích xuất đặc trưng và sử dụng một hệ chuyên gia đơn giản để khai thác thông tin về thời gian của các gai động kinh gần nhau. Để đánh giá chất lượng của hệ thống tự động phát hiện gai động kinh đơn kênh, luận án đề xuất phương pháp ước lượng ROC tổng hợp cho các hệ thống đa bước sử dụng nhiều ngưỡng quyết định (các hệ thống phân loại xếp tầng) dựa trên hai phân bố, đó là phân bố Gauss và phân bố Logistic.

• Xây dựng một hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh đa kênh dựa trên phân tích ten-xơ. Trong hệ thống này, luận án đề xuất phương pháp trích xuất đặc trưng với mục tiêu tìm ra không gian đặc trưng của gai động kinh để nhận biết gai

động kinh. Mặt khác, luận án đưa ra bài toán SMLRAT và đề xuất thuật toán để giải bài toán GSMLRAT. Tính đúng đắn của thuật toán được chứng minh bằng toán học trong phần phụ lục của luận án. Thuật toán SMLRAT cũng được áp dụng để trích xuất đặc trưng của gai động kinh trong bước trích xuất đặc trưng của hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh đa kênh. Phương pháp trích chọn đặc trưng luận án sử dụng được so sánh với cách trích chọn đặc trưng do Phan và Cichocki đề xuất trong [**?**]. Trong bước lựa chọn đặc trưng của hệ thống, luận án kết hợp hai phương pháp đó là phương pháp điểm Fisher và phương pháp trị số p sử dụng thuật toán tìm chuỗi con chung lớn nhất. Như trình bày trong chương 3, kết quả cho thấy, phương pháp lựa chọn đặc trưng này hiệu quả hơn so với các phương pháp lựa chọn đặc trưng khác như phương pháp điểm Fisher, điểm Laplacian, UDFS.

2. Hướng nghiên cứu tiếp theo

Phương pháp xử lý tín hiệu hỗ trợ chẩn đoán bệnh động kinh đang nhận được nhiều sự quan tâm của các nhà nghiên cứu. Một số hướng nghiên cứu có thể phát triển tiếp theo của luận án, đó là:

1) Định vị khu vực não bị tổn thương gây ra các gai động kinh.

2) Xây dựng hệ thống đa bước phát hiện gai động kinh đơn kênh dựa trên phân tích ten-xơ.

3) Nâng cao khả năng của hệ chuyên gia, loại bỏ thêm các giả gai động kinh và hiệu chỉnh lại những gai đã đoán nhầm sử dụng phân tích ten-xơ.

DANH MỤC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC CỦA TÁC GIẢ LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN

[1] Nguyen Thi Anh-Dao, Nguyen Linh-Trung, Nguyen Van Ly, Tran Duc-Tan, Nguyen The Hoang Anh, and B. Boashash, "A multistage system for automatic detection of epileptic spikes," REV Journal on Electronics and Communications, vol. 8, no. 1–2, pp. 1–13, 2018.

[2] Le Trung Thanh, Nguyen Thi Anh Dao, Nguyen Linh-Trung, and Ha Vu Le, "On the overall ROC of multistage systems", International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC), IEEE, 2017. p. 229-234.

[3] Nguyen Thi Anh-Dao, Le Trung Thanh, Nguyen Linh-Trung, Ha Vu Le, "Nonnegative Tensor Decomposition for EEG Epileptic Spike Detection", NAFOSTED Conference on Information and Computer Science (NICS), 11/2018.

[4] Le Trung Thanh, Nguyen Thi Anh-Dao, Viet-Dung Nguyen, Nguyen Linh-Trung, and Karim Abed-Meraim, "Multi-channel EEG epileptic spike detection by a new method of tensor decomposition", Journal of Neural Engineering (major revise).