



► **MA PHẠM NHỰT TÂN**

Ma Phạm Nhựt Tân hiện là sinh viên năm cuối chương trình chất lượng cao tại khoa Điện tử-Viễn thông, trường Đại học Khoa học Tự nhiên, ĐHQG-HCM, Việt Nam. Hiện tại anh đang là hỗ trợ nghiên cứu tại phòng thí nghiệm Impact Communications Technology. Nhưng lĩnh vực nghiên cứu chính của anh là tạo ra các thuật toán và thiết bị cải tiến nhằm tăng cường theo dõi và phân tích tình trạng y tế.

**TRÍCH XUẤT TÍN HIỆU ĐIỆN TIM TỪ TÍN HIỆU
ĐIỆN NÃO CHO THIẾT BỊ CẢNH BÁO SỨC KHỎE
TẤT CẢ TRONG MỘT**

**Ma Phạm Nhựt Tân¹, Tạ Viết Tài², Nguyễn Việt Hà³
Trần Thị Thảo Nguyên⁴**

- ¹ Ma Phạm Nhựt Tân, Sinh viên năm 3, Khoa Điện tử-Viễn Thông, Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, TP. Hồ Chí Minh, Email: 20207096@student.hcmus.edu.vn
- ² Tạ Viết Tài, Nghiên cứu viên, Khoa Điện tử-Viễn Thông, Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam Email: tvtai@hcmus.edu.vn
- ³ Nguyễn Việt Hà, Giảng viên, Khoa Điện tử-Viễn Thông, Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, TP. Hồ Chí Minh Email: nvha@hcmus.edu.vn
- ⁴ Trần Thị Thảo Nguyên, Giảng viên, Khoa Điện tử-Viễn Thông, Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, TP. Hồ Chí Minh Email: tttnguyen@hcmus.edu.vn

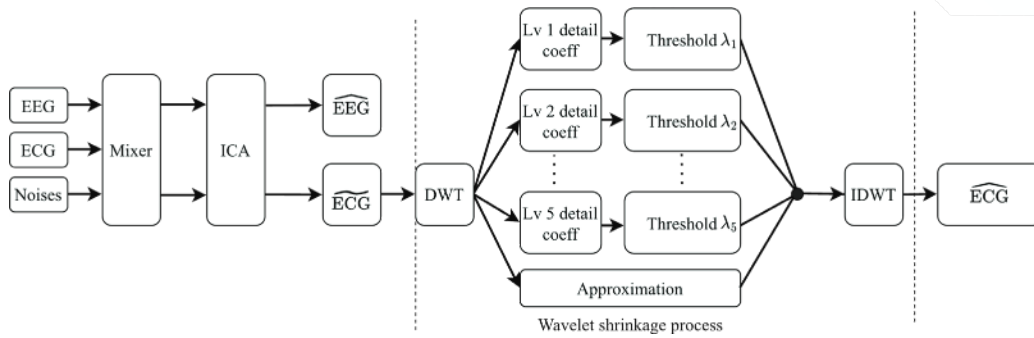
TÓM TẮT:

Đột quỵ và bệnh tim thiếu máu cục bộ là nguyên nhân gây tử vong hàng đầu; do đó các căn bệnh này cần được chẩn đoán và điều trị kịp thời. Hai phương pháp không xâm lấn có độ nhạy cao có thể hỗ trợ chẩn đoán sớm là đo Điện não đồ (EEG) và Điện tâm đồ (ECG). Tuy nhiên, các phép đo truyền thống thường được thực hiện tại bệnh viện và yêu cầu nhiều điện cực đặt ở các vị trí khác nhau trên cơ thể, điều này khó có thể đo và xác định sức khỏe một cách liên tục. Vì vậy, cần có một thiết bị đeo nhỏ gọn có thể đo cả tín hiệu ECG và EEG. Bài báo này đề xuất một mô hình trích xuất có tên là EEG-ECG Extraction (EEE), kết hợp giữa kỹ thuật Phân tích thành phần độc lập (ICA) và kỹ thuật Wavelet Shrinkage để xác định đồng thời cả EEG và ECG từ một loại tín hiệu điện sinh học từ một số cảm biến ở đầu. Kết quả cho thấy những thông tin quan trọng như nhịp tim, phức hợp QRS, khoảng QT có thể được xác định từ tín hiệu EEG thông qua trích xuất ECG. Mối tương quan giữa tín hiệu trích xuất và tín hiệu gốc cũng được sử dụng để đánh giá kỹ thuật đề xuất..

Từ khóa: ECG Extraction, ECG, EEG, ICA, Wavelet shrinkage

1. GIỚI THIỆU

Điện tim (ECG - Electrocardiography) và điện não (EEG - Electroencephalography) là hai phương pháp không xâm lấn có giá trị cao trong việc quản lý sức khỏe và phát hiện sớm các vấn đề bất thường. ECG giúp xác định các bất thường trong phức hợp QRS, trong khi EEG đo lường hoạt động điện của não, cung cấp thông tin về nhiều vấn đề sức khỏe. Việc tích hợp cả hai phương pháp này vào một thiết bị duy nhất giúp tăng cường khả năng theo dõi sức khỏe liên tục và chính xác, cũng như giảm tỉ lệ tử vong của một số bệnh nguy hiểm, chẳng hạn như đột quỵ [1], một vấn đề sức khỏe



Hình 1. Mô hình trích xuất EEG-ECG

toàn cầu nghiêm trọng, cướp đi sinh mạng của hàng triệu người mỗi năm [2]. Tuy nhiên, việc thu thập và xử lý hai tín hiệu này cùng lúc gặp nhiều khó khăn do sự khác biệt về vị trí điện cực: EEG thường được đặt trên da đầu để đo hoạt động điện của não, trong khi ECG được đặt trên ngực để đo hoạt động điện của tim. Điều này gây cản trở cho việc theo dõi liên tục và đồng thời cả hai tín hiệu, đặc biệt khi cần theo dõi 24/7. Xu hướng hiện nay là phát triển các thiết bị ‘all-in-one’ nhỏ gọn, có thể đeo được, nhằm giúp đo lường đồng thời cả ECG và EEG từ một số ít cảm biến, mang lại sự tiện lợi và chính xác cao cho người sử dụng.

Phát triển một thiết bị nhỏ gọn có thể đo nhiều tín hiệu cùng một lúc là một lĩnh vực nghiên cứu quan trọng. Để giải quyết vấn đề này, mô hình đề xuất trong bài viết này nhằm mục đích trích xuất tín hiệu ECG từ tín hiệu EEG, loại bỏ nhu cầu đo tín hiệu ECG một cách độc lập. Vị trí điện cực đặt ở vùng đầu được chọn để mô phỏng việc trích xuất tín hiệu ECG từ tín hiệu EEG do biên độ của EEG [μV] nhỏ hơn biên độ của ECG [mV] [3]. Hơn nữa, người ta đã chứng minh rằng việc đặt điện cực ở đầu có thể đo tín hiệu ECG trong [4], trong đó các tác giả đã chứng minh rằng hai điện cực đặt ở tai đối diện có thể đo được tín hiệu ECG. Tuy nhiên, nghiên cứu trước đây về chủ đề này đã tập trung vào việc loại bỏ các thành phần giả ECG khỏi tín hiệu EEG.

Trong nhiều năm, một số nghiên cứu [5-8] đã khám phá tác động của tín hiệu ECG lên tín hiệu EEG. Ví dụ, trong [5], các tác giả đã sử dụng kênh ECG làm tín hiệu tham chiếu, tín hiệu này sau đó được trừ khỏi tín hiệu EEG để loại bỏ các tác động ECG ảnh hưởng đến tín hiệu EEG. Tương tự, trong [6], các tác giả đã thực hiện việc loại bỏ tác động ECG mà không cần thêm kênh ECG, họ thực hiện điều này bằng cách áp dụng biến đổi wavelet để xác định dải tần có chứa tác động ECG và sau đó trừ nó khỏi tín hiệu EEG. Một nghiên cứu khác [7] đã cung cấp một phương pháp xử lý tín hiệu EEG được gọi là Biểu đồ khoảng thời gian loại bỏ (EIH-Elimination Interval Histogram), giúp phát hiện và loại bỏ các thành phần ECG mà không cần dựa vào thông tin từ kênh ECG. Mặc dù các nghiên cứu này cho thấy kết quả đầy hứa hẹn nhưng sự hiện diện hoặc chất lượng của tín hiệu ECG tách biệt khỏi tín hiệu EEG là không đủ tốt và do đó, chúng được

coi là các tín hiệu giả cần được loại bỏ. Ngoài ra, trong [8], tác giả đã đo tín hiệu ECG bằng thiết bị đeo trên tai dành cho hệ thống nhận dạng người dùng, nhưng chất lượng của tín hiệu này vẫn cần được cải thiện cho các ứng dụng lâm sàng. Để giải quyết khoảng trống này, mô hình Trích xuất EEG-ECG (EEE-EEG-ECG Extraction) được đề xuất kết hợp Phân tích thành phần độc lập (ICA-Independent Component Analysis) và Wavelet Shrinkage [9], ICA được sử dụng để tách tín hiệu đo được thành tín hiệu ECG và EEG, nhưng tín hiệu ECG sau quá trình đó vẫn chưa tốt nên Wavelet shrinkage được áp dụng để khử nhiễu và thu được tín hiệu ECG chất lượng tốt hơn với các thông tin cần thiết, chẳng hạn như phức hợp QRS và khoảng QT được trích xuất từ điện não đồ. Cách tiếp cận này có thể cung cấp thông tin cần thiết để chẩn đoán bệnh tim, khiến nó trở thành một sự phát triển đầy hứa hẹn cho nghiên cứu trong tương lai trong lĩnh vực này.

Bài viết này đề xuất mô hình Trích xuất EEG-ECG (EEE) sử dụng Phân tích thành phần độc lập (ICA) và độ co rút Wavelet để có tín hiệu ECG chất lượng tốt hơn được trích xuất từ EEG. Đặc biệt, thuật toán Infomax được sử dụng trong ICA để tách tín hiệu ECG khỏi tín hiệu EEG. Thuật toán Infomax là một phương pháp phổ biến được sử dụng trong ICA vì khả năng tối đa hóa tính phi Gaussianity của các tín hiệu tách biệt [10]. Bằng cách kết hợp ICA với tính năng co rút Wavelet, chúng tôi mong muốn cải thiện độ chính xác của tín hiệu ECG được trích xuất. Tín hiệu ECG thu được từ mô hình đề xuất có thể được sử dụng để phát hiện sớm bệnh tim thiếu máu cục bộ, đòi hỏi những thông tin cần thiết như phức hợp QRS và khoảng QT [11]. Trong khi đó, các thông tin EEG như sóng alpha, beta, gamma, delta sẽ được xử lý để dự đoán đột quỵ [2].

2. HỆ THỐNG TRÍCH XUẤT TÍN HIỆU ĐIỆN TIM TỪ TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO

2.1 Mô hình trích xuất điện não điện tim (EEG-ECG Extraction)

Để đạt được mục đích lấy tín hiệu ECG từ tín hiệu EEG, chúng tôi đề xuất mô hình EEE sử dụng ICA để tách tín hiệu hỗn hợp thành $\widehat{EEG}$ và $\widehat{ECG}$, sau đó là thu nhỏ Wavelet để giảm nhiễu để thu được $\widehat{ECG}$. Mô

hình này được trình bày trong Hình 1. Nó có hai chức năng thiết yếu, được thực hiện bởi sự co rút của ICA và Wavelet. Để thực hiện thuật toán ICA, số lượng đầu vào phải lớn hơn một; do đó, vì chúng tôi đang thực hiện mô phỏng nên cần có cách tái tạo hỗn hợp tín hiệu thực tế với tỷ lệ công suất thích hợp. Chúng tôi sẽ trộn tín hiệu EEG với ECG và nhiễu ngẫu nhiên để mô phỏng tình huống thực tế trong đó hai tín hiệu từ hai điện cực được đặt gần nhau. Chi tiết hơn, các tham số mô phỏng được thiết lập với tỷ lệ tín hiệu trên nhiễu (SNR) của nhiễu ngẫu nhiên nằm trong khoảng từ 10 đến 30 [dB], được sử dụng để đánh giá hệ số tương quan. Thuật toán Infomax ICA được sử dụng để phân tách các tín hiệu. Trong [12], tác giả đã mô hình hóa cơ thể con người như một kênh truyền, với tần số ECG dao động từ 0,05 đến 100 [Hz] và giả sử khoảng cách truyền là 55 [cm] từ tim đến các cảm biến ở não, kênh phản ứng sau đó có thể được tính toán. Từ thông tin đó, công suất nhận được tín hiệu ECG trong não từ hai cảm biến gần đó sẽ bị suy giảm lần lượt ở mức -12 [dB] và -14 [dB]. Sau đó, tín hiệu ECG được xử lý bằng phương pháp thu nhỏ Wavelet để giảm hiệu ứng nhiễu và tăng độ chính xác của tín hiệu. Sử dụng mô hình EEE này, tín hiệu hỗn hợp có thể được tách thành hai thành phần riêng biệt, sau đó có thể được xử lý riêng để loại bỏ mọi hiệu ứng không mong muốn.

2.2. Phân tích thành phần độc lập (ICA-Independent Component Analysis)

Ta mô hình hóa tín hiệu đo được bằng tích hai ma trận

$$X = AS + N \quad (1)$$

trong đó, S là mảng chứa tín hiệu EEG và ECG. N là ma trận nhiễu ngẫu nhiên tại cảm biến. X là tập hợp các tín hiệu sao chép các tín hiệu đo được từ các cảm biến. Vì vậy, để tính tín hiệu ước tính $\hat{S}$, chứa các tín hiệu độc lập như EEG và ECG. Mục tiêu của ICA là tách tín hiệu ECG khỏi tín hiệu EEG đo được. Thuật toán ICA hoạt động bằng cách giảm thiểu sự phụ thuộc thống kê giữa các thành phần của tín hiệu để phát hiện các nguồn độc lập cơ bản. Bài báo này sẽ ước lượng ma trận $W \approx A^{-1}$. Khi đó, ma trận độc lập thu được bằng cách nhân W với X như (2). Ma trận W có thể được tìm thấy bằng cách giải tương quan và chuẩn hóa. Trong bước giải tương quan, vì mỗi thành phần tín hiệu trong ma trận X có tương quan với nhau nên chúng ta phải giải tương quan để các thành phần tín hiệu trở nên độc lập với nhau. Kỹ thuật Phân tích thành phần chính (PCA- Principal Component Analysis) thường được sử dụng để tìm giá trị riêng và vectơ riêng tương ứng với giá trị riêng đó. Mỗi vectơ riêng tương ứng với một tín hiệu độc lập trong tín hiệu nhận được. Trong bước chuẩn hóa, do các giá trị riêng được sắp xếp theo thứ tự giảm dần nên công suất của các thành phần tín hiệu không bằng nhau. Vì vậy, bắt buộc phải chuẩn hóa công suất của từng tín hiệu. Giả sử ma trận W được ước lượng một cách hoàn hảo, khi đó tín hiệu ước lượng có dạng

$$\hat{S} = WX = S + A^{-1}N, \quad (2)$$

trong đó thành phần thứ hai của phương trình (2) đại diện cho nhiễu nên tín hiệu ECG sau khi thực hiện ICA cần thêm một bước xử lý chính là wavelet shrinkage để tăng tính chính xác của tín ECG.

2.3. Wavelet Shrinkage

Biến đổi Wavelet là một phương pháp toán học được dùng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực, bao gồm trong xử lý ảnh, nén dữ liệu, và phân tích tín hiệu. Biến đổi Wavelet dựa trên việc biểu diễn các tín hiệu dưới dạng tổng của các hàm wavelet, trong các hàm wavelet là các hàm toán học ứng với các mức phân giải khác nhau. Biến đổi Wavelet có nhiều thích hợp hơn trong ứng dụng phân tách tín hiệu vì nó cho phép cung cấp thông tin của miền thời gian và tần số cùng một lúc. Biến đổi Wavelet rời rạc của một tín hiệu sẽ được phân thành một thành phần ước lượng và các thành phần chi tiết được mô tả trong (3) và (4), trong đó N là số lượng mẫu

$$W_\varphi(j_0, k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_n x[n] \varphi_{j_0, k}(n), \quad (3)$$

$$W_\psi(j_0, k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_n x[n] \psi_{j_0, k}(n). \quad (4)$$

Wavelet shrinkage là sự kết hợp của biến đổi Wavelet rời rạc và các mức ngưỡng để khử nhiễu. Mục tiêu của kỹ thuật này là chia tín hiệu ra nhiều khoảng tần số khác nhau và dùng ngưỡng để khử nhiễu trên từng băng tần. Hình 1 diễn tả một cách hoạt động của quá trình, tín hiệu đầu vào sẽ được chia thành năm thành phần chi tiết và một thành phần ước lượng. Sau đó một ngưỡng sẽ được tính cho mỗi thành phần chi tiết. Trong (5), một ngưỡng λ_i được đề xuất bởi Donoho [13]

$$\lambda_i = \sigma_i \sqrt{2 \log N}, \quad (5)$$

trong đó σ_i là biên độ nhiễu tại mức thứ i của thành phần chi tiết

$$\sigma_i = \frac{\text{median}|DC_i|}{C_i} \quad (6)$$

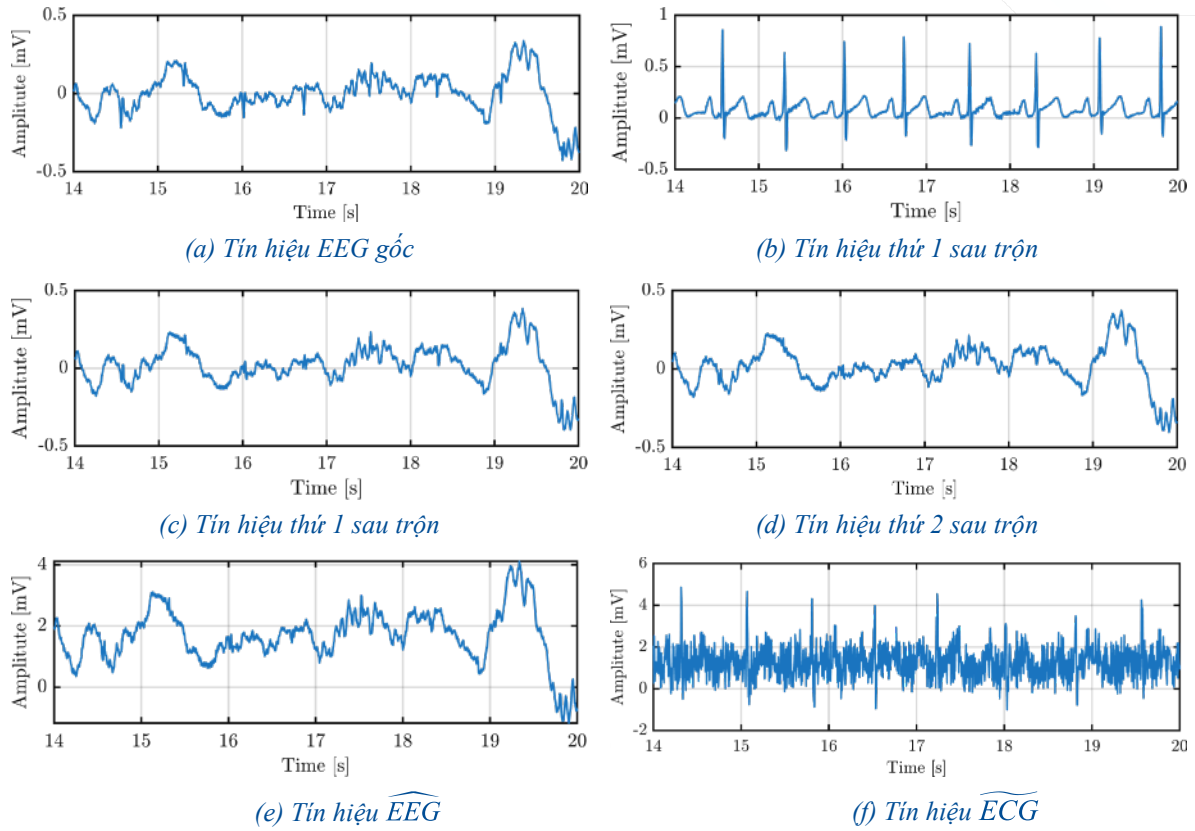
trong đó, C_i là hằng số được chọn dựa trên các mức DC_i . Thông thường, với các công suất nhiễu không biết thì hằng số sẽ được chọn là 0,6745. Khi đó tín hiệu sau khi khử nhiễu có dạng:

$$\delta(x_i) = \begin{cases} 0, & (|x_i| \leq \lambda_i) \\ x_i - (\lambda_i^2 / x_i), & (|x_i| > \lambda_i) \end{cases} \quad (7)$$

3. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG

3.1 Thông số mô phỏng

Bài báo này sử dụng dữ liệu EEG từ các vị trí điện cực khác nhau để thực hiện thí nghiệm này. Cụ thể, bài báo sử dụng dữ liệu từ các vị trí như spl02b (vị trí O_2-A_1), spl4 (vị trí C_3-O_1), và spl32 (vị trí C_4-O_1) từ Cơ sở dữ



Hình 2. Kết quả thuật toán tại $SNR = 14$ [dB]

liệu MIT-BIH Polysomnographic [14], trong đó có hơn 80 giờ ghi âm với bốn, sáu và bảy kênh, cung cấp cả tín hiệu ECG và tín hiệu EEG cùng lúc. Điều này thích hợp để so sánh kết quả thí nghiệm với tín hiệu gốc. Các tham số mô phỏng được thiết lập với SNR dao động từ 10 đến 30 [dB], điều này được sử dụng để đánh giá hệ số tương quan giữa tín hiệu đã trích xuất và tín hiệu gốc.

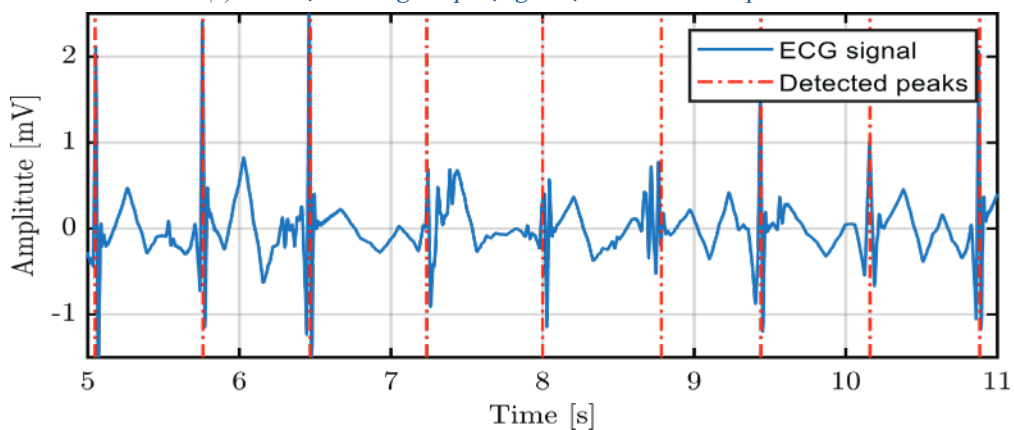
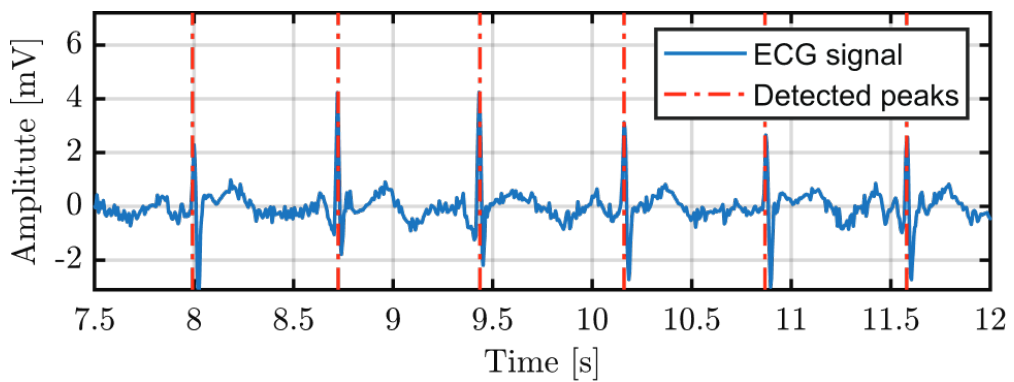
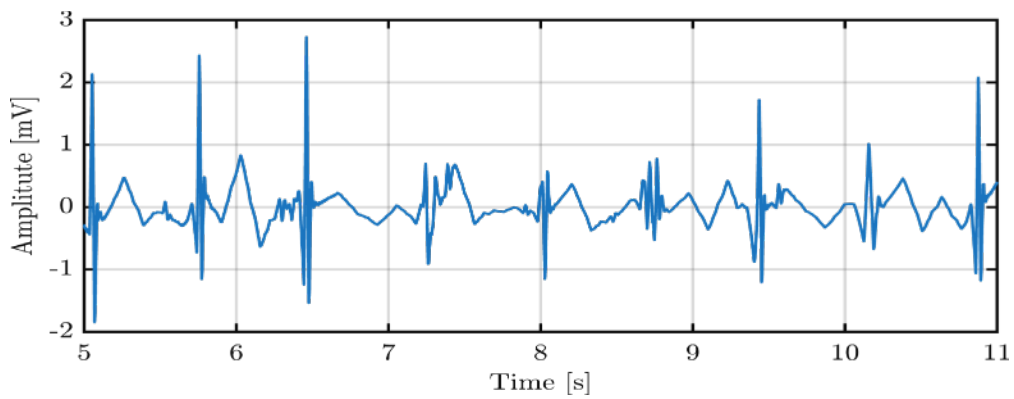
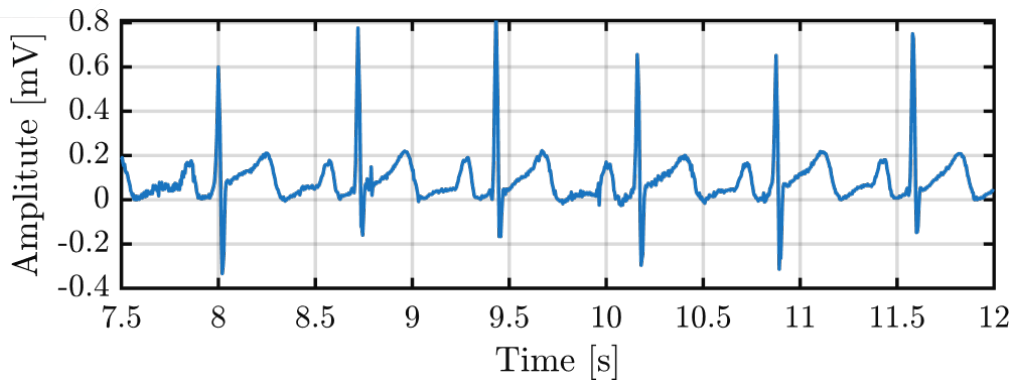
3.2 Kết quả trích xuất EEG và ECG bằng ICA

Hình 2 thể hiện kết quả sau mỗi bước của mô hình Trích xuất EEG-ECG (EEE). Hình 2a và Hình 2b thể hiện tín hiệu EEG và ECG gốc từ Cơ sở dữ liệu MIT-BIH Polysomnographic [14]. Hình 2c và Hình 2d thể hiện kết quả của quá trình trộn tín hiệu, mục tiêu của bước này là đảm bảo rằng tín hiệu tương tự tín hiệu thu được từ một cặp cảm biến gần nhau càng nhất. Điều này bao gồm tín hiệu gốc với tỷ lệ phù hợp và nhiễu ngẫu nhiên với SNR ở mức 14 [dB]. Hình 2c thể hiện tín hiệu mô phỏng tại cảm biến thứ nhất và Hình 2d là cảm biến thứ hai. Sau thuật toán ICA, chúng ta sẽ có kết quả được hiển thị trong Hình 2e và Hình 2f. Các tín hiệu trộn được tách thành $\widehat{EEG}$ và $\widehat{ECG}$. Tuy nhiên, tín hiệu nhiễu ngẫu nhiên vẫn ảnh hưởng đến tín hiệu $\widehat{ECG}$ do nhược điểm của kỹ thuật ICA. Trong ICA, nếu số thành phần tín hiệu nhỏ hơn số cảm biến, các tín hiệu được xử lý sẽ chứa thông tin của dữ liệu khác, trong trường hợp này là nhiễu ngẫu nhiên. Để giảm thiểu tác động của nhiễu, trong bước tiếp theo, chúng tôi sử dụng kỹ thuật Wavelet Shrinkage để làm giảm tác động của nhiễu.

3.3 Kết quả cải thiện ECG bằng Wavelet Shrinkage

Tín hiệu $\widehat{ECG}$ trong Hình 2d sẽ được xử lý bằng kỹ thuật Wavelet Shrinkage để tạo ra tín hiệu $\widehat{ECG}$. Hình 3 thể hiện quá trình phát hiện nhịp tim được áp dụng lên tín hiệu trên dữ liệu spl02b. Hình 3a và Hình 3b thể hiện sự so sánh giữa tín hiệu ECG gốc và tín hiệu $\widehat{ECG}$. Những đặc điểm quan trọng như phức hợp QRS và khoảng thời gian QT, cần thiết cho chẩn đoán bệnh tim, có thể nhìn thấy. Nhịp tim sau đó có thể được phát hiện bằng cách sử dụng thuật toán Pan-Tompkins [15]. Pan-Tompkins là một thuật toán được thiết kế để phát hiện chính xác các phức hợp QRS, đại diện cho các đỉnh nổi bật trong tín hiệu ECG tương ứng với sự khử cực tâm thất. Nó thường được sử dụng cho các ứng dụng khác nhau, bao gồm theo dõi nhịp tim, phát hiện loạn nhịp và phân tích tín hiệu ECG. Kết quả của thuật toán phát hiện đỉnh R được biểu diễn trong Hình 3c và Hình 3d. Đường liền thể hiện tín hiệu đầu vào và đường đứt thể hiện các đỉnh R được đánh dấu bởi thuật toán Pan-Tompkins. Để đánh giá chất lượng tín hiệu, hệ số tương quan giữa EEG, ECG và $\widehat{EEG}$, $\widehat{ECG}$ lần lượt được tính toán và kết quả được hiển thị trong Hình 4.

Khi SNR tăng, tương quan của tín hiệu cũng tăng. Tương quan trong tất cả ba kênh EEG khoảng 0,9 với SNR từ 10 [dB] đến 30 [dB]. Điều này cho thấy rằng kỹ thuật ICA không ảnh hưởng đến độ chính xác của tín hiệu EEG. Hệ số tương quan của ECG là khoảng 0,9 ở 20 [dB] với vị trí C_3-O_1 và lớn hơn 0,8 với O_2-A_1 . Kết quả



Hình 3. So sánh giữa ECG gốc và $\widehat{ECG}$ với $SNR = 14$ [dB]

Bảng I. Nhịp tim của ECG và $\widehat{ECG}$

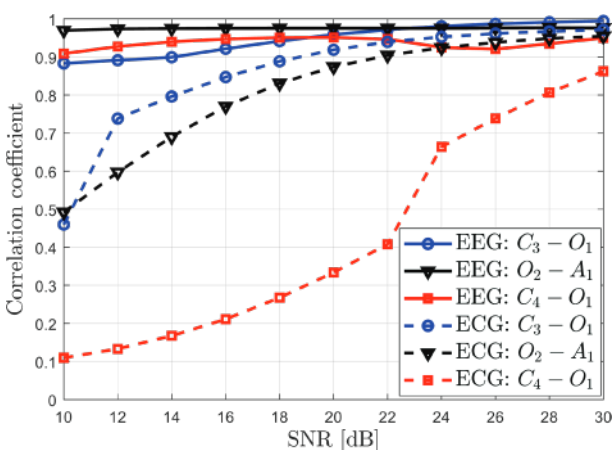
Cơ sở dữ liệu	Nhịp tim trung bình [bpm]		
	ECG	$\widehat{ECG}$	Error
Spl02a ($O_2 - A_1$)	94	94	0
Spl02b ($O_2 - A_1$)	77	75	2
Spl03 ($C_3 - O_1$)	71	71	0
Spl04 ($C_3 - O_1$)	63	63	0
Spl14 ($C_3 - O_1$)	69	69	0
Spl16 ($C_3 - O_1$)	89	89	0
Spl32 ($C_4 - O_1$)	68	65	3

của ECG không tốt bằng EEG tại $C_4 - O_1$. Từ kết quả này, chúng ta có thể thấy rằng hệ số tương quan biến đổi dựa trên vị trí của cảm biến. Kết quả tốt nhất được đạt được khi cảm biến được đặt tại vị trí $C_3 - O_1$. Kết quả này là cơ sở cho việc nghiên cứu vị trí cảm biến thích hợp để đo và trích xuất tín hiệu EEG và ECG cho thiết bị y tế.

Bảng I trình bày một so sánh toàn diện về số nhịp tim trên mỗi phút thu được từ tín hiệu ECG và tín hiệu bằng thuật toán Pan-Tompkins [15]. Dữ liệu được sử dụng cho phân tích được thu thập từ nhiều tín hiệu khác nhau từ Cơ sở dữ liệu MIT-BIH Polysomnographic, sử dụng một loạt các vị trí điện cực đa dạng. Bộ dữ liệu đa dạng này đảm bảo tính đáng tin của kết quả. Cuộc so sánh cho thấy rằng tín hiệu được trích xuất từ dữ liệu EEG thể hiện sai số không đáng kể. Những nhịp tim được phát hiện thể hiện một độ sai lệch chỉ trong khoảng ba nhịp. Những kết quả này tiếp tục củng cố tính khả thi và hiệu quả của việc trích xuất tín hiệu ECG từ EEG, không phụ thuộc vào vị trí cụ thể của điện cực được sử dụng.

4. KẾT LUẬN

Mô hình EEE đề xuất đã mô phỏng một tình huống thời gian thực với hai điện cực EEG được đặt gần nhau để trích xuất một lượng thông tin lớn nhất từ tín hiệu kết hợp



Hình 4. Chỉ số tương quan giữa EEG, ECG và $\widehat{ECG}$

bằng cách kết hợp thuật toán ICA với thuật toán Wavelet Shrinkage. Để đánh giá hiệu quả của thuật toán đề xuất, chúng tôi tính toán sự tương quan giữa tín hiệu trích xuất và tín hiệu gốc. Kết quả cho thấy rằng tín hiệu EEG được xử lý bằng ICA có hệ số tương quan lớn hơn 0,85 so với tín hiệu gốc. Hơn nữa, tín hiệu ECG được trích xuất có thể phát hiện các phức hợp QRS và khoảng QT. Những kết quả này cho thấy tiềm năng của mô hình đề xuất của chúng tôi trong việc trích xuất tín hiệu ECG một cách chính xác từ tín hiệu EEG, giúp phát hiện sớm các bệnh tim mạch như bệnh đau tim cục bộ và các tình trạng tim mạch khác. Ngoài ra, chất lượng tín hiệu phụ thuộc SNR, vì vậy một thuật toán để tăng SNR của tín hiệu ECG có thể được phát triển trong tương lai. Hơn nữa, kết quả này giúp điều tra vị trí điện cực mới có thể trích xuất thông tin một cách chính xác hơn, mở ra cơ hội cho việc tạo ra một thiết bị nhỏ gọn có thể đo lường một loạt tín hiệu điện sinh học.

Đây là một thuật toán có nhiều ứng dụng tiềm năng trong y tế và chăm sóc sức khỏe. Hệ thống này có thể được tích hợp vào các thiết bị đeo nhỏ gọn như đồng hồ thông minh, vòng đeo tay sức khỏe, hoặc các thiết bị theo dõi y tế cá nhân để theo dõi liên tục tình trạng sức khỏe tim mạch và não bộ của bệnh nhân, giúp phát hiện sớm các bệnh lý như đột quỵ và các vấn đề tim mạch khác. Ngoài ra, hệ thống này còn có thể được sử dụng trong nghiên cứu khoa học, giúp các nhà nghiên cứu thu thập dữ liệu chính xác về hoạt động điện sinh học của não và tim, từ đó hiểu rõ hơn về mối quan hệ giữa hai hệ thống này. Các vận động viên cũng có thể sử dụng thiết bị đeo tích hợp hệ thống này để theo dõi sức khỏe tim mạch và hoạt động não bộ trong quá trình tập luyện, giúp tối ưu hóa hiệu suất và giảm nguy cơ chấn thương. Dữ liệu thu thập từ hệ thống này có thể được truyền đến ứng dụng di động để phân tích và theo dõi, cung cấp các cảnh báo sớm về các vấn đề sức khỏe cũng như các khuyến nghị dựa trên dữ liệu thời gian thực. Hơn nữa, các thiết bị này có thể được tích hợp vào hệ thống quản lý y tế từ xa, giúp các bác sĩ theo dõi tình trạng bệnh nhân từ xa và cung cấp sự can thiệp kịp thời khi cần thiết.

5. LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được hỗ trợ một phần bởi công ty cổ phần ITR-VN.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] WHO, the top 10 causes of death. [Online]. Available: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death>.
- [2] Y.-A. Choi, S. J. Park, J.-A. Jun, C. Ho, C.-S. Pyo, H. Lee, and J. Yu, “Machine-learning-based elderly stroke monitoring system using electroencephalography vital signals.” *Applied Sciences*, vol. 11, p. 1761, 02 2021.
- [3] C.-C. Hung and S.-H. Wang, *Introduction to Biomedical Signals and Their Applications*. Cham: Springer International Publishing, 2022, pp. 1–22. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-88845-9>
- [4] J. W. Ahn, Y. Ku, and H. C. Kim, “A novel wearable EEG and ECG recording system for stress assessment,” *Sensors*, vol. 19, no. 9, 2019. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/9/1991>
- [5] M. Nakamura and H. Shibasaki, “Elimination of EKG artifacts from EEG records: a new method of non-cephalic referential EEG recording,” *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 66, no. 1, pp. 89–92, 1987. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/001346948790143X>
- [6] M. Grobbelaar, S. Phadikar, E. Ghaderpour, A. F. Struck, N. Sinha, R. Ghosh, and M. Z. I. Ahmed, “A survey on denoising techniques of electroencephalogram signals using wavelet transform,” *Signals*, vol. 3, no. 3, pp. 577–586, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2624-6120/3/3/35>
- [7] H.-J. Park, D.-U. Jeong, and K.-S. Park, “Automated detection and elimination of periodic ECG artifacts in EEG using the energy interval histogram method.” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 49, no. 12, pp. 1526–1533, 2002.
- [8] Q. Zhang and D. Zhou, “Deep arm/ear-ecg image learning for highly wearable biometric human identification,” *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 46, pp. 122 – 134, 2018.
- [9] C. Taswell, “The what, how, and why of wavelet shrinkage denoising.” *Computing in Science Engineering*, vol. 2, no. 3, pp. 12–19, 2000.
- [10] A. J. Bell and T. J. Sejnowski, “An Information-Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution,” *Neural Computation*, vol. 7, no. 6, pp. 1129–1159, 11 1995. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1162/neco.1995.7.6.1129>
- [11] ECG interpretation: Characteristics of the normal ECG (P-wave, QRS complex, ST segment, T-wave). [Online]. Available: <https://ecgwaves.com/topic/ecg-normal-p-wave-qrs-complex-st-segment-t-wave-j-point/>
- [12] J. Ruiz, J. Xu, and S. Shimamoto, “Propagation characteristics of intrabody communications for body area networks,” in *CCNC 2006. 2006 3rd IEEE Consumer Communications and Networking Conference, 2006.*, vol. 1, 2006, pp. 509–513.
- [13] D. Donoho, “De-noising by soft-thresholding.” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613–627, 1995.
- [14] Mit-bih polysomnographic database v1.0.0. [Online]. Available: <https://physionet.org/content/slpdb/1.0.0/>
- [15] J. Pan and W. J. Tompkins, “A real-time qrs detection algorithm,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230–236, 1985