

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ**

Nguyễn Thế Hoàng Anh

**NGHIÊN CỨU PHÁT TRIỂN MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP DỰA TRÊN
HỌC MÁY PHỤC VỤ PHÂN TÍCH VÀ XỬ LÝ TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO
HƯỚNG TỚI XÂY DỰNG HỆ GIAO ĐIỆN NÃO – MÁY TÍNH**

Chuyên ngành: Khoa học máy tính

Mã số: 9480101.01

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ KHOA HỌC MÁY TÍNH

Hà Nội – 2019

Công trình được hoàn thành tại: Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội

Người hướng dẫn khoa học: PGS.TS. Bùi Thế Duy

PGS. TS. Lê Thanh Hà

Phản biện:.....

.....

Phản biện:.....

.....

Phản biện:.....

.....

Luận án sẽ được bảo vệ trước Hội đồng cấp Đại học Quốc gia chấm luận án tiến sĩ họp tại

vào hồi giờ ngày tháng năm

Có thể tìm hiểu luận án tại:

- Thư viện Quốc gia Việt Nam
- Trung tâm Thông tin - Thư viện, Đại học Quốc gia Hà Nội

PHẦN MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết

Não bộ là một trong những cơ quan quan trọng nhất, về cơ bản chịu trách nhiệm điều phối toàn bộ các cơ quan khác trong cơ thể con người. Cơ chế hoạt động của não bộ là một vấn đề rất phức tạp, đến nay khoa học chưa có lời giải rõ ràng. Nếu não bộ hoạt động không bình thường có thể do các vấn đề tâm lý hay xáo trộn về cấu trúc sinh học, một số bệnh liên quan có thể xuất hiện như suy giảm trí nhớ, tự kỷ/trầm cảm, Parkinson, đột quỵ... Tín hiệu điện não là một cách tiếp cận phù hợp để có thể đánh giá tình trạng của não bộ trong các trường hợp kể trên do chất lượng tín hiệu tốt, độ phân giải cao, tính linh động của thiết bị, an toàn và giá thành hợp lý trong điều kiện Việt Nam nếu so sánh với các phương pháp thu tín hiệu từ não bộ khác như Chụp cộng hưởng từ, Chụp cắt lớp, điện não đồ xâm lấn...

Giao diện não-máy tính (Brain Computer Interface - BCI) chính là một phương thức truyền thông cho phép kết nối máy tính để xử lý và hiểu được tín hiệu sinh ra từ bộ não. BCI là một giải pháp hữu ích cho người bị các bệnh như xơ cứng teo cơ một bên (ALS) hay bệnh nhân trong tình trạng nghiêm trọng không cử động và điều khiển được các bộ phận của cơ thể. Giao diện não máy tính cho phép chuyển tải thông điệp người sử dụng muốn chỉ thông qua tín hiệu đã được phân tích, xử lý và “dịch” bởi hệ thống mà không cần bất kỳ can thiệp nào khác. Trong các phương thức thu tín hiệu có thể được sử dụng để thực hiện hệ BCI, tín hiệu điện não là cách thức phổ biến nhất (*Kevric, J. và Subasi, A., 2017*)

2. Mục tiêu của luận án

- Luận án này đã phát triển một qui trình thu nhận dữ liệu với thiết kế thí nghiệm riêng để đảm bảo phù hợp với hệ thống BCI có khả năng điều khiển các thiết bị điện tử gia dụng thông minh.
- Phát triển phương pháp tăng cường chất lượng điện não dựa trên học máy, cụ thể là loại bỏ thành phần tín hiệu điện não không mong muốn trong đó tín hiệu điện não bất thường sinh ra do nháy mắt EOG để tăng hiệu quả hoạt động của hệ BCI.
- Phát triển các phương pháp phân tích, xử lý tín hiệu điện não dựa trên các phương pháp học máy trong đó bao gồm việc kiểm thử các phương pháp học có giám sát và không giám sát. Đối với các phương pháp phân tích tín hiệu điện não dựa trên học có giám sát, kết quả phân loại tín hiệu sẽ cho thấy mô hình đã được huấn luyện có thể học và làm tốt đến đâu với dữ liệu tín hiệu điện não đầu vào đã được gán nhãn. Trong trường hợp xử lý tín hiệu điện não với phương pháp học không giám sát, luận án sẽ kiểm chứng việc một thuật toán học máy trong trường hợp cụ thể này có thể làm tốt đến đâu khi đã biết nhiệm vụ nhưng chưa thực sự thực hiện nhiệm vụ này bao giờ. Suy rộng ra là mục tiêu chứng tỏ các hệ thống trí tuệ nhân tạo có khả năng tự học và suy diễn để thực hiện các nhiệm vụ được đặt ra như khả năng suy luận của con người mà không cần phải cho huấn luyện trước (trong chừng mực nào đó) trên một nhiệm vụ như vậy.

3. Đóng góp của luận án

Các hệ BCI của nhiều nhóm nghiên cứu khác trên thế giới cho các mục đích đánh vần, điều khiển, phục hồi chức năng... được phát triển để nhận diện các đặc trưng tín hiệu điện não P300, N400, nhíp cảm giác vận động... thường yêu cầu phải có thiết bị hỗ trợ để kích thích người sử dụng phát ra tín hiệu điện não có các đặc trưng này. Hệ BCI trong điều khiển thiết bị điện tử gia dụng thông minh được phát triển trong

luận án này dựa trên cách tiếp cận thuần túy phân biệt trạng thái suy nghĩ mà không yêu cầu các thiết bị phụ trợ.

Bên cạnh việc phát triển một hệ thống BCI với quy trình, thiết kế thí nghiệm phù hợp và các công nghệ mới về xử lý và phân tích tín hiệu điện não, luận án còn có những đóng góp khoa học trong đó đề xuất 06 phương pháp mới gồm:

Thứ nhất, phân loại tín hiệu điện não trong các tác vụ suy nghĩ dựa trên bộ phân lớp SVM kết hợp biến đổi năng lượng wavelet tương đối (Relative wavelet energy - RWE). Việc triển khai phương pháp này cho thấy, đặc trưng RWE rất phù hợp để làm đầu vào cho các mô hình phân lớp học máy, nhất là trong bài toán phân loại tín hiệu điện não.

Thứ hai, phân loại tín hiệu điện não sử dụng mạng nơ-ron kết hợp phân ngưỡng donoho để lựa chọn đặc trưng.

Thứ ba, phân loại tín hiệu điện não sử dụng mạng học sâu (deep neural network). Trong phương pháp này, mạng học sâu được huấn luyện với đầu vào là các đặc trưng trên miền tần số được trích chọn và giảm số chiều thông tin sau phân tích thành phần chính PCA. Một phương pháp phân ngưỡng SURE (Zhang, 1998) được đề xuất để giảm số chiều các thành phần chính nhằm giảm độ phức tạp tính toán và thời gian xử lý, đồng thời tăng chất lượng của bộ phân lớp sử dụng mạng học sâu.

Thứ tư, phân loại tín hiệu điện não sử dụng mô hình dựa trên máy học kết hợp. Mô hình máy học kết hợp sử dụng tín hiệu đầu vào đã được khử tín hiệu điện não bất thường sinh ra do nháy mắt với phương pháp DWSAE. Các máy học thành phần được sử dụng là máy học dựa trên học sâu, mạng nơ-ron nhân tạo và máy vec-tơ hỗ trợ được đề xuất trong Chương 3 của luận án.

Thứ năm, nhận diện, dò đếm giả tượng mắt EOG dựa trên biến đổi wavelet với hàm cơ sở wavelet Haar. Phương pháp này được phát triển với mục đích thu thập các đoạn tín hiệu điện não sạch phục vụ huấn luyện không giám sát mô hình DWSAE.

Thứ sáu, khử tín hiệu điện não bất thường sinh ra do nháy mắt tự động mạng học sâu tự mã hóa thừa wavelet (DWSAE). Đây là một phương pháp mới, trong đó thuật toán DWSAE được huấn luyện không giám sát và khử nhiễu một cách tự động. Cách tiếp cận này chứng tỏ các thuật toán trí tuệ nhân tạo nếu được triển khai theo một quy trình phù hợp, có khả năng tự tìm cách thực hiện các nhiệm vụ cụ thể mà không cần phải huấn luyện với dữ liệu được gán nhãn hay nói cách khác không phải trải qua pha huấn luyện off-line.

Các đóng góp khoa học cũng như kết quả thực nghiệm của luận án cho thấy sử dụng học máy là phương pháp tiếp cận phù hợp để giải quyết các bài toán liên quan đến tín hiệu điện não và hệ giao diện não máy tính trong điều kiện tín hiệu điện não có tính chất không tĩnh (non-stationary), thay đổi từ người này sang người khác và từ phiên thu tín hiệu này sang phiên thu tín hiệu khác.

4. Phạm vi của luận án

- Hướng đến việc giải quyết các vấn đề liên quan đến phát triển và thực hiện hệ giao diện não máy tính nói chung và ứng dụng cụ thể cho hệ BCI có khả năng điều khiển các thiết bị điện tử gia dụng thông minh dựa trên tín hiệu điện não.

- Tập trung đề xuất một số phương pháp xử lý, phân tích tín hiệu điện não để tăng cường chất lượng tín hiệu điện não đầu vào của hệ giao diện não máy tính. Các phương pháp này có thể được áp dụng cho hệ BCI điều khiển thiết bị điện tử được mô tả trong luận án này cũng như các hệ xử lý tín hiệu điện não khác.

- Trình bày một số đề xuất về các phương pháp hoàn chỉnh gồm tiền xử lý tín hiệu sóng điện não, trích chọn các đặc trưng phù hợp và huấn luyện, sử dụng mô hình phân lớp dựa trên học máy trong phân loại tín hiệu điện não để hiểu được ý định của người sử dụng hệ giao diện não máy tính trong điều khiển các thiết bị điện tử gia dụng thông minh.

5. Cấu trúc luận án

Luận án này gồm 06 phần trong đó có Phần mở đầu, 04 chương nội dung và Phần kết luận, cụ thể như sau:

Phần mở đầu nêu lên tính cấp thiết của vấn đề nghiên cứu, mục tiêu, đóng góp khoa học và phạm vi của luận án.

Chương 1 nêu tổng quan các vấn đề liên quan đến tín hiệu điện não, cơ chế sinh ra tín hiệu điện não, hệ giao diện não máy tính và một số phương pháp xử lý, phân tích tín hiệu điện não.

Chương 2 trình bày đề xuất phương pháp xử lý, tăng cường chất lượng tín hiệu điện não đầu vào của hệ giao diện não máy tính bằng cách khử tín hiệu điện não bất thường sinh ra do nháy mắt. Phương pháp được đề xuất kết hợp mạng học sâu tự mã hóa thưa và biến đổi wavelet để khử tín hiệu điện não bất thường sinh ra do nháy mắt một cách tự động và theo thời gian thực.

Chương 3 trình bày một số cách tiếp cận và đề xuất hệ thống thực thi hệ giao diện não máy tính trong điều khiển các thiết bị điện tử gia dụng thông minh dựa trên các phương pháp học máy như máy vec-tơ hỗ trợ, mạng nơ-ron nhân tạo, mạng học sâu.

Chương 4 trình bày cách tiếp cận sử dụng boosting để tăng cường khả năng phân loại của các phương án dựa trên học máy đã được đề xuất.

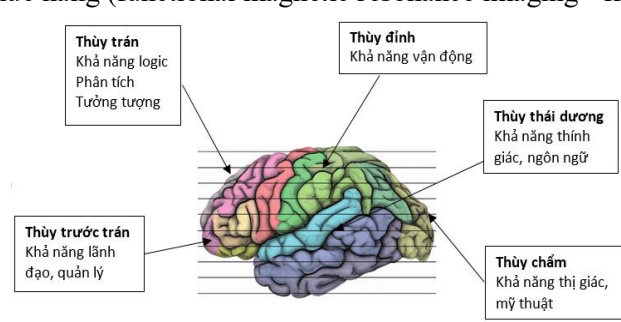
Phần kết luận đưa ra đánh giá tổng quát về các kết quả nghiên cứu trình bày trong luận án, các đóng góp chính của luận án và gợi ý một số hướng nghiên cứu để phát triển các nội dung đã được thảo luận trong luận án.

CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO, HỆ GIAO ĐIỆN NÃO – MÁY TÍNH VÀ MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP XỬ LÝ, PHÂN TÍCH TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO

1. Giới thiệu

Bộ não, trung tâm điều khiển của hệ thần kinh trung ương, đóng vai trò rất quan trọng trong việc điều phối các hoạt động của các cơ quan khác và sản sinh ra ý thức (Churchland và cộng sự, 2019). Não bộ (Hình 1) có khoảng 100 tỉ tế bào thần kinh và là một trong những bộ phận sinh học phức tạp nhất trong cơ thể con người (Herculano-Houzel, 2009). Tìm hiểu về cấu trúc của não bộ cũng như cách thức não bộ truyền nhận thông tin là một lĩnh vực chứa nhiều tiềm năng đem tới những phát kiến khoa học lớn. Để thực hiện được việc đó, một trong những việc đầu tiên và quan trọng nhất là phải thu nhận được những tín hiệu/thông tin do não bộ sản sinh. Một số phương pháp khác nhau ghi lại hoạt động của não (Hình 2), đó là:

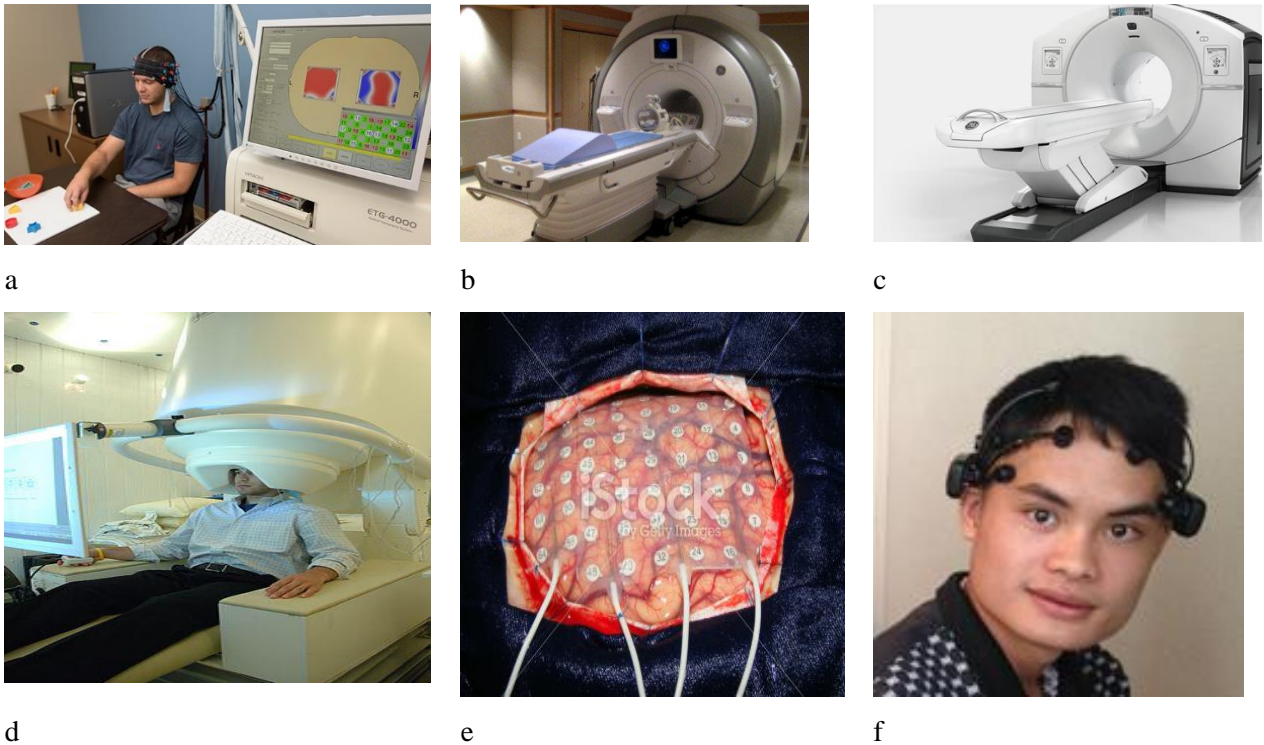
- Điện não đồ (Electroencephalography - EEG),
- Chụp quang phổ cận hồng ngoại chức năng (Functional Near-Infrared Spectroscopy - fNIRS),
- Điện não xâm lấn (Electro-corticography - ECoG),
- Chụp cắt lớp (Computed Topography - CT)
- Từ não đồ (Magnetoencephalography - MEG),
- Chụp cắt lớp phát xạ positron (Positron emission tomography - PET)
- Chụp cộng hưởng từ chức năng (functional magnetic resonance imaging - fMRI).



Hình 1. Cấu trúc não bộ (Nguồn: Atlas of the human brain - Mai, 2015)

Các phương pháp thu tín hiệu hình ảnh từ não như CT, PET, MRI thường có thiết kế cồng kềnh, giá thành rất cao. Phương pháp điện não xâm lấn ECoG cho tín hiệu có độ tin cậy cao, chất lượng và độ phân giải tốt tuy nhiên lại là phương pháp xâm lấn, không dễ thực hiện và đòi hỏi phải có can thiệp y khoa để mở hộp sọ đặt điện cực thu tín hiệu. So với các phương pháp này, điện não đồ EEG cho kết quả là tín hiệu điện não có độ phân giải và chất lượng tốt. Thiết bị thu EEG thường nhỏ gọn, có thể di chuyển linh hoạt và giá thành thấp (Kevric, 2017). Tín hiệu điện não EEG là một phương thức được sử dụng phổ biến nhất thu nhận tín hiệu đầu vào cho các ứng dụng giao diện não – máy tính (Ahi, 2010; Wolpaw, 2004; Citi, 2008; Kevric, 2017; Hotson, 2016; Hamed, 2016; LA. Farwell, 1988; G. Schalk, 2004), phù hợp với điều kiện kinh tế - xã hội nếu được triển khai áp dụng tại Việt Nam.

Chương 1 sẽ trình bày về các phương pháp đo tín hiệu từ não bộ, cơ sở khoa học để làm rõ lý do và ưu điểm, hạn chế của tín hiệu điện não so với các phương pháp khác cũng như tổng quan về tình hình nghiên cứu về hệ giao diện não máy tính BCI. Qua các phân tích, đánh giá và cơ sở khoa học được trình bày sẽ cho thấy một tiềm năng to lớn trong việc nghiên cứu tín hiệu điện não, phát triển hệ BCI, hứa hẹn sẽ đem đến những phát kiến khoa học có giá trị theo hướng nghiên cứu này trong các lĩnh vực y tế, điều khiển, trị liệu....



Hình 2. Các phương thức thu tín hiệu từ não bộ (a) fNIRS, (b) fMRI, (c) PET, (d) MEG, (e) EcoG và (f) EEG (Nguồn: Internet và kết quả nghiên cứu của luận án)

2. Tín hiệu điện não và phương pháp đo tín hiệu từ não bộ

2.1. Các phương pháp đo tín hiệu từ não bộ

2.1.1. Chụp quang phổ cận hồng ngoại chức năng

Phương pháp chụp quang phổ cận hồng ngoại chức năng (Functional Near-Infrared Spectroscopy - fNIRS) cho phép đo dữ liệu về oxy trên vỏ não và lưu lượng máu trên các vùng của não mà không cần can thiệp xâm lấn (Naseer, 2015).

Cản trở lớn nhất của việc nghiên cứu phổ biến fNIRS là ở chi phí sử dụng cao, việc thiết lập hệ thống vẫn còn phức tạp. Ngoài ra fNIRS có một nhược điểm rất lớn là không thể sử dụng để thăm dò hoạt động não ở khu vực sâu hơn 4 cm do những hạn chế trong khả năng phát xạ các tia cận hồng ngoại và giới hạn về độ phân giải trong không gian (Naseer, 2015).

2.1.2. Chụp Cộng hưởng từ chức năng

Chụp cộng hưởng từ chức năng hay fMRI (Functional magnetic resonance imaging) là một kỹ thuật chẩn đoán hình ảnh y khoa không xâm lấn dựa trên hiện tượng cộng hưởng từ cho phép theo dõi sự thay đổi lượng oxy trong máu của não bộ, từ đó có thể phân tích được tình trạng hay hoạt động của hệ thần kinh (Kundu, 2017).

Thiết bị đo tín hiệu hình ảnh fMRI thường có kích thước lớn, cồng kềnh, không di chuyển được và yêu cầu bất động cơ thể người thu tín hiệu.

2.1.3. Chụp cắt lớp phát xạ positron

Chụp cắt lớp phát xạ positron (Positron Emission Tomography - PET) là kỹ thuật ghi hình y học hạt nhân có thể đánh giá được mức độ chuyển hóa, hoạt động chức năng của các tế bào trong một cơ quan.

Cũng giống như fMRI, thiết bị chụp PET thường có kích thước lớn, cồng kềnh, không di chuyển được và yêu cầu bất động cơ thể người thu tín hiệu. Ngoài ra việc đưa chất đánh dấu trong phức hợp đánh dấu phóng xạ vào cơ thể người cũng có thể gây ra các tác dụng phụ không mong muốn.

2.1.4. Từ não đồ (Magnetoencephalography - MEG)

Từ não đồ MEG là một kỹ thuật thần kinh chức năng cho phép lập bản đồ hoạt động của não bằng cách ghi nhận từ trường sinh ra bởi dòng điện sinh học, có giá trị rất nhỏ, gây ra do hoạt động của các tế bào thần kinh (Supek, 2016).

Từ não đồ là phương pháp đo tín hiệu não bộ chứa nhiều thông tin, có độ phân giải và chất lượng tốt nhưng sử dụng thiết bị khá cồng kềnh, công nghệ phức tạp, không di chuyển được và giá thành đắt.

2.1.5. Điện não đồ xâm lấn (Electro-corticography - ECoG)

Phương pháp electro-corticography (ECoG) là một phương pháp xâm lấn, dùng phẫu thuật mở hộp sọ để đặt các điện cực trực tiếp lên bề mặt não bộ nhằm ghi lại các hoạt động điện của não (Hotson, 2016).

Tuy có nhiều ưu điểm về chất lượng tín hiệu nhưng do là một kỹ thuật xâm lấn đòi hỏi phẫu thuật nên ECoG nên việc chuẩn bị và tiến hành kỹ thuật này là phức tạp hơn rất nhiều so với các kỹ thuật khác, do đó ECoG phần lớn được chỉ định trong điều trị y học nhiều hơn là trong nghiên cứu.

2.2. Tín hiệu điện não và các vấn đề liên quan

Mục này sẽ trình bày các nguyên lý cơ bản về cách thức bộ não phát sinh ra tín hiệu, phương pháp ghi lại các dạng tín hiệu phát ra từ não, phương pháp xử lý tín hiệu này như thế nào.

2.2.1. Điện não đồ

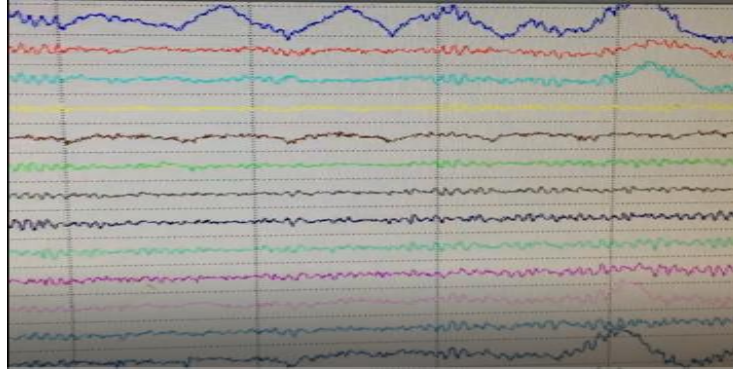
Phương pháp EEG là phương pháp thu tín hiệu không xâm lấn, trực tiếp đo tín hiệu điện phát sinh ra trong các hoạt động thần kinh của não bộ. Tuy nhiên, khác với ECoG vốn là một kỹ thuật xâm lấn, EEG đặt các điện cực ở da đầu để thu tín hiệu điện não.

EEG có chi phí thấp, tính đơn giản và linh hoạt trong thiết lập hệ thống đo trở thành hướng tiếp cận phù hợp nhất cho các nghiên cứu về não nói chung và các nghiên cứu về hệ thống BCI nói riêng. Dựa trên các cơ sở đó, luận án này lựa chọn tín hiệu điện não và phương pháp đo điện não đồ EEG làm hướng tiếp cận chính trong khuôn khổ đề tài nghiên cứu của luận án này.



Hình 3. Một số hệ thống thiết bị dùng để đo điện não EEG (Nguồn: Internet)

2.2.2. Tín hiệu điện não



Hình 4. Bản ghi tín hiệu điện não EEG

Tín hiệu điện não EEG là các giá trị điện thế có giá trị rất nhỏ, tạo ra bởi quá trình tương tác với nhau của các tế bào thần kinh trong não (Sanei, 2007; Purves, 2014). Tín hiệu điện não thường có biên độ trong khoảng từ 10 μ V đến 100 μ V và tần số trong dải từ 1 Hz đến 100 Hz. Tín hiệu điện não thường phi tuyến, không tuân theo phân bố Gauss thông thường và cũng không tĩnh (nonstationary).

Thông thường, tín hiệu điện não cho biết thông tin về các hoạt động theo nhịp (rhythmic activities) trên các dải tần số khác nhau như dải tần Delta (0.5–4 Hz), Theta (4-8 Hz), Alpha (8-13 Hz), Beta (13-30 Hz) và Gamma (30-50 Hz) (Jung, 2000).

2.2.3. Cơ chế phát sinh tín hiệu điện não

Tương tác của các tế bào thần kinh được diễn ra thông qua các xung điện, được ghi lại bởi các điện cực đặt trên da đầu. Hiệu điện thế hoạt hóa hay ức chế sau synapse sẽ tạo ra tín hiệu điện não theo cơ chế như sau (Purves, 2014). Khi xuất hiện tương tác tế bào thần kinh, chất trung gian dẫn truyền thần kinh được giải phóng sẽ khuếch tán qua khe synapse hẹp. Tại màng sau synapse, phân tử chất trung gian dẫn truyền thần kinh gắn vào phân tử thụ cảm thể gắn ở màng tại vùng nhận diện đặc hiệu đối với chất trung gian dẫn truyền thần kinh đó. Chất trung gian dẫn truyền thần kinh gắn vào thụ cảm thể sẽ kích hoạt đáp ứng sau synapse đặc hiệu cho thụ cảm thể đó. Đáp ứng này có thể là hoạt hoá hay ức chế, phụ thuộc vào đặc điểm của thụ cảm thể. Nếu sự kích thích thụ cảm thể làm cho màng sau xi náp tăng điện dương (khử cực), thì đó là thể hoạt hoá sau synapse (Excitatory postsynaptic potentials - EPSP). Nếu tăng điện âm (tăng phân cực), thì đó là thể ức chế synapse (Inhibitory postsynaptic potentials - IPSP). Các điện thế sau synapse được tổng hợp lại tại vỏ não, phát ra trên bề mặt da đầu và được ghi lại dưới dạng tín hiệu điện não.

2.2.4. Thu tín hiệu điện não

Hai phương pháp thường được dùng để thu tín hiệu điện từ bộ não là EEG và ECoG. Phương pháp EEG sử dụng một hệ thống các điện cực đặt trên vỏ da đầu để thu các tín hiệu điện, đây là một phương pháp không xâm lấn.

2.2.5. Thiết bị đo tín hiệu điện não Emotiv EPOC+

3. Hệ giao diện Não máy tính BCI

Giao diện não-máy tính (Brain computer interface – BCI) (Kevric, 2017; Hamed, 2016) là một cách thức truyền thông giữa não và các thiết bị bên ngoài (external devices) thông qua một hệ thống thu nhận và xử lý tín hiệu từ não bộ.

Hệ BCI2000 có khả năng di chuyển con chuột máy tính đến bất kỳ vị trí nào trên màn hình sử dụng đặc trưng nhịp cảm giác vận động (Sensorimotor rhythm) (Schalk, 2004). Năm 2018, một đề cử giải BCI Award giành cho hệ BCI dùng trong việc hỗ trợ phục hồi chức năng của người bị liệt nửa người do chấn thương tủy sống (Lupu, 2018). Hệ BCI dựa trên SSVEP cho phép người sử dụng điều khiển các nhân vật hoạt họa di chuyển trong một trò chơi điện tử (Saeedi, 2017). Trong một hệ BCI khác có khả năng điều khiển con chuột máy tính (Citi, 2008), một màn hình máy tính có 4 hình vuông tại 4 vị trí tương ứng việc di chuyển con trỏ theo 4 hướng được hiển thị. Hệ BCI cũng thường được nghiên cứu, phát triển để giải quyết bài toán hỗ trợ đánh vần cho những người bị liệt tứ chi. Nhìn chung có thể tiếp cận giải quyết bài toán này theo hai hướng: sử dụng đặc trưng P300 trong các hệ P300 speller (có màn hình hiển thị các character) và thu tín hiệu khi đối tượng thực hiện việc tưởng tượng vận động motor imagery (tưởng tượng thực hiện các hành động và chuyển đổi thành action để chọn chữ cái thích hợp) có thể dùng để đánh vần 26 chữ cái tiếng Anh. Một cách tiếp cận khác dựa trên việc tưởng tượng giác quan vận động được Muller, 2008 và các cộng sự phát triển thành hệ Berlin BCI.

Trong lĩnh vực nghiên cứu về tín hiệu điện não, có thể kể đến một số nghiên cứu ứng dụng bước đầu của nhóm nghiên cứu tại Đại học Công nghệ ứng dụng EEG cho dự đoán bệnh động kinh. Dựa vào tín hiệu EEG và đặc trưng của gai động kinh (spike, sharp wave), quá trình phát hiện gai tự động được chia thành nhiều giai đoạn, kết hợp các phương pháp xử lý tín hiệu và học máy, sử dụng tổng hợp các thông tin về hình dạng, thời gian, tần số và không gian giúp hệ thống dự đoán đưa ra các quyết định đáng tin cậy. Trong một nghiên cứu khác, còn có nhóm nghiên cứu tại Đại học Bách khoa ứng dụng phân tích tín hiệu EEG để nhận diện cảm xúc, sử dụng tín hiệu sóng điện não EEG cho mục đích xác thực người dùng và nhóm sinh viên của Đại học FPT sử dụng tín hiệu EEG cho mục đích điều khiển Robot.

4. Một số phương pháp xử lý, phân tích tín hiệu điện não

4.1. Mạng Nơron wavelet

4.2. Phương pháp phân tích thành phần độc lập

4.3. Kỹ thuật định vị LORETA

4.4. Biến đổi wavelet

5. Kết luận Chương 1

Có nhiều cách tiếp cận để thực hiện hệ BCI trong đó sử dụng tín hiệu điện não EEG một trong những phương thức phổ biến nhất. Các ưu điểm của tín hiệu điện não EEG so với các phương thức thu tín hiệu từ não bộ khác đã được tóm tắt và chỉ rõ trong nội dung Chương này. Nguồn gốc, cơ chế sinh học và cách thức thu tín hiệu cũng đã được trình bày trong Chương này. Đây chính là cơ sở đề xuất sử dụng tín hiệu điện não trong chủ đề nghiên cứu của luận án này. Ngoài ra, chương này cũng đã trình bày một số hệ giao diện não máy tính, qua đó cho thấy tính cần thiết để thực hiện các nghiên cứu về tín hiệu điện não và hệ giao diện não máy tính. Một số phương pháp xử lý, phân tích tín hiệu điện não được trình bày ở trong Chương 1 là các phương pháp cơ sở để phát triển các phương pháp đề xuất ở các chương tiếp theo hoặc hỗ trợ đánh giá kết quả thí nghiệm.

CHƯƠNG 2. ĐỀ XUẤT PHƯƠNG PHÁP SỬ DỤNG MẠNG HỌC SÂU TỰ MÃ HÓA THỪA WAVELET TRONG KHỬ TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO BẤT THƯỜNG DO NHÁY MẮT TỰ ĐỘNG, THEO THỜI GIAN THỰC

1. Đặt vấn đề

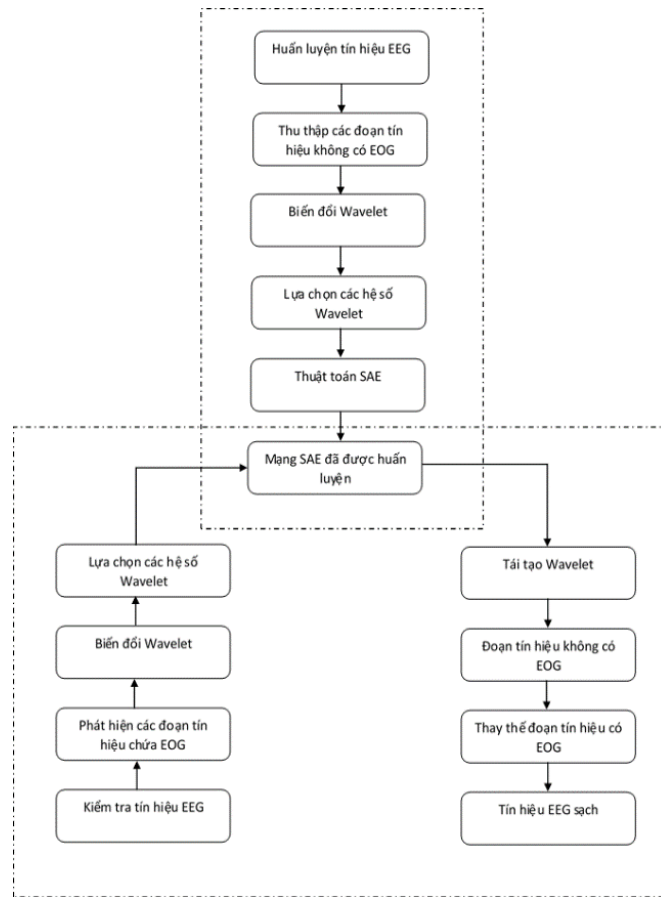
Khi mắt di chuyển con người (eye movement) hay nháy mắt (eye blinks) gây ra các tín hiệu điện não bất thường có giá trị biên độ lớn (Electroculographic artifacts - EOG) trong bản ghi sóng điện não. Tín hiệu điện não bất thường do nháy mắt (Hình 20) gây ảnh hưởng mạnh nhất trên các dải tần Delta, Theta, Alpha (Pizzagalli, 2007). Nháy mắt gây ra tín hiệu điện não bất thường dạng xung với đỉnh có thể có giá trị lên tới 800 μV và xuất hiện trong một khoảng thời gian khá ngắn khoảng từ 200-400 ms (Hagemann, 2001). Khử tín hiệu điện não bất thường EOG là một yêu cầu cần thiết trong xử lý, phân tích tín hiệu điện não. Tuy nhiên, việc loại bỏ tín hiệu bất thường EOG không đơn giản bởi tín hiệu EOG xuất hiện và chồng lên tín hiệu điện não “sạch” trên cả miền tần số và thời gian.

Xuất phát từ việc tìm kiếm một phương pháp có thể giải quyết các hạn chế của các phương pháp đã được công bố trước đây, luận án này đề xuất một phương pháp mới gọi là Mạng học sâu tự mã hóa thừa wavelet (Deep wavelet sparse autoencoder - DWSAE). DWSAE là một phương pháp khử tín hiệu bất thường EOG có thể thực hiện đơn kênh, tự động theo thời gian thực và có thể tự động huấn luyện, khắc phục được các hạn chế của các phương pháp kể trên trong đó có WNN. Kết quả thực nghiệm cho thấy DWSAE cho kết quả khử nhiễu tốt, đáng tin cậy so với các phương pháp được so sánh.

2. Đề xuất Phương pháp khử tín hiệu điện não bất thường do nháy mắt tự động, theo thời gian thực DWSAE

2.1. Huấn luyện không giám sát và khử tín hiệu bất thường do nháy mắt tự động

Quá trình huấn luyện mạng nơ-ron được thực hiện như trong Hình 21. Đầu tiên cần lựa chọn một tập dữ liệu sạch, tức là các đoạn tín hiệu điện não không chứa tín hiệu bất thường do nháy mắt EOG. Để thu được một tập đủ lớn, ta sử dụng phương pháp dò tìm tín hiệu bất thường do nháy mắt EOG để loại các đoạn tín hiệu có chứa EOG. Sau đó biến đổi wavelet các đoạn tín hiệu điện não sạch và lấy các hệ số wavelet tại các dải tần số thấp để làm đầu vào cho SAE. Cấu trúc SAE được sử dụng trong nghiên cứu và đạt kết quả tốt là 16-32-64-32-16; tức là có 16 đầu vào, 03 lớp ẩn với lần lượt 32-64-32 nơ-đơn và 16 đầu ra. Sở dĩ có 16 đầu vào là do biến đổi wavelet bậc 6 được áp dụng trên các đoạn tín hiệu có chiều dài 128 mẫu. Do đó $16 = 2$ hệ số xấp xỉ bậc 6 + 2 hệ số chi tiết bậc 6 + 4 hệ số chi tiết bậc 5 + 8 hệ số chi tiết bậc 4. Do quá trình huấn luyện này không cần dữ liệu được gán nhãn nên có thể coi phương pháp này là học không giám sát.



Hình 5. Lược đồ phương pháp DWSAE trong khử tín hiệu bất thường EOG

2.2. Phương pháp dò đếm tín hiệu bất thường do nháy mắt EOG dựa trên biến đổi wavelet Haar

Luận án này đề xuất một phương pháp mới dựa trên biến đổi wavelet và xác định ngưỡng thích hợp để dò đếm nhiễu (Huy Hoang Tran, Hoang Anh T. Nguyen, và cộng sự, 2018). Phương pháp này gồm 04 bước cụ thể như sau (lưu đồ của thuật toán thể hiện ở Hình 22):

- Bước 1: Chia tín hiệu điện não thành các đoạn tín hiệu ngắn
- Bước 2: Áp dụng biến đổi wavelet với hàm cơ sở Haar cho mỗi đoạn
- Bước 3: Ước lượng trung bình và sử dụng ngưỡng để dò tìm EOG
- Bước 4: Cập nhật giá trị của ngưỡng và tiếp tục dò tìm EOG

2.3. Thuật toán huấn luyện mạng học sâu tự mã hóa thưa trong khử tín hiệu bất thường do nháy mắt

Trong mạng học sâu tự mã hóa thưa kết hợp wavelet, máy học sâu tự mã hóa thưa được dùng để học không giám sát các tính chất của tín hiệu điện não không chứa tín hiệu bất thường EOG. Sau đó, khi được dùng trong pha khử tín hiệu điện não bất thường do nháy mắt, mạng học sâu tự mã hóa thưa SAE sẽ tìm cách để sửa các giá trị bất thường về giá trị tương đồng tín hiệu điện não thông thường.

2.4. Độ đo đánh giá kết quả

Để đánh giá kết quả ngoài việc hiển thị kết quả khử nhiễu của phương pháp DWSAE so với các phương pháp khác như ICA (SOBI, JADE, Infomax), wavelet thresholding và WNN trên miền thời gian, các chỉ số đánh giá khác được sử dụng trên miền tần số là Mật độ phổ công suất (Power Spectral Density - PSD) và Tương quan tần số (Frequency Correlation - FC).

3. Kết quả

Phần này trình bày về kết quả thí nghiệm khi sử dụng phương pháp Mạng học sâu tự mã hóa thưa wavelet DWSAE khử nhiễu trên ba tập dữ liệu là tập thực hiện nhiệm vụ chú ý quan sát (tập dữ liệu 1), tập dữ liệu nhận dạng trạng thái suy nghĩ (tập dữ liệu 2) và một tập dữ liệu mô phỏng tín hiệu điện não chứa tín hiệu điện não bất thường EOG (tập dữ liệu 3).

3.1. Dữ liệu kiểm thử:

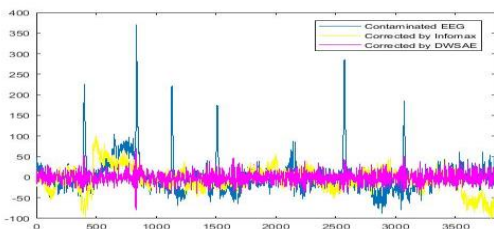
Tập dữ liệu 1 có thể được tải về tại địa chỉ https://ccn.ucsd.edu/~arno/fam2data/publicly_available_EEG_data.html. Tập dữ liệu 2 được thu trên 12 sinh viên Đại học. Tập dữ liệu 3 mô phỏng lại tín hiệu điện não chứa tín hiệu bất thường EOG.

3.2. Thiết kế thí nghiệm

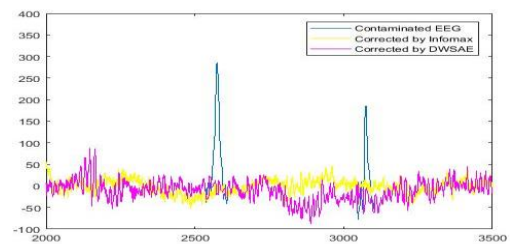
Sáu phương pháp khử nhiễu được thực hiện trên ba tập dữ liệu cho mục đích đánh giá hiệu quả trên các tập dữ liệu đã được chuẩn bị. Các phương pháp này gồm có Infomax, JADE, SOBI, WNN, Wavelet thresholding và DWSAE.

3.3. Kết quả thí nghiệm

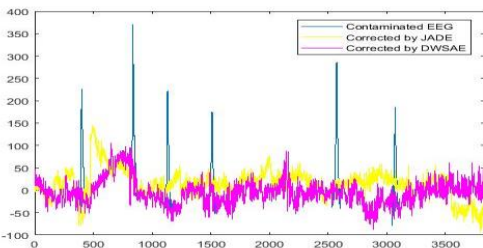
3.3.1. Kết quả trên Tập dữ liệu 1 - thực hiện nhiệm vụ chú ý quan sát



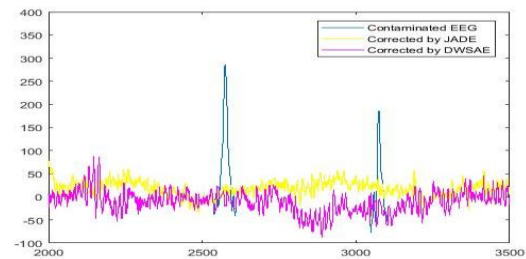
a1



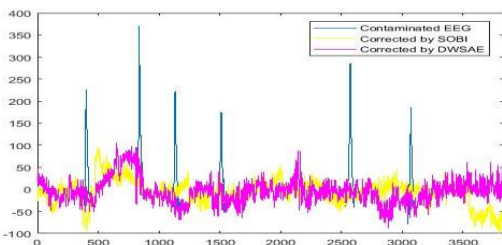
a2



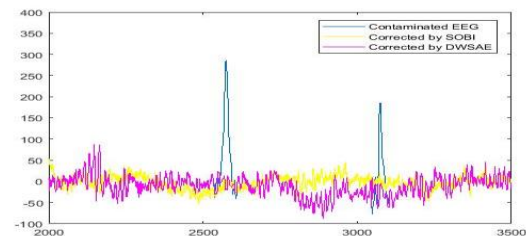
b1



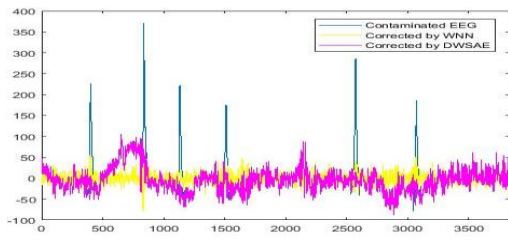
b2



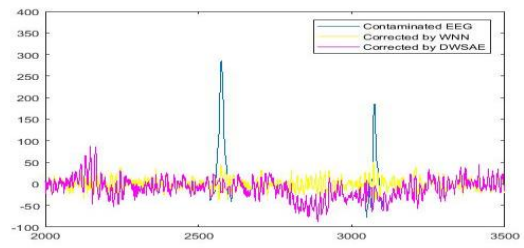
c1



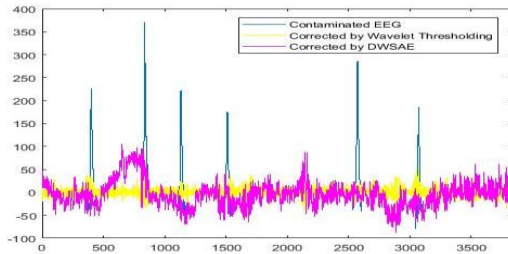
c2



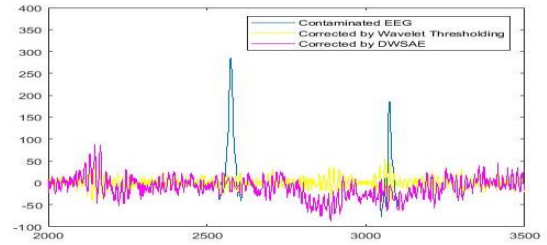
d1



d2

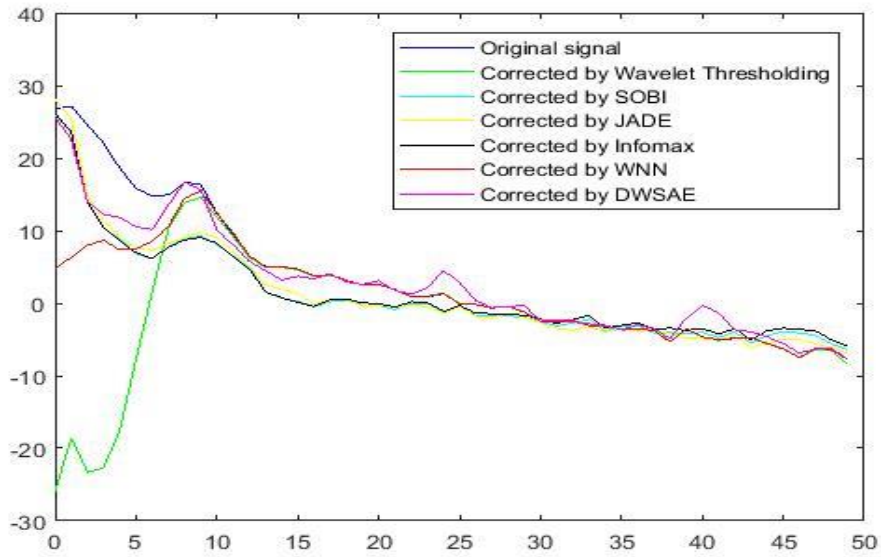


e1

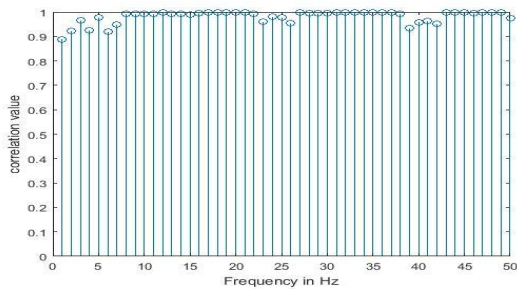


e2

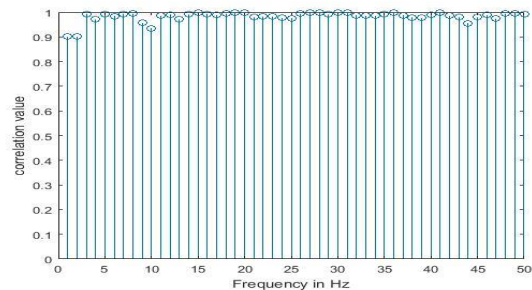
Hình 6. Kết quả khử nhiễu của DWSAE so với (a1-2) Infomax, (b1-2) JADE, (c1-2) SOBI, (d1-2)WNN và (e1-2) Wavelet thresholding



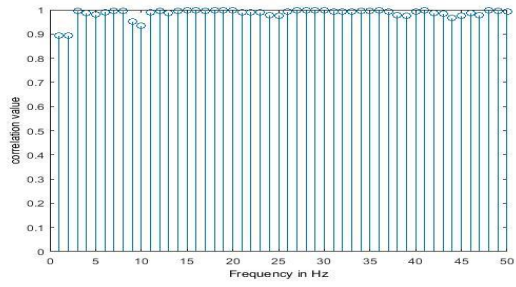
Hình 7. Hình vẽ thể hiện PSD của tín hiệu trước và sau khi khử nhiễu



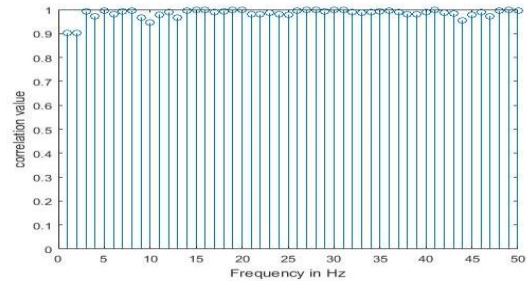
(a)



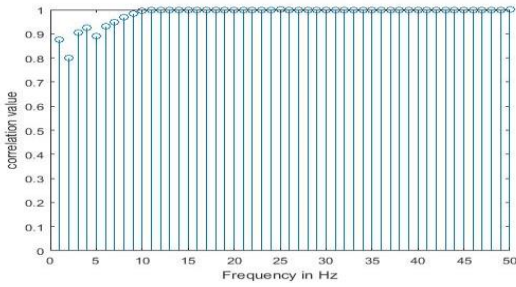
(b)



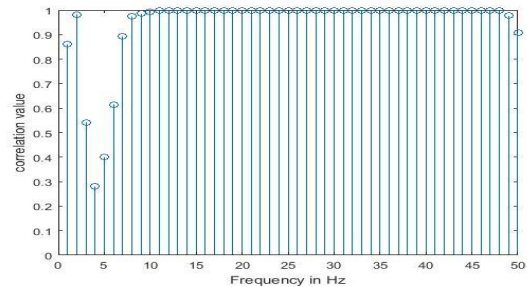
(c)



(d)



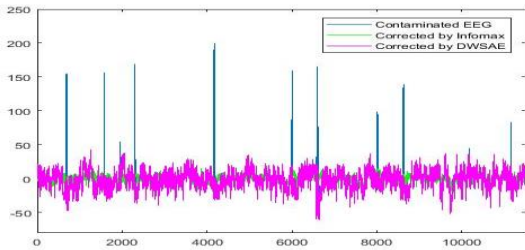
(e)



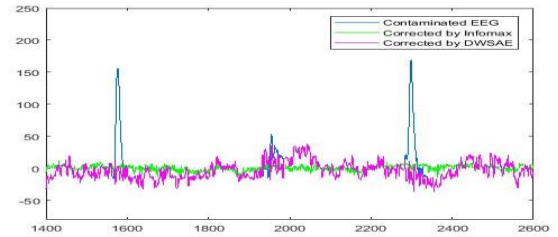
(f)

Hình 8. Hệ số tương quan tần số giữa tín hiệu trước và sau khi khử nhiễu bởi (a) DWSAE, (b) Infomax, (c) JADE, (d) SOBI, (e) WNN và (f) WT

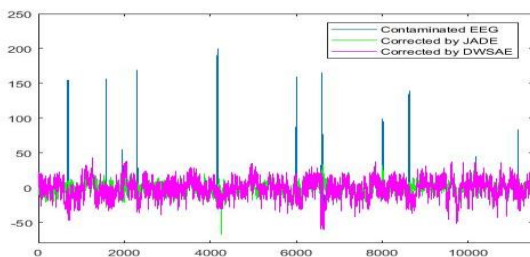
3.3.2. Kết quả trên Tập dữ liệu 2 - nhận dạng trạng thái suy nghĩ



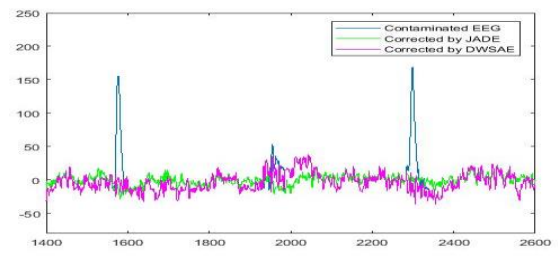
a1



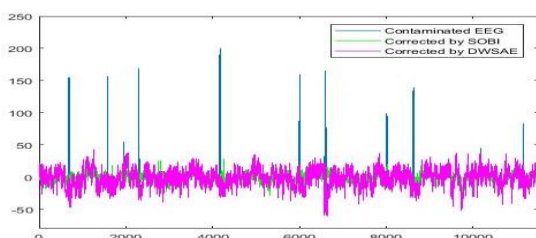
a2



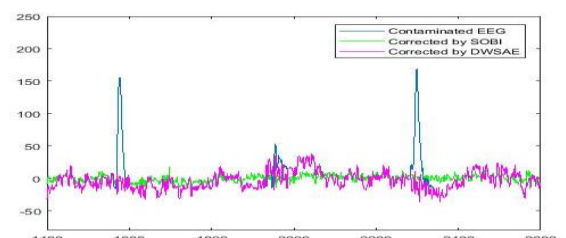
b1



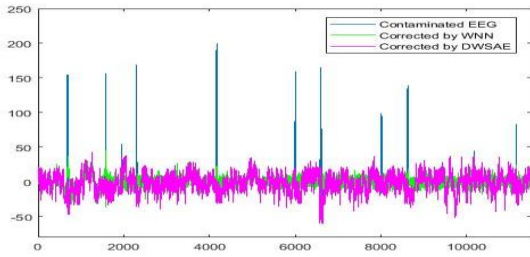
b2



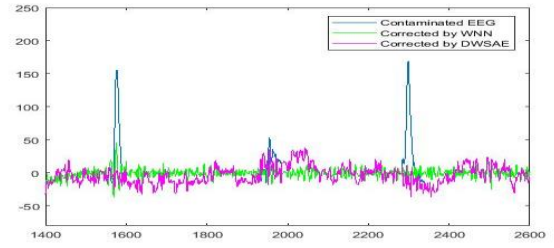
c1



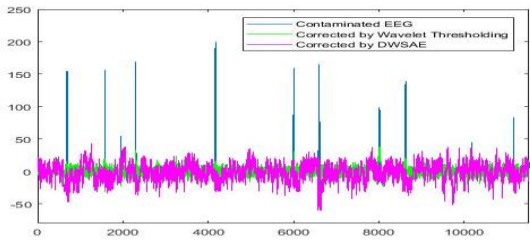
c2



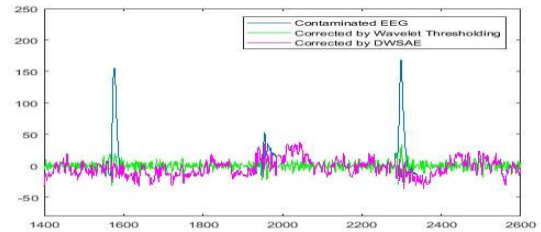
d1



d2



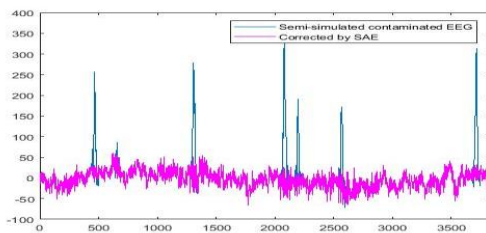
e1



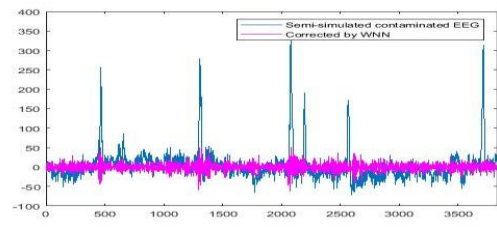
e2

Hình 9 So sánh kết quả khử nhiễu giữa DWSAE và (a1-2) Infomax, (b1-2) JADE, (c1-2) SOBI, (d1-2)WNN và (e1-2) Wavelet thresholding

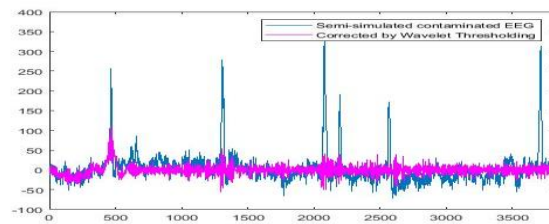
3.3.3. Kết quả trên tập dữ liệu 3 - mô phỏng tín hiệu điện não chứa nhiễu



a



b



c

Hình 10. Kết quả trên đoạn tín hiệu bán giả lập trước và sau khi khử nhiễu bởi (a) DWSAE, (b) WNN và (c) Wavelet thresholding

Bảng 1. MSE của ba phương pháp dựa trên wavelet

Phương pháp	MSE
WNN	422.73
WT	443.38
DWSAE	65.62

4. Kết luận Chương 2

Chương này của luận án đã trình bày một phương pháp mới trong xử lý tín hiệu điện não gọi là Mạng học sâu tự mã hóa thưa Wavelet (DWSAE). Kết quả xử lý nhiều bởi DWSAE được so sánh với các phương pháp khác như SOBI, JADE, Infomax, WNN và Wavelet thresholding cho thấy đây là một phương pháp hiệu quả trong xử lý tín hiệu bất thường do nháy mắt EOG. So với các phương pháp dựa trên phân tích thành phần độc lập ICA, DWSAE có ưu điểm là có thể thực hiện tự động trên đơn kênh dữ liệu. So với WNN, DWSAE không phải trải qua pha huấn luyện off-line mà có thể được huấn luyện và sử dụng để xử lý theo thời gian thực, tự động. Điều này rất cần thiết khi tích hợp phương pháp xử lý nhiều này trong các hệ giao diện não máy tính BCI theo thời gian thực.

CHƯƠNG 3. ĐỀ XUẤT MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP VÀ CÁCH TIẾP CẬN DỰA TRÊN HỌC MÁY CHO HỆ GIAO DIỆN NÃO MÁY TÍNH TRONG ĐIỀU KHIỂN THIẾT BỊ ĐIỆN TỬ GIA DỤNG THÔNG MINH

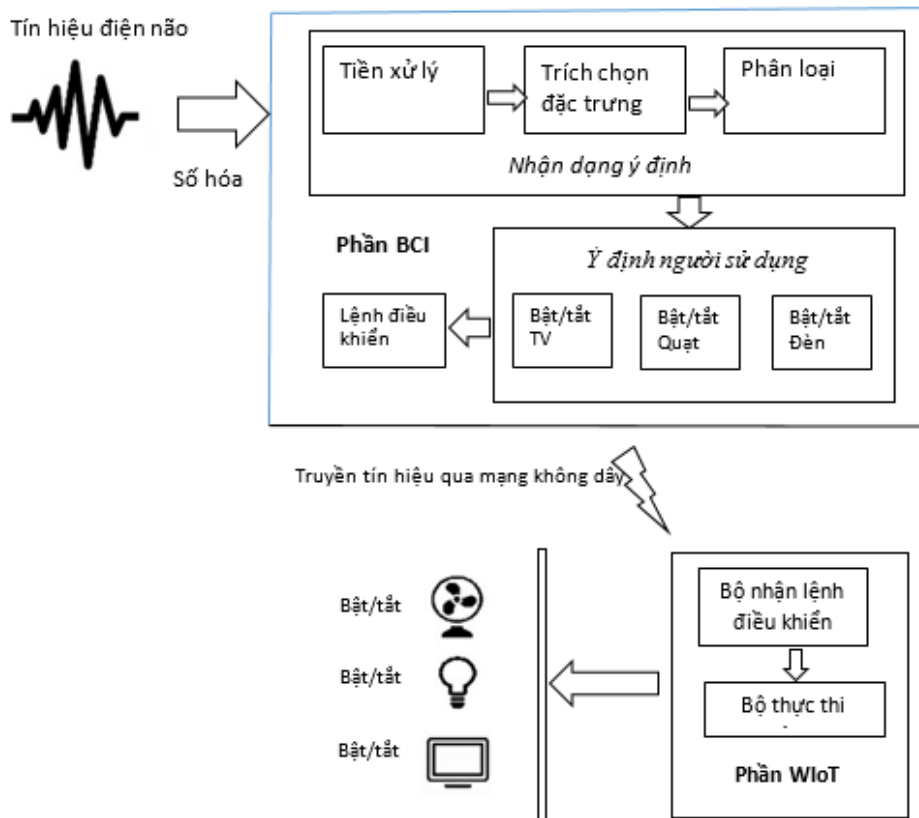
1. Đặt vấn đề

Theo thống kê, hiện nay Việt Nam có khoảng 6% dân số tương ứng với hơn 5 triệu người già có tuổi từ 64 trở lên. Những người thuộc nhóm này sẽ dần trở nên kém linh hoạt và trở nên phụ thuộc ngày càng nhiều hơn khi số tuổi tăng thêm. Đến một lúc nào đó, sẽ phụ thuộc hoàn toàn vào người khác. Một nhóm người khác là các đối tượng yếu thể trong xã hội như bị đột quỵ hoặc bại liệt. Một số người thuộc nhóm này tuy không thể cử động được nhưng lại có khả năng tư duy rất tốt. Với mong muốn tạo ra một hệ thiết bị có khả năng hỗ trợ các đối tượng trên tương tác và điều khiển được thiết bị điện tử trong môi trường xung quanh, nghiên cứu này đề xuất sử dụng Giao diện não máy tính BCI như một giải pháp hữu ích trong vấn đề này.

Sau khi tham khảo các nghiên cứu và học liệu nước ngoài, cùng với việc dựa vào đặc thù điều kiện phần cứng và yêu cầu của nhiệm vụ nghiên cứu, giải quyết các vấn đề đã đặt ra với hệ BCI được phát triển ở các nghiên cứu trước đây, nghiên cứu trong khuôn khổ luận án này đã phát triển một quy trình thu nhận dữ liệu, thiết kế thí nghiệm riêng để đảm bảo phù hợp với hệ thống BCI trong điều khiển các thiết bị điện tử gia dụng thông minh. Phần dưới đây sẽ trình bày rõ hơn về Hệ giao diện não máy tính này cũng như đề xuất một số phương pháp phân tích, xử lý tín hiệu điện não dựa trên học máy có thể hiểu và chuyển thông điệp của người sử dụng thành các mệnh lệnh điều khiển các thiết bị điện tử gia dụng thông minh.

2. Hệ giao diện não máy tính trong điều khiển thiết bị điện tử gia dụng thông minh

Hệ thống giao diện não-máy tính EEG-based BCI được phát triển (Hình 33) có khả năng giải mã, chuyển đổi và truyền thông một chiều từ não bộ của người dùng vào đến hoạt động cụ thể của một thiết bị điện tử thông minh dưới dạng tín hiệu điều khiển hoạt động. Hệ thống này gồm hai phần là hệ giao diện não máy tính BCI và một thiết bị thu nhận tín hiệu và ra lệnh điều khiển tới các thiết bị điện tử gia dụng thông minh WIOT (Wireless internet of things).



Hình 11. Kiến trúc tổng thể của hệ thống giao diện não-máy tính trong điều khiển các thiết bị điện tử gia dụng thông minh.

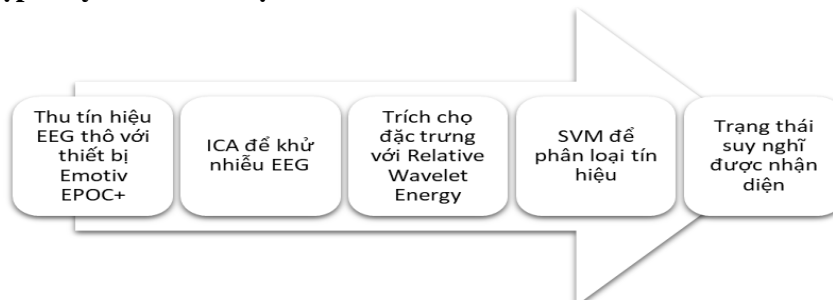
3. Thiết kế thí nghiệm và tập dữ liệu

Mô tả thí nghiệm:

- Thí nghiệm 1: Đo tín hiệu EEG khi đối tượng ở trạng thái thư giãn, không suy nghĩ tập trung.
- Thí nghiệm 2: Đo tín hiệu EEG khi đối tượng đang suy nghĩ hình dung về việc bật sáng đèn. Đối tượng sẽ hình dung tới hành động bật đèn theo các bước trình tự như sau: Nghĩ đến công tắc đèn → Nghĩ đến việc đứng dậy → Nghĩ đến việc đi tới chỗ công tắc → Nghĩ tới việc bật công tắc → Nghĩ tới bóng đèn sáng lên.
- Thí nghiệm 3: Đo tín hiệu EEG khi đối tượng đang tập trung đọc một bài báo khoa học.

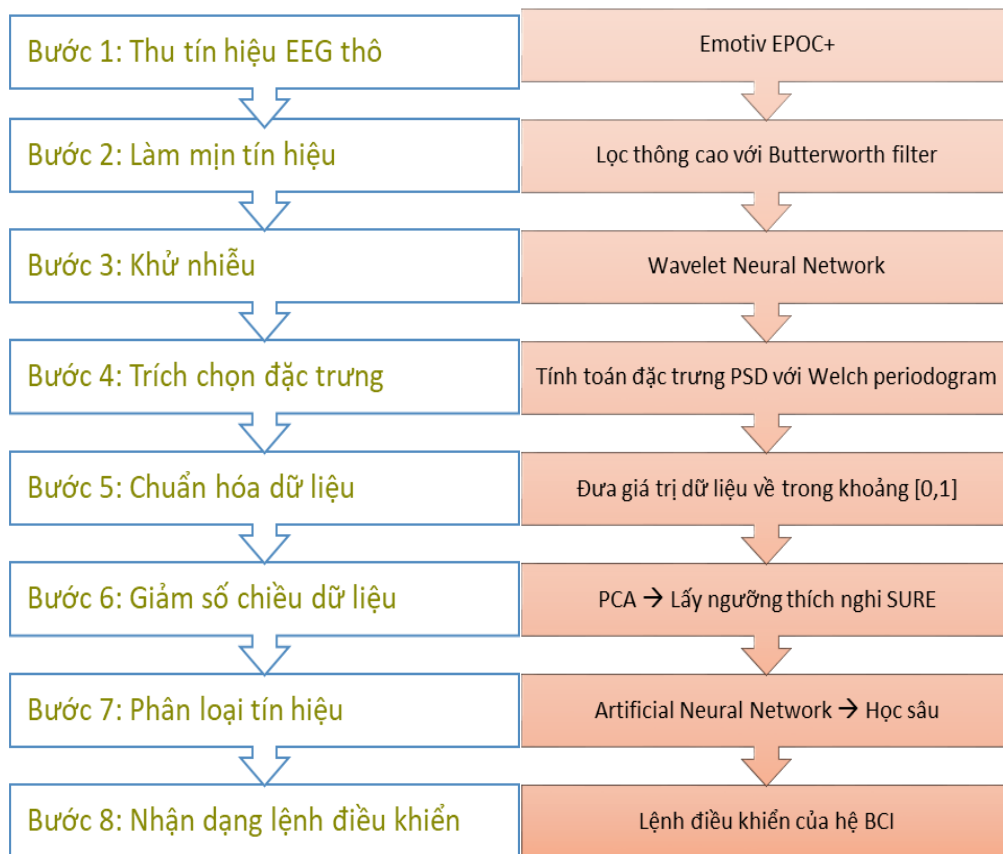
4. Đề xuất một số phương pháp phân loại trạng thái suy nghĩ cho hệ BCI dựa trên tín hiệu điện não trong điều khiển thiết bị điện tử gia dụng thông minh

4.1. Kết hợp Máy Vec-tơ hỗ trợ với biến đổi wavelet và ICA



Hình 12: Phương pháp phân tích tín hiệu EEG dựa trên SVM

4.1. Dựa trên học sâu và phân ngưỡng SURE để chọn số thành phần chính thích hợp

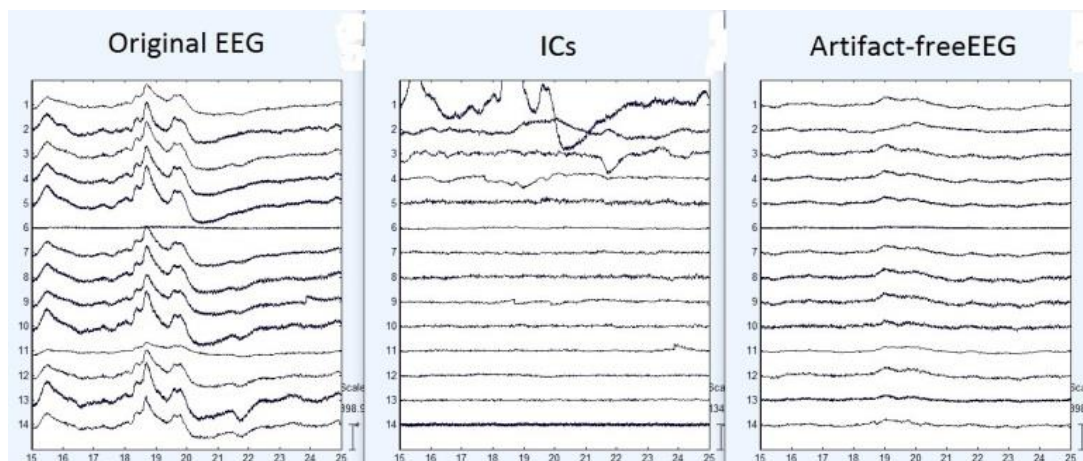


Hình 13. Phương pháp phân tích tín hiệu EEG dựa trên học sâu

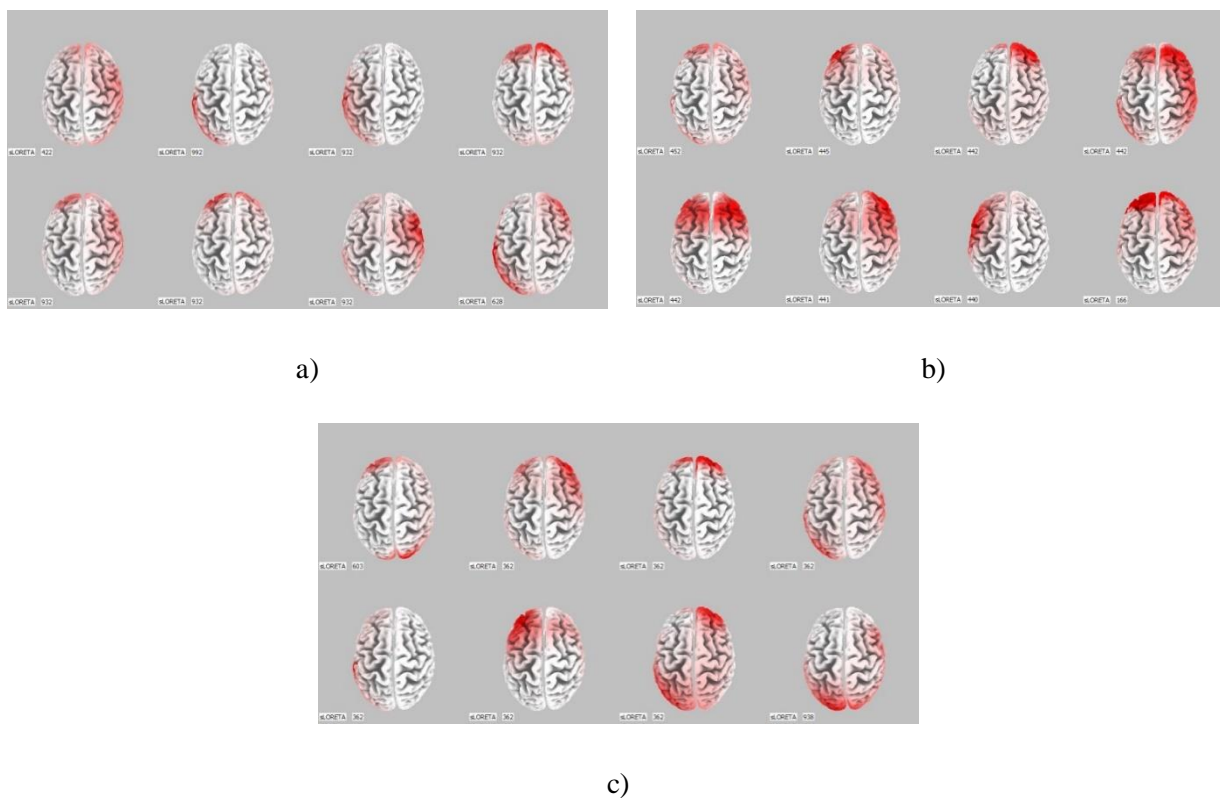
5. Kết quả và thảo luận

Trong phần này, kết quả khi thực hiện 02 phương pháp phân loại tín hiệu điện não dựa trên (1) máy vec-tơ hỗ trợ SVM và (2) mạng nơ-ron học sâu sẽ được báo cáo theo các giai đoạn tiền xử lý, trích chọn đặc trưng và phân loại. Ngoài ra, phần hiển thị kết quả các vùng não bị kích hoạt trong quá trình thu tín hiệu sẽ được thể hiện.

5.1. Tiền xử lý dữ liệu



Hình 14. Biến đổi ICA trong khử nhiễu tín hiệu điện não



Hình 15. Hiển thị vùng kích hoạt não bộ với phương pháp LORETA trong quá trình đối tượng thực hiện ba thí nghiệm (a) Neutral, (b) Light and (c) Paper

5.2. Phân loại trạng thái

Bảng 2. Kết quả phân loại hai trạng thái suy nghĩ

Phương pháp	Độ chính xác (%)				
	S1	S2	S3	S4	Trung bình
NB	52.28	40.96	71.19	73.30	59.43
LDA	69.09	65.96	67.80	66.52	67.34
KNN	79.54	62.23	92.80	90.25	81.20
SVM	85.95	80.16	90.28	90.78	86.79
ANN	87.29	82.13	93.95	95.23	89.65
DNN	90.87	85.98	96.52	96.83	92.55

Bảng 3. Kết quả phân loại 02 trạng thái suy nghĩ theo các bước với DNN

Phương pháp	Độ chính xác (%)				
	S1	S2	S3	S4	Trung bình
Baseline DNN	87.89	84.13	94.80	96.35	90.79
+WNN	88.59	85.94	95.45	96.17	91.53
+PCA-SURE	90.87	85.98	96.52	96.83	92.55

Bảng 4. Kết quả phân loại tác vụ suy nghĩ cho 03 trạng thái với DNN

Phương pháp	Độ chính xác (%)				
	S1	S2	S3	S4	Trung bình
NB	52.32	55.56	58.68	54.90	55.36
LDA	62.60	61.34	64.89	59.78	62.15
KNN	67.16	63.12	66.25	68.15	66.17
SVM	67.25	71.18	67.27	72.89	69.64
ANN	70.25	73.62	69.94	75.45	72.31
DNN	71.08	75.71	73.19	76.90	74.22

Bảng 5. Kết quả phân loại 03 trạng thái suy nghĩ theo các bước với DNN

Phương pháp	Độ chính xác (%)				
	S1	S2	S3	S4	Trung bình
Baseline DNN	69.15	74.92	70.25	74.85	72.29
+WNN	70.68	74.79	72.14	76.24	73.46
+PCA-SURE	71.08	75.71	73.19	76.90	74.22

6. Kết luận chương 3

Nội dung Chương này đã trình bày về thiết kế thí nghiệm, ba phương pháp được đề xuất dựa trên học máy SVM, mạng nơ-ron nhân tạo và mạng học sâu DNN. Kết quả đã được công bố trên các hội thảo và tạp chí quốc tế cho thấy phương pháp dựa trên học sâu DNN cho kết quả phân loại tốt nhất với độ chính xác đạt khoảng 96.8% và 77% cho phân loại 2 và 3 trạng thái suy nghĩ. Kết quả này cho thấy khả năng có thể áp dụng cách tiếp cận này để thực hiện hệ giao diện não máy tính cho mục tiêu đề ra là điều khiển thiết bị điện tử.

CHƯƠNG 4. ĐỀ XUẤT SỬ DỤNG HỌC KẾT HỢP ĐỂ TĂNG CƯỜNG ĐỘ CHÍNH XÁC PHÂN LOẠI TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO CHO HỆ GIAO DIỆN NÃO MÁY TÍNH TRONG ĐIỀU KHIỂN CÁC THIẾT BỊ ĐIỆN TỬ GIA DỤNG THÔNG MINH

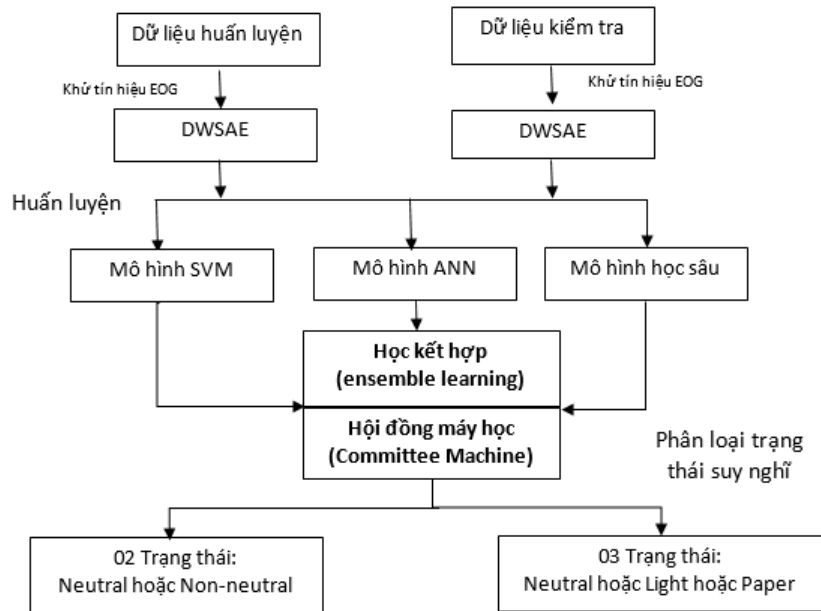
1. Đặt vấn đề

Về cơ bản, học máy là cách thức một mô hình với bộ trọng số được tạo ra dựa trên dữ liệu đầu vào bằng cách sử dụng việc gán nhãn hay không gán nhãn dữ liệu, tương ứng với học giám sát và học không giám sát. Các tập dữ liệu thường có tính chất và phân bố khác nhau vì vậy khó có một thuật toán nào là luôn tốt và cho hiệu suất cao nhất cho mọi ứng dụng và trên mọi tập dữ liệu. Vì vậy việc thử các thuật toán khác nhau để tìm được những thuật toán máy học tốt cho tập một tập dữ liệu cụ thể là việc làm cần thiết và cần nhiều thời gian.

Trong phạm vi nghiên cứu, luận án này đã đề xuất ba mô hình học máy dựa trên máy vec-tơ hỗ trợ, mạng nơ-ron nhân tạo và mạng học sâu để phân loại hiệu quả trạng thái suy nghĩ dựa trên tín hiệu điện não.

Để có thể tận dụng và tăng cường hiệu quả phân loại, học kết hợp (ensemble learning) là cách tiếp cận phù hợp. Phần tiếp theo của luận án sẽ đề xuất mô hình học kết hợp và báo cáo, thảo luận một số kết quả phân loại ban đầu đạt được với cách tiếp cận này.

2. Đề xuất mô hình học kết hợp để tăng cường độ chính xác phân loại tín hiệu điện não cho hệ giao diện não máy tính trong điều khiển các thiết bị điện tử gia dụng thông minh



Hình 16. Mô hình máy học kết hợp trong phân loại trạng thái suy nghĩ từ tín hiệu điện não

Kết hợp các bộ phân loại yếu để tạo nên một bộ phân loại mạnh là nguyên lý cơ bản của các phương thức tiếp cận dựa trên máy học kết hợp (ensemble learning). Luận án này đề xuất một cách kết hợp mới dựa trên các phương pháp phân loại trạng thái suy nghĩ từ tín hiệu điện não ở Chương 3 và phương pháp khử nhiễu tín hiệu điện não bất thường EOG DWSAE ở Chương 2. Phương pháp mới được đề xuất (Hình 42) gồm hai pha: huấn luyện và phân loại.

Trong pha huấn luyện, các mô hình học máy được thực hiện tuần tự với tập dữ liệu như đã trình bày tại Chương 3. Ở pha phân loại trạng thái suy nghĩ, thay vì sử dụng một mô hình học máy, luận án đề xuất cách tiếp cận sử dụng hội đồng máy học (committee machine) (Tresp, V., 2000). Một hội đồng máy học đơn giản với luật đánh giá được đề xuất như sau:

- Trong trường hợp phân loại 2 trạng thái, nếu có ít nhất 2 trong 3 bộ phân loại đưa ra cùng một phương án thì đó là phương án được chọn
- Trong trường hợp phân loại 3 trạng thái, nếu ít nhất 2 trong 3 bộ phân loại đưa ra cùng một phương án thì đó là phương án được chọn. Nếu cả 3 bộ phân loại đều đưa ra 3 phương án khác nhau, trọng số lớn hơn và quyền quyết định thuộc về phương án được chọn bởi mô hình học sâu.

3. Kết quả và thảo luận

Bảng 6. Độ chính xác phân loại 2 trạng thái phương pháp đề xuất dựa trên máy học kết hợp so với các phương pháp thành phần

Phương pháp	Độ chính xác (%)
-------------	------------------

	S1	S2	S3	S4	Trung bình
DNN ⁺	90.87	85.98	96.52	96.83	92.55
ANN ⁺⁺	88.75	84.20	95.36	94.67	90.745
SVM ⁺⁺⁺	90.50	84.80	94.25	93.45	90.75
Máy học kết hợp	91.35	88.15	96.75	95.90	93.04

Bảng 7. Độ chính xác phân loại 3 trạng thái phương pháp đề xuất dựa trên máy học kết hợp so với các phương pháp thành phần

Phương pháp	Độ chính xác (%)				
	S1	S2	S3	S4	Trung bình
DNN ⁺	71.08	75.71	73.19	76.90	74.22
ANN ⁺⁺	69.65	74.59	71.18	76.84	73.065
SVM ⁺⁺⁺	73.80	66.68	75.39	71.47	71.835
Máy học kết hợp	72.31	77.42	76.19	76.54	75.615

Ghi chú: DNN⁺, ANN⁺⁺ và SVM⁺⁺⁺ là các phương pháp học máy dựa trên học sâu kết hợp phân ngưỡng SURE trong lựa chọn thành phần chính thích hợp, mạng nơ-ron kết hợp phân tích thành phần chính và máy vec-tơ hỗ trợ sử dụng đặc trưng năng lượng wavelet tương đối RWE trong phân loại tín hiệu điện não đề xuất ở Chương 3

4. Kết luận Chương 4

Chương này đã đề xuất một cách tiếp cận mới dựa trên học kết hợp với đầu vào là tín hiệu điện não đã được khử tín hiệu điện não mạnh sinh ra do nháy mắt. Kết quả bước đầu cho thấy, mô hình học kết hợp được đề xuất có khả năng phân loại tốt, trong một số trường hợp cho kết quả phân loại tốt hơn so với các mô hình thành phần đã được đề xuất. Kết quả này khẳng định đây là một cách tiếp cận phù hợp để tăng cường hiệu năng của hệ giao diện não máy tính trong điều khiển các thiết bị điện tử gia dụng thông minh trong điều kiện tín hiệu điện não thường có tính chất rất khác biệt giữa người sử dụng này qua người sử dụng khác và từ phiên thu tín hiệu này sang phiên thu tín hiệu khác.

PHẦN KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Nghiên cứu về hệ giao diện não máy tính BCI đòi hỏi sự liên kết giữa các vấn đề nghiên cứu khác nhau cả về công nghệ kết hợp với phân tích và tìm hiểu lý thuyết thần kinh học và cấu trúc của não bộ. Luận án này đã trình bày về các cơ sở lý thuyết tín hiệu điện não, hệ giao diện não – máy tính, đề xuất một số phương pháp xử lý, phân tích tín hiệu điện não dựa trên học máy, trình bày và phát triển hệ giao diện não máy tính ứng dụng trong điều khiển các thiết bị điện tử gia dụng thông minh. Các tiếp cận giải quyết bài toán dựa trên các phương pháp học máy cho thấy đây là một hướng đi phù hợp để tiến tới hiện thực hóa và triển khai thực nghiệm hệ giao diện não máy tính này. Để cải tiến chất lượng của hệ giao diện não máy tính, luận án đã đề xuất cách tiếp cận dựa trên việc kết hợp biến đổi wavelet với mạng học sâu tự mã hóa thưa. Kết quả

thực nghiệm cho thấy các phương pháp được đề xuất đều cho kết quả tốt và có khả năng ứng dụng trong các hệ BCI thực tế.

Những đóng góp khoa học chính của luận án bao gồm đề xuất 06 phương pháp mới trong xử lý, phân tích tín hiệu điện não dựa trên học máy:

Thứ nhất, phân loại tín hiệu điện não trong các tác vụ suy nghĩ dựa trên bộ phân lớp SVM kết hợp biến đổi năng lượng wavelet tương đối (Relative wavelet energy),

Thứ hai, phân loại tín hiệu điện não sử dụng mạng nơ-ron kết hợp phân ngưỡng donoho để lựa chọn đặc trưng,

Thứ ba, phân loại tín hiệu điện não sử dụng mạng học sâu (deep neural network),

Thứ tư, phân loại tín hiệu điện não sử dụng mô hình dựa trên học kết hợp,

Thứ năm, nhận diện, dò đếm tín hiệu bất thường do nháy mắt EOG dựa trên biến đổi wavelet với hàm cơ sở wavelet Haar và

Thứ sáu, khử tín hiệu điện não bất thường EOG tự động sử dụng mạng mã hóa thưa – Sparse Autoencoder.

Những kết quả thực nghiệm với các phương pháp đề xuất cho thấy:

- Sử dụng các phương pháp học máy là cách tiếp cận phù hợp trong xử lý và phân tích tín hiệu điện não trong điều kiện tín hiệu điện não có tính chất không dừng (non-stationary)
- Các phương pháp học có giám sát như mạng học sâu, mạng nơ-ron nhân tạo, máy học vec-tơ hỗ trợ có khả năng phân loại trạng thái suy nghĩ tốt và có khả năng được phát triển để thực hiện hệ BCI trong điều khiển thiết bị điện tử gia dụng thông minh

Một số hướng nghiên cứu tiếp theo là:

- Thực hiện các hệ BCI dựa trên các phương pháp được đề xuất
- Phát triển các phương pháp dựa trên học kết hợp như adaboost để tăng cường khả năng phân loại tín hiệu điện não
- Tiếp tục áp dụng các phương pháp học máy để cải tiến DWSAE hướng tới khử các loại nhiễu tín hiệu điện não khác cũng như loại nhiễu trên các loại tín hiệu hình ảnh, âm thanh...
- Nghiên cứu và phát triển hệ BCI dựa trên đặc trưng P300, nhịp vận động cảm giác và các đặc trưng tín hiệu điện não khác
- Tích hợp biến đổi wavelet package để cải tiến phương pháp DWSAE

DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN

1. Nguyen The Hoang Anh, Tran, H.H., Vu, T.T. and Bui, T.Q., 2016, October. A combination of independent component analysis, relative wavelet energy, and support vector machine for mental state classification. In Control, Automation and Systems (ICCAS), 2016 16th International Conference on (pp. 733-738). IEEE.
2. Nguyen The Hoang Anh, Hoang, T.H., Thang, V.T. and Bui, T.Q., 2016, November. An Artificial Neural Network approach for electroencephalographic signal classification towards brain-computer interface implementation. In Computing & Communication Technologies, Research, Innovation, and Vision for the Future (RIVF), 2016 IEEE RIVF International Conference on (pp. 205-210). IEEE.
3. Nguyen The Hoang Anh, T. T. Quyen Bui, Nguyen Truong Thang, Thanh Ha Le, The Duy Bui. A Robust PCA-SURE Thresholding Deep Neural Network Approach for Mental Task Brain Computer Interface. Journal of Informatics and Mathematical Sciences. (Đã có thư chấp nhận đăng). ISSN 0975-5748.
4. Huy Hoang Tran, Hoang Anh T. Nguyen, Quoc-Vuong Do and Thanh Ha Le, “EOG Detection using Haar Wavelet Transform toward implementation of an IOT Brain computer interface”, Kỹ yếu Hội thảo Quốc gia CNTT lần thứ 21, 2018.
5. Nguyễn Thế Hoàng Anh, Huy Hoàng Trần, Anh Tuấn Đỗ, Quốc Vương Đỗ and Thanh Hà Lê, “Phương pháp sử dụng mạng tự mã hóa thưa trong loại nhiễu tín hiệu điện não tự động, theo thời gian thực”, Kỹ yếu Hội thảo Quốc gia CNTT lần thứ 22, 2019.
6. Nguyen The Hoang Anh, Anh Tuan Do, Thanh Ha Le, The Duy Bui. A deep sparse autoencoder method for automatic EOG artifact removal. In Control, Automation and Systems (ICCAS), 2019 19th International Conference. IEEE. (đã có thư chấp nhận đăng)
7. Nguyen The Hoang Anh, Thanh Ha Le and The Duy Bui. A deep wavelet sparse autoencoder method for online and automatic EOG artifact removal. Đã nộp tạp chí Neural Computing and Applications. (SCI-E indexed; Q2)