ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN
KHOA TOÁN - TIN HỌC

PHẠM PHI NHUNG

DỰ ĐOÁN CĂNG THẲNG DỰA TRÊN THIẾT BỊ EMOTIV

LUẬN VĂN TỐT NGHIỆP

Thành phố Hồ Chí Minh - Tháng 8 năm 2020

ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN
KHOA TOÁN - TIN HỌC

PHẠM PHI NHUNG

DỰ ĐOÁN CĂNG THẲNG DỰA TRÊN THIẾT BỊ EMOTIV

KHOÁ LUẬN TỐT NGHIỆP CỬ NHÂN TOÁN HỌC

CHUYÊN NGÀNH PHƯƠNG PHÁP TOÁN TRONG TIN HỌC

HƯỚNG DẪN KHOA HỌC
TS. NGUYỄN THANH BÌNH

Thành phố Hồ Chí Minh - Ngày 29 Tháng 8 năm 2020

LỜI CẢM ƠN

Lời đầu tiên, em xin cảm ơn tất cả quý Thầy Cô giảng viên đã dành thời gian để đọc và xem xét luận văn tốt nghiệp của em. Quan trọng nhất, em muốn bày tỏ lòng biết ơn chân thành đến cố vấn của em, TS. Nguyễn Thanh Bình. Thầy đã hỗ trợ liên tục và những ý tưởng cũng như những nền tảng liên quan để đề tài được thực hiện tốt hơn.

Bên cạnh đó, em cũng xin gửi lời cảm ơn đến TS. Hà Thị Thanh Hương, chị Thương Nguyễn và các thành viên của Brain Health Lab từ trường Đại học Quốc Tế, đã cho em cơ hội liên hệ với nhóm và tiếp cận phòng thí nghiệm và cơ sở nghiên cứu. Nếu không có sự hỗ trợ quý giá thì sẽ không thể tiến hành đề tài này.

Hơn nữa, cũng không thể không nhắc đến những hướng dẫn, giúp đỡ nhiệt tình của các giảng viên Khoa Toán - Tin học và tất cả các bạn cùng lớp đã giúp đỡ em trong suốt khoảng thời gian học tại trường. Em rất cảm ơn những người đã giúp đỡ em trực tiếp và gián tiếp trong việc hoàn thành đề tài này.

Trong quá trình thực hiện khoá luận không thể không tránh khỏi những sai sót, em rất mong nhận được sự góp ý từ quý Thầy Cô và các bạn để khoá luận được hoàn thiện.

Thành phố Hồ Chí Minh - Tháng 8 năm 2020

Phạm Phi Nhung

Tóm tắt

Ngày nay, công nghiệp hóa và đô thị hóa đã dẫn đến mức độ căng thẳng gia tăng ở nhiều quốc gia. Chủ yếu, nó bắt đầu có tác động đến các nhóm dân số dễ bị tổn thương, ví dụ điển hình như giáo viên, sinh viên đại học và bác sĩ thường là những đối tượng chịu áp lực lớn trong thời gian dài. Nhiều công trình trước đây đã từng báo cáo tỷ lệ căng thẳng cao đáng báo động, đặc biệt là ở học sinh, nhưng ít ai biết liệu có thay đổi hoạt động não liên quan đến căng thẳng hay không.

Đề tài này nhằm mục đích kiểm tra tác động của một yếu tố gây căng thẳng thực tế (kiểm tra) đối với học sinh dựa trên mức độ căng thẳng và các hoạt động của não. Dữ liệu được chọn một nhóm gồm 16 sinh viên Đại học Quốc Tế tham gia vào nghiên cứu này. Mỗi đối tượng được mời đến phòng thí nghiệm hai lần (trước kỳ thi và trong kỳ thi) để hoàn thành các gói câu hỏi. Đồng thời, đối tượng được đo hoạt động sinh lý não của họ bằng cách sử dụng máy ghi EEG di động (Emotiv). Dữ liệu này tiết lộ rằng căng thẳng do kiểm tra có liên quan đến những thay đổi trong hoạt động của não.

Mặc khác. đề tài này hướng đến xây dựng khung sử dụng Machine Learning để ước tính mức độ căng thẳng của sinh viên bằng cách sử dụng các tính năng được trích xuất từ các hoạt động của não và những phương pháp phân loại. Bên cạnh đó, đề tài này nhấn mạnh sự cần thiết của việc áp dụng can thiệp sự căng thẳng phát sinh trong quá trình học tập của sinh viên là chủ yếu vì cuộc sống ở đại học thay đổi và một số đối tượng phải có nhiều trách nhiệm trong cuộc sống của bản thân hơn do phải sống xa gia đình hay những vấn đề liên quan đến tiền bạc,...;Họ phải đối mặt với lượng lớn công việc liên quan đến học tập như thi cử, bài tập, đồ án trong thời gian giới hạn,... Kết quả bài luận văn này đồng thời đã được chấp nhận tại hội nghị SoMet2020 [1]tại Nhật Bản năm 2020.

[1]SoMet 2020 (19th International Conference on Intelligent Software Methodologies, Tools and Techniques)

Mục lục

Tóm tắt **5**

Một số ký hiệu viết tắt **8**

1 TỔNG QUAN **13**
1.1 Giới thiệu bài toán 13
1.2 Các hướng tiếp cận 14
1.3 Đề xuất hướng giải quyết 14
1.4 Bố cục luận văn 15

2 CƠ SỞ LÝ THUYẾT **16**
2.1 Căng thẳng và điện não đồ EEG 16
2.1.1 Căng thẳng 16
2.1.2 Điện não đồ EEG 16
2.1.3 Các loại sóng và năng lượng 17
2.1.4 Các loại nhiễu thường có trong EEG 18
2.1.5 Các thang đo mức độ 20
2.2 Hiệu chỉnh đường cơ sở (baseline correction) 21
2.3 Các bộ lọc tín hiệu 22
2.3.1 Bộ lọc thông thấp lý tưởng (Lowpass Filter) 23
2.3.2 Bộ lọc thông cao lý tưởng (Highpass Filter) 23
2.3.3 Bộ lọc thông dải lý tưởng (Bandpass Filter) 24
2.4 Phân tích thành phần độc lập (ICA) 24
2.5 Phân tích tương quan chính tắc (CCA) 26
2.6 Biến đổi Fourier nhanh (FFT) 28
2.7 Mật độ phổ công suất (PSD) 29
2.8 Biến đổi Wavelet rời rạc (DWT) 31
2.9 Random Forest 32

3 PHƯƠNG PHÁP TIẾP CẬN **34**
3.1 Mô tả phương pháp 34
3.1.1 Phương pháp khử nhiễu 34
3.2 Trích xuất đặc trưng 37
3.3 Xây dựng mô hình phân loại 40

4 THỰC NGHIỆM **42**
4.1 Mô tả dữ liệu 42
4.1.1 Xây dựng thử nghiệm 43
4.1.2 Thông tin về mẫu và tín hiệu 44
4.2 Tiền xử lý và khử nhiễu 45
4.2.1 Tiền xử lý 45
4.2.2 Khử nhiễu dữ liệu 48
4.3 Trích xuất đặc trưng 51
4.4 Kết quả 53

Kết luận và hướng phát triển **54**

Tài liệu tham khảo **55**

Một số ký hiệu viết tắt

Tên viết tắt	**Nội dung**
Ari/MAT	Mental arithmetic task (bài kiểm tra về tính toán)
CCA	Canonical correlation analysis
CSV	dữ liệu dưới dạng file CSV
DWT	Discrete Wavelet Transform (biến đổi Wavelet rời rạc)
ECG	electrocardiogram (tín hiệu điện tâm đồ/điện tim)
EEG/EEG signals	electroencephalogram (tín hiệu điện não đồ)
EMG	tín hiệu tạo ra bởi cơ mặt
EOG	tín hiệu nhiễu điện do mắt tạo ra
EPOC+ Emotiv / Emotiv	thiết bị EPOC+ di động Emotiv
FFT	Fast Fourier Transform (chuyển đổi Fourier)
fMRI	functional magnetic resonance (cộng hưởng từ chức năng)
HDRS	Hamilton Depression Rating Scale (thang đánh giá trầm cảm Hamilton)
Hz	đơn vị đo lường tần số (Hertz)
ICA	Independent Component Analysis (phân tích thành phần độc lập)
JSON	dữ liệu dưới dạng file JSON
ML	machine learning (máy học)
MEG	Magneto brain scan (quét não)
NIRS	near-infrared spectroscopy (phổ cận hồng ngoại)
PET	Positron emission tomography (chụp cắt lớp phát xạ Positron)

PSD	Power Spectral Density (mật độ công suất)
PSS	Perceived Stress Scale (thang đo mức độ căng thẳng cảm nhận)
RF	Random Forest
RMS	the Root Mean Square (giá trị hiệu dụng)
STD	the Standard Deviation (độ lệch chuẩn)
Stress	Căng thẳng
SWT/Stroop	Stroop colored-word task (bài test về màu sắc)
SRI	Stress Response Inventory (thang đánh giá phản ứng với căng thẳng)
TICS	Trier Inventory of Chronic Stress (bảng kiểm tra về căng thẳng mãn tính)
var	the Variance (phương sai)
AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, P7, P8, O1, O2	các kênh phân loại trong EEG
Pre/In-Exam	dữ liệu giai đoạn trước/trong khi kiểm tra

Danh sách bảng

2.1 Các dải tần số của sóng não EEG liên quan đến căng thẳng [29]. . . 18

3.1 Các đặc trưng được trích xuất 38

4.1 Tỷ lệ lấy mẫu của các tín hiệu 44
4.2 Số lượng các phân tích đặc trưng trong dữ liệu 53
4.3 Top 10 đặc trưng quan trọng 53

Danh sách hình vẽ

2.1 Bản đồ vị trí các kênh trên thiết bị EMOTIV [29]. 17
19figure.caption.9
2.3 Kết quả bảng câu hỏi giữa phiên trước kỳ thi và phiên trong kỳ thi từ Thang đo mức độ căng thẳng cảm nhận(PSS) (A) và Kiểm kê Trier về Stress mãn tính (TICS) (B, i. Điểm tích cực, ii. Điểm tiêu cực, iii. Tổng điểm (PSS); 10 khác nhau thang đo (TICS) (*, p <0,05. Phép so sánh bội số Wilcoxon kiểm tra))[29]. 20
2.4 Ví dụ minh họa hiệu chỉnh đường cơ sở 21
2.5 Đặc tính biên độ tần số của một bộ lọc thực tế 22
2.6 Lọc băng thông thấp 23
2.7 Lọc băng thông cao 23
2.8 Lọc băng thông cao 24
26figure.caption.22
2.10 Ví dụ phân tích Fourier [40] 28
2.11 PSD của một tín hiệu[40]. 30
2.12 Ví dụ mô phỏng cho DWT[41]. 31
2.13 Các bước thực hiện Random Forest 33

3.1 Sơ đồ khung đề xuất ước tính căng thẳng bằng thiết bị Emotiv . . 35
36figure.caption.35
3.3 Mô hình phân loại dữ liệu 40
3.4 Sơ đồ phân tích một tín hiệu EEG sau khi đã được khử nhiễu . . . 41

4.1 Cách thức thực hiện bài kiểm tra Stroop và Arithmetic 43
4.2 Thiết bị emotiv EPOC+ 43
4.3 Hình dạng tín hiệu ứng với các loại nhiễu tương ứng 44
4.4 Tín hiệu đầy đủ ban đầu đọc từ file (ID: 1628) 46
4.5 15 giây tín hiệu với các kênh ban đầu đọc từ file (ID: 1628) 47
4.6 ICA components 48
4.7 ICA ICs 48
4.8 Thực hiện phân tách các thành phần độc lập 48
4.9 Tính hiệu sau từng xử lý (Kênh AF3 - 1628) 49
4.10 Tính hiệu sau từng xử lý (Kênh FC5 - 1628) 50
4.11 Mật độ quang phổ sau từng xử lý (Kênh AF3 hình bên trái và FC5 hình bên phải - 1628) 51
4.12 Sử dụng DWT kênh 01 - 1628) 52

4.13 Kết quả sau khi sử dụng CCA hiện tại (không tìm thấy dấu hiệu của tín hiệu nhiễu EMG nên gây khó khăn trong quá trình gắn nhãn để phân tích dữ liệu) 55
4.14 15 giây tín hiệu với các kênh sau khi hiệu chỉnh đường cơ sở (ID: 1628) 56
4.15 15 giây tín hiệu với các kênh sau khi đưa vào bộ lọc (ID: 1628) . . . 57
4.16 15 giây tín hiệu với các kênh sau khử nhiễu ICA (ID: 1628) 58
4.17 Mật độ quang phổ các kênh ban đầu (ID: 1628) 59
4.18 Mật độ quang phổ các kênh sau khử nhiễu (ID: 1628) 60

Chương 1

TỔNG QUAN

Trong chương này sẽ trình bày tổng quan về khóa luận, bao gồm giới thiệu về bài toán, các hướng đã tiếp cận và đề xuất hướng giải quyết bài toán.

1.1 Giới thiệu bài toán

Sự căng thẳng (hay thường gọi là stress) là một phần trong cuộc sống, nó là một trạng thái khó chịu từ sự kích thích cảm xúc trong các tình huống thường ngày và có thể được gây nên bởi nhiều nguyên nhân, nhiều yếu tố khác nhau. Mặc khác, nhiều nghiên cứu cho thấy căng thẳng tinh thần là một trong những yếu tố góp phần dẫn đến các bệnh khác nhau như đau tim, trầm cảm và đột quỵ cũng như tác động bất lợi đến hiệu suất làm việc. Do đó, một phương pháp đánh giá chính xác mức độ căng thẳng có tầm quan trọng đối với việc can thiệp lâm sàng và phòng ngừa bệnh[2, 15].

Quan trọng hơn, trong môi trường học tập, bản thân sinh viên hoặc gia đình đặt nhiều kỳ vọng cao trong thành tích học tập; mặt khác kỹ năng quản lý thời gian kém; những mối lo ngại về tài chính có thể gây nên tình trạng căng thẳng tạm thời và dạng căng thẳng này có khả năng được kiểm soát cũng như mang lại những tích cực (được gọi là eustress). Tuy nhiên, sự căng thẳng kéo dài sẽ trở thành mãn tính gây ảnh hưởng xấu, nghiêm trọng đến chất lượng cuộc sống của sinh viên về cả thể chất và tinh thần.

Các nghiên cứu đã chỉ ra mức độ phổ biến rộng rãi của sự căng thẳng không phụ thuộc vào bất kỳ nền văn hóa, nguồn gốc hay giới tính nào. Mặc dù, có nhiều phương pháp để nhận biết sự căng thẳng nhưng đa phần để phát hiện, phải dựa trên những phương pháp phân tích hoocmon và nhược điểm của các phương pháp truyền thống này sẽ dễ bị ảnh hưởng bởi những yếu tố không mong muốn như ảnh hưởng xung quanh từ những nhiệt độ phòng, tâm lý lo lắng,... nên cần nhiều thời gian hơn để dự đoán về tâm lý khi họ bị căng thẳng[14].

Theo WHO, hằng năm có khoảng 800000 người chết vì tự tử và 264 triệu người bị ảnh hưởng bởi trầm cảm trên toàn thể giới [10, 29]. Do hậu quả nó gây ra nghiêm trọng nên việc phát hiện chính xác rất quan trọng trong điều trị và ngăn ngừa bệnh tật. Đề tài nghiên cứu này hướng đến việc khảo sát khung ước tính

căng thẳng bằng cách sử dụng thiết bị EPOC+ di động (Emotiv Inc.) thu thập tín hiệu EEG (electroencephalogram) từ não người bằng thuật toán máy học.

1.2 Các hướng tiếp cận

Căng thẳng có thể được đo lường và đánh giá dựa trên các phản ứng về tri giác, hành vi và sinh lý. Các bác sĩ thường đánh giá căng thẳng bằng các bảng câu hỏi dựa trên thang đo như: thang đo căng thẳng từ cảm nhận (Cohens's Perceived Stress Scale-PSS), thang đánh giá phản ứng với căng thẳng (Stress Response Inventory - SRI) và thang đánh giá trầm cảm Hamilton (Hamilton Depression Rating Scale - HDRS) .Tuy nhiên, các phương pháp này mang tính chất chủ quan do nhiều sự ảnh hưởng xung quanh tác động đến và phụ thuộc vào trí nhớ của đối tượng dễ dẫn đến các đánh giá không chính xác [17]. Các tiếp cận này chỉ có giá trị phát hiện các trường hợp căng thẳng nghiêm trọng chứ không phải là công cụ thích hợp để ước tính hoặc sàng lọc các mức độ căng thẳng thấp hơn. Bên cạnh đó, nhiều biện pháp khách quan hơn dựa trên cortisol [3], alpha amylase [6], dựa trên các tín hiệu sinh học như nhịp tim, huyết áp, nhịp hô hấp hay độ dẫn điện của da [26, 15].. cũng được sử dụng. Mặc dù những yếu tố này thay đổi đáng kể so với cơ thể bởi sự dao động trong ngày nhưng dễ bị ảnh hưởng từ các hoạt dộng hằng ngày như di chuyển, thể dục hoặc ăn uống [12, 28].

Một số nghiên cứu trước đây đề xuất việc chuẩn đoán các chức năng và trạng thái của não như cộng hưởng từ chức năng (functional magnetic resonance - fMRI), chụp cắt lớp phát xạ Positron (Positron emission tomography - PET), quét não Magneto (Magneto brain scan - MEG), phổ cận hồng ngoại (near-infrared spectroscopy - NIRS)[4, 8, 21],. . . Đặc biệt hơn cả là phương pháp chuẩn đoán dựa trên điện não đồ (tín hiệu EEG), đây là biện pháp trực tiếp nhưng không xâm lấn các hoạt động của các tế bào thần kinh. Bên cạnh đó, các nghiên cứu cũng chỉ ra rằng cường độ của sóng apha có xu hướng giảm khi căng thẳng, cường độ của sóng theta thì tăng lên khi căng thẳng. Do đó, việc sử dụng fNIRS và EEG cũng cho thấy được sức mạnh của sóng alpha trên vỏ não trước của các đối tượng [1] .

Để có thể thu thập tín hiệu EEG một cách dễ dàng và tiện lợi, người ta đề xuất sử dụng thiết bị Emotiv di động. Thiết bị này cho phép thu thập các tín hiệu EEG để theo dõi hoạt động phản ứng của não hàng ngày. Vì vậy, khi kết hợp thiết bị với các phương pháp xử lý tín hiệu cũng như dự đoán bằng các thuật toán máy học, người ta có thể thiết kế một bộ phận "cảnh báo" theo thời gian thực về các mức độ căng thẳng mà người dùng gặp phải để tìm kiếm các liệu pháp giảm căng thẳng [29].

1.3 Đề xuất hướng giải quyết

Trong thực tế, ta thường cần lượng lớn dữ liệu đầu vào nhưng việc gắn nhãn và thu thập dữ liệu, đặc biệt là dữ liệu về tín hiệu điện não từ thiết bị cụ thể, thường đòi hỏi nhiều thời gian, chi phí cũng như nguồn nhân lực, đặc biệt là các chuyên

gia đánh giá gắn nhãn cho bộ dữ liệu đó. Do đó, chúng tôi sẽ đưa ra mô hình học từ một lượng nhỏ dữ liệu hiện tại đã và đang được thu thập.

Chúng tôi thu thập dữ liệu từ 16 sinh viên ở trường Đại học Quốc Tế với mỗi đối tượng được mời đến phòng thí nghiệm hai lần (trước và trong kỳ thi) để hoàn thành các gói câu hỏi. Đồng thời chúng tôi sử dụng thiết bị Emotiv để thu thập tất cả các tín hiệu từ 14 kênh EEG. Các tín hiệu sau khi được thu thập sẽ được xử lý bằng cách thực hiện hiệu chỉnh đường cơ sở (baseline correction), lọc tín hiệu (filter), sử dụng kỹ thuật ICA để phân tách các thành phần (components), đặt biệt là để loại các nhiễu được tác động do EOG (điện mắt) . Bên cạnh ICA, sử dụng đề xuất các lọc nhiễu khác dựa trên CCA cũng phân tách dựa trên các thành phần nhưng thiên về điện cơ EMG nhiều hơn, từ đó loại EMG gây nhiễu và EOG bị trỗn lẫn. Sau đó sử dụng biến đổi nhanh Fourier (FFT), biến đổi wavelet rời rạc (DWT) và mật độ công suất (PSD) để trích xuất các tính năng liên quan từ tất cả các tín hiệu được xử lý. Cuối cùng sử dụng model Random Forest (RF) để xây dựng mô hình ước lượng cho bài toán chính. Cụ thể sẽ được trình bày chi tiết ở phần "Phương pháp tiếp cận" [29].

1.4 Bố cục luận văn

Luận văn này gồm 4 chương lớn như sau:

Chương 1: Phần giới thiệu đưa ra tổng quan về khóa luận, bao gồm giới thiệu về bài toán, các hướng đã tiếp cận và đề xuất hướng giải quyết bài toán.

Chương 2: Nội dung chương này sẽ trình bày tất cả các kiến thức cơ sở liên quan đến căng thẳng và EEG, các loại bộ lọc và các phương pháp khử nhiễu cũng như là phân tích đặc trưng các loại bộ lọc (Lowpass, Highpass, Bandpass) và các phương pháp khử nhiễu (ICA/CCA) cũng như là phân tích đặc trưng từ FFT, PSD, DWT.

Chương 3: Các nội dung xử lý tín hiệu, phân tích và ước tính dữ liệu, các xây dựng mô hình sẽ được trình bày trong phần này.

Chương 4: Phần kết quả thực nghiệm dựa trên bộ dữ liệu được thu thập từ thiết bị Emotiv và định hướng các phát triển đề tài , bao gồm: mô tả dữ liệu, tiền xử lý và khử nhiễu, trích xuất đặc trưng và kết quả sẽ được thể hiện ở chương này.

Chương 5: Phần trình bày các kết luận, đánh giá và định hướng phát triển cho luận văn này.

Chương 2

CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Trong chương này, chúng ta tìm hiểu các khái niệm cơ bản liên quan đến đề tài. Các kết quả chính được tham khảo tại phần 4 (kết quả thực nghiệm).

2.1 Căng thẳng và điện não đồ EEG

2.1.1 Căng thẳng

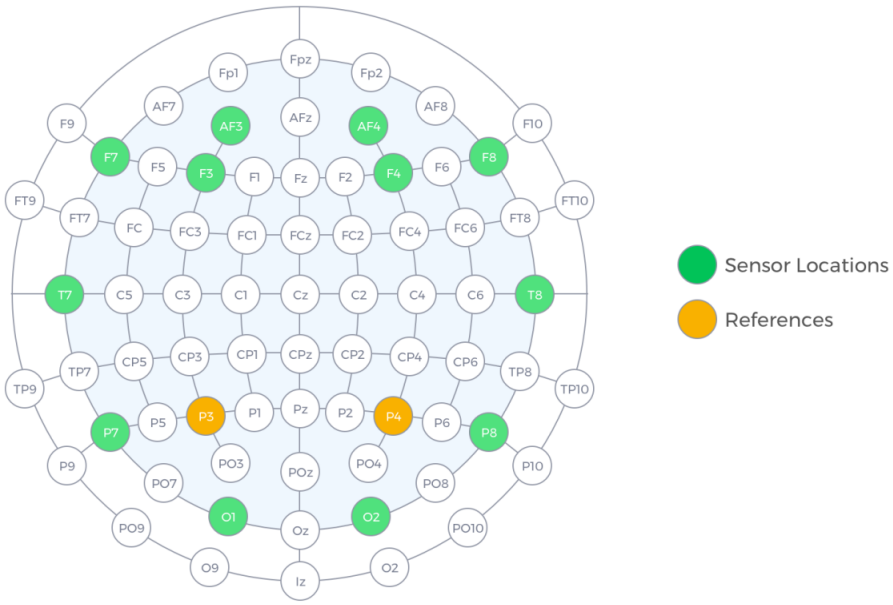
Căng thẳng (hay thường gọi là Stress) có thể ảnh hưởng đến khả năng đáp ứng của hệ thống điều tiết ngoại vi trung tâm của chúng ta, dẫn đến sức khỏe kém hơn do gây ra sự kích hoạt của vùng dưới đồi - tuyến yên - tuyến thượng thận (trục HPA) và hệ thần kinh giao cảm (SNS) dẫn đến sự gia tăng hormone căng thẳng (cortisol) ở vỏ thượng thận. Việc sản xuất liên tục cortisol có tác động trực tiếp đến cơ thể, chức năng và cấu trúc của não, nó làm tăng huyết áp, làm suy yếu hệ thống miễn dịch và tác động ngừng tạo ra các tế bào thần kinh mới[5]. Trong một số tình trạng, căng thẳng ở trạng thái cấp tính và nhẹ (có thể được hiểu như sự căng thẳng mệt mỏi, căng thẳng tích cực hay căng thẳng tạm thời), thì điều này có lợi cho hệ thống miễn dịch và thần kinh, nhưng trạng thái căng thẳng kinh niên đã được công nhận là một trong những yếu tố chính gây ra rối loạn mãn tính và giảm năng suất. Tiếp xúc lâu dài với căng thẳng có liên quan đến một loạt các vấn đề sức khỏe như bệnh tim, béo phì, tiểu đường, đột quỵ và trầm cảm[24, 27].

2.1.2 Điện não đồ EEG

Điện não đồ (EEG) là một trong những phương thức hình ảnh thần kinh được sử dụng phổ biến nhất để nghiên cứu các chức năng và tình trạng của não. Dựa vào EEG, người ta có thể đo được sự dao động của điện trường do hoạt động của tế bào thần kinh en-masse ở độ phân giải mili giây[31, 32]. EEG được xem là biện pháp trực tiếp nhất nhưng không xâm lấn các hoạt động của tế bào thần kinh và tín hiệu này được là phản ứng điện sinh học được được nhận ngay lập tức qua vỏ não bởi các tế bào não. Mặt khác, bộ não cũng là một trong những bộ phận phức tạp của con người ,những cảm nhận bởi các giác quan như thị giác, thính giác, xúc giác,v.v... đều tạo ra được những tín hiệu rất nhỏ và trao đổi qua các nơ-ron

và bắt nguồn từ não. Vì vậy, để thực hiện đo điện não đồ thường được thực hiện bằng cách gắng nhiều các điện cực rải rác xung quanh đầu, mỗi điện cực sẽ nhận xung điện trong mỗi khu vực riêng lẻ, được hiểu như là một kênh (**Channel**).

Trên thực tế, các điện cực được chỉ định sẽ không cố định, nó sẽ được tính toán tùy vào kích thước của mỗi phần đầu, thường là 32 hoặc 64 kênh. Mỗi điện cực thiết kế sẽ có một tên duy nhất và số lượng kênh cũng khác nhau. Ví dụ các vị trí ở hình 2.1: Và các kênh mà thiết bị Emotiv sử dụng bao gồm: AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, P7, P8, O1 và O2 (các vị trí màu xanh trong hình 2.1).



Hình 2.1: Bản đồ vị trí các kênh trên thiết bị EMOTIV [29].

2.1.3 Các loại sóng và năng lượng

Các tín hiệu của sóng não khá nhỏ nên trước khi được lưu trữ nó thường được thông qua bộ khuếch đại tín hiệu. Về cơ bản, thì các dải tần của sóng não EEG sẽ trong khoảng thừ 0.5Hz đến 40Hz và trải dài theo các thang với các mức tần số khác nhau.

Các nghiên cứu thường dựa vào những sự khác biệt về năng lượng của sóng beta và alpha phản ánh đước những cấp độ căng thẳng. Cụ thể: trong khi nghỉ ngơi, năng lượng sóng alpha cao hơn năng lượng sóng beta và ngược lại, năng lượng sóng beta cao hơn trong giai đoạn căng thăng,... Từ đó, khi áp dụng các yếu tố ứng suất dựa vào điện não đồ EEG sẽ có thể tìm ra các sức mạnh alpha và beta cao giảm. Một dấu hiệu khác đó là sự thay đổi bất đối xứng của điện não đồ phía trước của sóng alpha giữa bán cầu trái và phải cũng là một trong những dấu hiệu điển hình của sự căng thẳng.

Mặc dù điện não đồ phản ánh được mức độ căng thẳng, nhưng hầu hết các ứng dụng trước đây của điện não đồ trong phát hiện căng thẳng thường bị hạn chế do

Loại tín hiệu	Tần số	Cường độ	Hiệu ứng/hoạt động
Delta (δ)	<4 Hz	200-200μV	Tăng tổng năng lượng của sóng sẽ tăng trong điều kiện khó khăn
Theta (θ)	4-8 Hz	20 μV	Giảm tổng năng lượng khi bị căng thẳng
Alpha (α)	8-12Hz	20-200μV	Giảm tổng năng lượng khi bị căng thẳng
Beta (β)	13-31Hz	5-10μV	Năng lượng thay đổi tùy theo độ khó của công việc

Bảng 2.1: Các dải tần số của sóng não EEG liên quan đến căng thẳng [29].

tính khả dụng của các thiết bị đo điện não đồ tại hầu hết các bệnh viện ở mức thấp và trung bình. Do đó, sự phát triển trong công nghệ cho phép các thiết bị EEG nhẹ hơn, nhỏ hơn, dễ sử dụng và giảm chi phí. Nhìn chung, dự đoán được các dấu hiệu của căng thẳng và can thiệp kịp thời, sẽ giúp cho sức khỏe tinh thần tốt hơn, chất lượng cuộc sống và năng suất làm việc cao hơn [29].

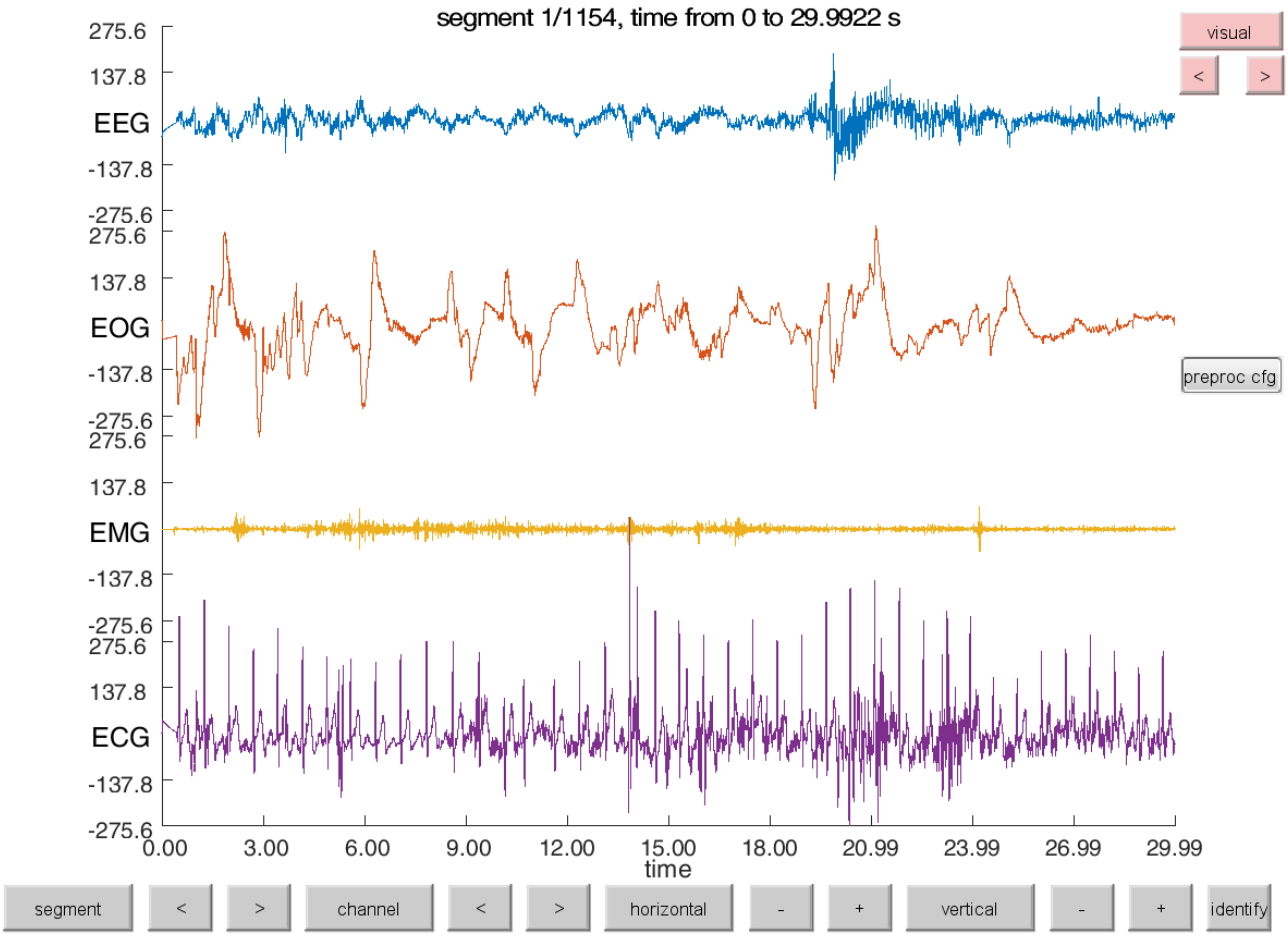
2.1.4 Các loại nhiễu thường có trong EEG

Bất kỳ loại dữ liệu nào cũng sẽ có những phần nhiễu phát sinh không mong muốn trong dữ liệu. Đặc biệt hơn, khi dữ liệu này được thu thập trực tiếp từ não, bộ máy điều khiển các hoạt động của cơ thể và nhược điểm lớn nhất đối với tín hiệu này là việc bị ảnh hưởng nhiễu từ các yếu tố xung quanh. Tuy nhiên, hầu hết các loại nhiễu từ môi trường có thể được loại bỏ bởi các bộ lọc, nhưng mặt khác thì hiện nay vẫn chưa có các thiết bị chuyên dụng để có thể phân loại hết tất cả các nhiễu có trong tín hiệu điện não EEG. Do đó, nội dung này chúng tôi sẽ đề cập đến 3 loại nhiễu thông dụng, thường gặp nhất và dễ thu thập được đó là EOG, EMG và ECG.

Điện mắt (EOG)

Các tín hiệu EOG được tạo ra bởi các hốc mắt hoặc chuyển động từ chớp mắt, đây là loại nhiễu thường xuất hiện trong quá trình đối tượng được thu thập dữ liệu "mở mắt" khi thu thập ở vùng đầu. Các tín hiệu EEG thực có thể thu trong điều kiện nhắm mắt [30] cũng như nhiễu EOG có thể tránh được bằng việc hạn chế di chuyển mắt nhưng trong đề tài này khi người dùng phải làm những bài kiểm tra đánh giá thì cũng không thể tránh khỏi những tác động từ việc chớp mắt và dao động ở mắt.

[1]http://www.fieldtriptoolbox.org/assets/img/tutorial/sleep/sleep_figure_1.png



Hình 2.2: Mô phỏng các loại nhiễu trong EEG [1]

Điện cơ (EMG)

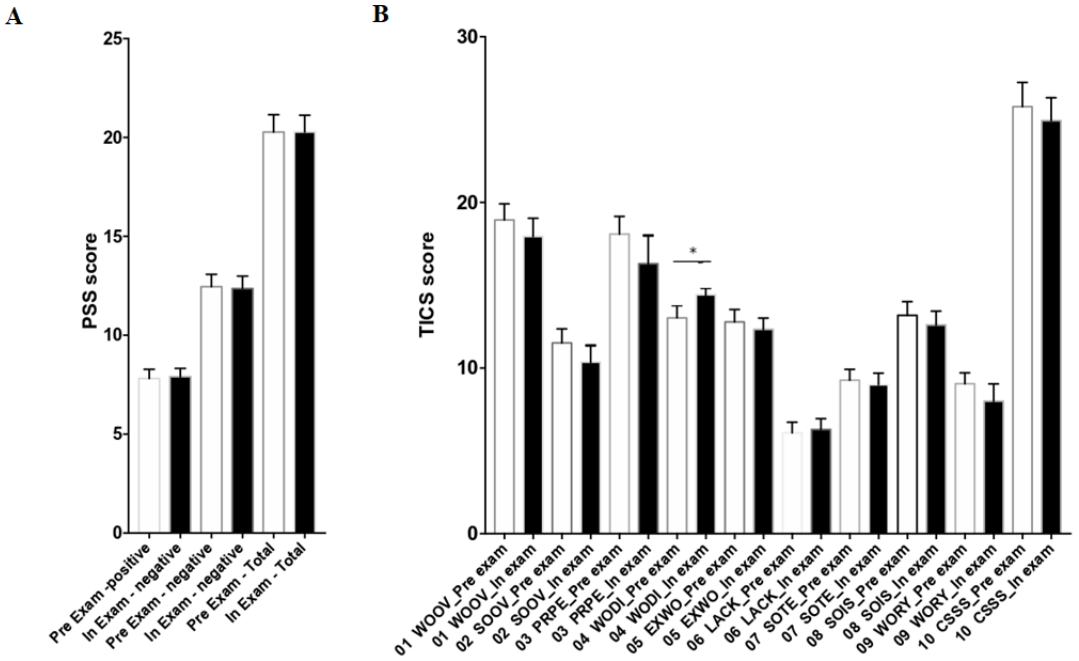
EMG là các loại nhiễu điện được tạo ra bởi hoạt động của cơ mặt(như nuốt, nói, nhăn mặt, chau mày, bóp hàm, căng cơ cổ,...) gần điện cực, ngoài ra còn có các tác động từ cơ tay khi tay di chuyển. Dấu hiệu dễ nhận thấy là các tín hiệu tần số cao, liên tục chồng lên tín hiệu EEG[33]. Trong trường hợp hình 2.2, các tín hiệu EMG thường bị ảnh hưởng nhiều ở các chuyển động từ điện cơ tay nhạy hơn so với các tín hiệu từ mang tai hay từ cổ.

Điện cơ (ECG)

ECG là loại tín hiệu điện từ tim, hay còn gọi là điện tâm đồ. Mặc dù biên độ của ECG thấp trên da đầu nhưng đôi khi tùy thuộc vào vị trí đặt điện cực hoặc hình dạng cơ thể của người tham gia, vẫn có những sự biến dạng nhịp điệu trên tín hiệu EEG. Đây là loại nhiễu khó hình dung bằng mắt thường và dấu hiệu cho thấy là kiểu nhịp điệu tương ứng với nhịp tim chồng lên EEG[33].

2.1.5 Các thang đo mức độ

Hình 2.3 được thống kê cho thấy kết quả bảng câu hỏi của các đối tượng khác nhau giữa trước kỳ thi và trong kỳ thi từ hai thang đo PSS và TICS. Tại các phòng khám sức khỏe, các gói câu hỏi tự làm của bệnh nhân là công cụ đánh giá phổ biến nhất. Mỗi gói câu hỏi sử dụng các thang đo sàng lọc khác nhau để đánh giá các mức độ căng thẳng của đối tượng trong thời gian ngắn hạn (PSS) hoặc thời gian dài hạn (TICS).



Hình 2.3: Kết quả bảng câu hỏi giữa phiên trước kỳ thi và phiên trong kỳ thi từ Thang đo mức độ căng thẳng cảm nhận(PSS) (A) và Kiểm kê Trier về Stress mãn tính (TICS) (B, i. Điểm tích cực, ii. Điểm tiêu cực, iii. Tổng điểm (PSS); 10 khác nhau thang đo (TICS) (*, p <0,05. Phép so sánh bội số Wilcoxon kiểm tra))[29].

Thang đo mức độ cảm nhận (PSS)

Được phát triển từ năm 1983 là công cụ đánh giá tiêu chuẩn đối với mức độ căng thẳng cấp tính. Trong PSS, các kết quả được tính dựa trên các thang điểm sàng lọc: điểm tích cực, điểm tiêu cực và tổng điểm. Từ những kết quả tính toán của đối tượng, không có sự khác biệt đáng kể trong các thang đo này giữa 2 đợt trước kỳ thi và trong kỳ thi, cho thấy căng thẳng ngắn hạn không bị ảnh hưởng bằng cách kiểm tra[13, 29].

Bảng câu hỏi này bao gồm mười câu. Mỗi câu hỏi được hỏi đối tượng về tần suất của các sự kiện căng thẳng đã xảy ra trong khoảng thời gian ba mươi ngày qua. Trả lời cho mỗi câu hỏi theo thang từ 0 đến 5 điểm, trong đó 0 điểm đại diện cho sự kiện "không bao giờ" xảy ra; 5 điểm đại diện cho sự kiện "thường xuyên" và dựa vào các nhãn được chỉ định để đánh giá tương ứng cho từng đối tượng (dựa vào giới tính, tuổi tác, ...)[34, 29].

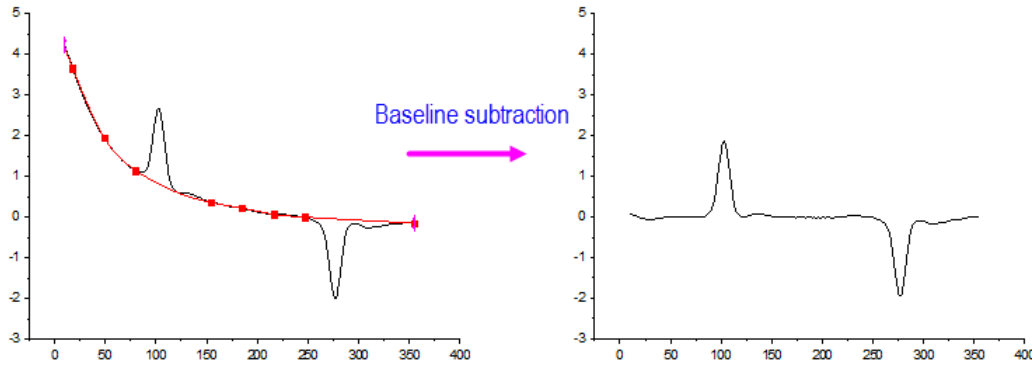
Thang kiểm tra căng thẳng mãn tính (TICS)

Đây là một bảng câu hỏi chuẩn để đánh giá các yếu tố liên quan đến nhau chín căng thẳng mãn tính. Những người tham gia đánh giá 57 mục trên thang điểm đánh giá năm điểm về tần suất họ gặp phải một tình huống nhất định hoặc có một trải nghiệm nào đó trong vòng ba tháng trước đó (0 = không bao giờ, 1 = hiếm khi, 2 = đôi khi, 3 = thường xuyên, 4 = rất thường xuyên)[35]. Trong TICS, bảng câu hỏi này đánh giá trạng thái căng thẳng tinh thần mãn tính bằng cách sử dụng mười quy mô sàng lọc khác nhau. Trong số các thang đo này, điểm của sự bất mãn trong công việc (WODI score - the Work discontent score) tồn tại trong kỳ thi tăng lên đáng kể so với trước kỳ thi (p=0,0417). Các thang điểm khác thấp hơn trong kỳ thi. Kết quả này khẳng định rằng kỳ thi thực sự làm tăng mức độ căng thẳng của sinh viên đại học[29]. Do đó, cả hai bài kiểm tra có thể được sử dụng như một dạng "tác nhân gây căng thẳng thực tế"[11].

2.2 Hiệu chỉnh đường cơ sở (baseline correction)

Hiệu chỉnh đường cơ sở là một phép toán tuyến tính vì chỉ tính giá trị trung bình của các điểm trong khoảng thời gian cơ bản (là một phép toán tuyến tính) và trừ điểm trung bình này cho mỗi điểm trong dạng sóng (cũng là một phép toán tuyến tính). Điều này có nghĩa là thực hiện hiệu chỉnh đường cơ sở trước hoặc sau bất kỳ quy trình tuyến tính nào khác và nhận được kết quả chính xác như nhau[36].

Ta hiệu chỉnh đường cơ sở bằng cách lấy một tham chiếu trung bình chung trong dữ liệu EEG, cũng có thể hiểu như việc trừ đi trung bình (từ mỗi kênh) giúp cho sai số các mô hình nhỏ hơn. Vì nếu không sử dụng một tham chiếu chung , các ước tính mô hình có thể tiềm ẩn các lỗi ở trong tất cả các kênh EEG (có thể hình dung rằng các trọng số lớn được tham chiếu sẽ dễ ra các lỗi mô hình không đáng có.

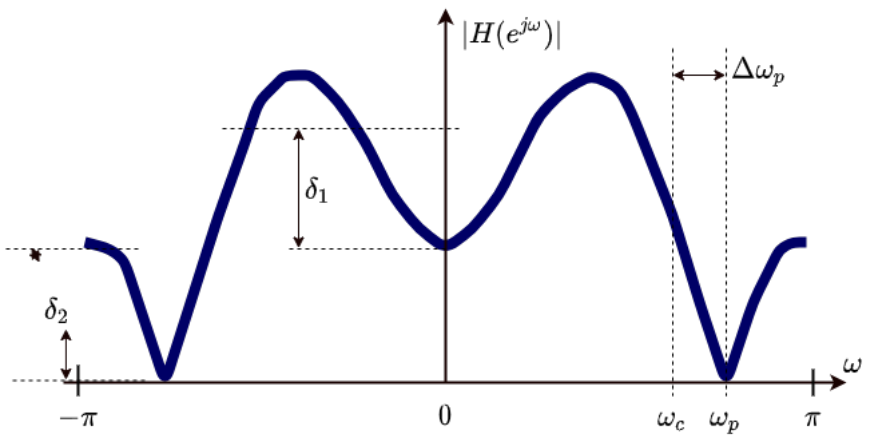


Hình 2.4: Ví dụ minh họa hiệu chỉnh đường cơ sở

2.3 Các bộ lọc tín hiệu

Lọc là việc sửa đổi tín hiệu được đo hoặc tính toán — sử dụng thuật toán và/hoặc logic — để loại bỏ các khía cạnh không mong muốn của tín hiệu trước khi nó được sử dụng trong tính toán hoặc bộ điều khiển bất kỳ. Việc lọc tín hiệu chủ yếu là để giảm và làm mịn những phần nhiễu từ các nội dung tín hiệu không mong muốn xảy ra trong bộ dữ liệu bất kỳ. Trong trường hợp không lọc nhiễu, tín hiệu ở dạng bị biến dạng dẫn đến việc kết quả cho các phương thức tín toán không đúng hoặc làm xáo trộn, cũng như hệ thống không ổn định.

Tất cả các bộ lọc số lý tưởng có đặc tính biên độ tần số dạng chữ nhật, nên đặc tính xung của chúng đều là dãy không nhân quả có độ dài vô hạn, vì thế không thể thực hiện được các bộ lọc số lý tưởng. Đặc tính biên độ tần số của bộ lọc số thực tế thường có độ nhấp nhô trong dải thông và dải chặn, với hai biên là sườn dốc (xem hình 2.5).



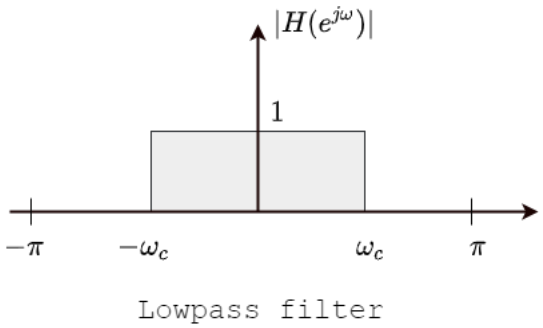
Hình 2.5: Đặc tính biên độ tần số của một bộ lọc thực tế

Các đặc trưng cho bộ lọc thực tế, gồm các tham số sau:

- Loại bộ lọc: thông thấp, thông cao, dải chặn (lọc băng thông),...
- Tần số giới hạn dải thông ω_c (hay f_c).
- Tần số giới hạn dải chặn ω_p (hay f_p).
- Độ rộng dải quá độ $\Delta\omega_p = |\omega_p - \omega_c|$ (hay Δf_p).
- Độ nhấp nhô trong dải thông δ_1.Trong giải thông, đặc tính biên độ tần số $|H(e^{j\omega}|$ phải thỏa mãn điều kiện: $(1-\delta_1) \leq |H(e^{j\omega})| \leq (1+\delta_1)$.
- Độ nhấp nhô trong dải thông δ_2.Trong giải thông, đặc tính biên độ tần số $|H(e^{j\omega})|$ phải thỏa mãn điều kiện: $|H(e^{j\omega}| \leq \delta_2$
- Các bộ lọc số thực tế có $\Delta\omega_p, \delta_1$ và δ_2 càng nhỏ thì đặc tính biên độ tần số càng gần giống dạng chữ nhật nên chọn độ lọc tín hiệu càng tốt

Trong phần này, chúng ta sẽ tìm hiểu về các bộ lọc số lý tưởng: lọc thông thấp (lowpass filter), lọc thông cao (highpass filter), lọc băng thông (bandpass filter) được thực hiện trong phần tiền xử lý tín hiệu, còn lọc chắn tín hiệu (với tín hiệu EEG trong khoảng từ 0-35Hz nên không dùng). Việc định nghĩa các bộ lọc này sẽ dựa vào đáp ứng biên độ tần số $|H(e^{j\omega})|$ [43].

2.3.1 Bộ lọc thông thấp lý tưởng (Lowpass Filter)

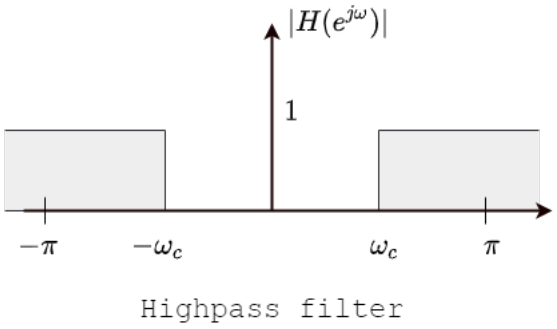


Hình 2.6: Lọc băng thông thấp

Các tần số 'Thấp' dưới một giá trị nhất định được giữ lại (chúng 'vượt qua'), trong khi các tần số cao bị loại bỏ. Đây còn được gọi là bộ lọc cắt cao (**High-cut**).Đáp ứng biên độ của bộ lọc số thông thấp lý tưởng được định nghĩa với $-\pi \leq \omega \leq \pi$ như sau: [43]

$$|H(e^{j\omega})| = \begin{cases} 1 & (-\omega_c \leq \omega \leq \omega_c) \\ 0 & (\text{trường hợp khác}) \end{cases} \tag{2.1}$$

2.3.2 Bộ lọc thông cao lý tưởng (Highpass Filter)

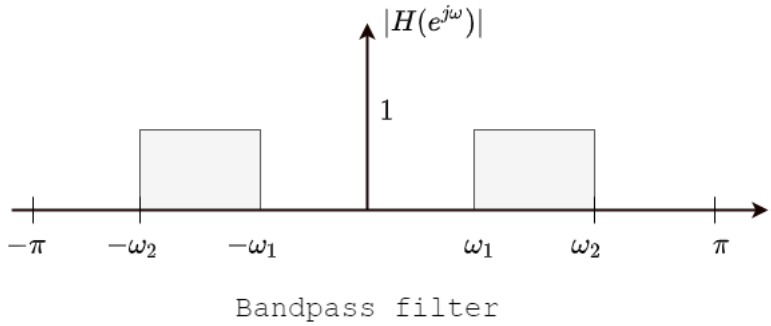


Hình 2.7: Lọc băng thông cao

Các tần số 'Cao' trên một giá trị nhất định được giữ lại, trong khi các tần số thấp bị loại bỏ. Đây còn được gọi là bộ lọc (**Low-cut**). Đáp ứng biên độ của bộ lọc số thông cao lý tưởng được định nghĩa với $-\pi \leq \omega \leq \pi$ như sau: [43]

$$|H(e^{j\omega}| = \begin{cases} 1 & (-\pi \leq \omega \leq -\omega_c) \\ & (-\omega_c \leq \omega \leq \pi) \\ 0 & (\text{trường hợp khác}) \end{cases} \tag{2.2}$$

2.3.3 Bộ lọc thông dải lý tưởng (Bandpass Filter)



Hình 2.8: Lọc băng thông cao

Bộ lọc cho phép các tín hiệu nằm trong một thiết lập dải tần nhất định giữa hai điểm đi qua đồng thời chặn cả tần số thấp hơn và tần số cao hơn ở hai bên dải tần này được gọi là lọc thông dải lý tưởng. Đây là bộ lọc kết hợp **High-cut** và **Low-cut**. Đáp ứng biên độ của bộ lọc số thông dải lý tưởng được định nghĩa với $-\pi \leq \omega \leq \pi$ như sau: [43]

$$|H(e^{j\omega}| = \begin{cases} 1 & (-\omega_2 \leq \omega \leq -\omega_1) \\ & (\omega_1 \leq \omega \leq \omega_2) \\ 0 & (\text{trường hợp khác}) \end{cases} \tag{2.3}$$

2.4 Phân tích thành phần độc lập (ICA)

ICA là viết tắt của Independent Component Analysis là phương pháp được phát triển gần đây với mục tiêu là tìm một biểu diễn tuyến tính của dữ liệu non-Gaussian (không thuộc dạng Gaussian, hay còn gọi là phân phối chuẩn) để các thành phần được thống kê độc lập hoặc độc lập nhất có thể. Được gọi à phân tích thành phần độc lập.

Có rất nhiều ứng dụng sử dụng ICA với tính năng khai thác và xử lý các tín hiệu kỹ thuật số như âm thanh, hình ảnh,... Đối với các bản ghi EEG, khi được

thu thập từ nhiều vị trí khác nhau trên da đầu. Nên sẽ dễ có nhiều tín hiệu bị trộn lẫn với các hoạt động cơ bản của não. Vì vậy, ICA được đề xuất để tìm bản gốc các tín hiệu này dựa trên hỗn hợp của các thành phần.

Thuật toán chạy phân tách thành phần ICA

Bao gồm các bước sau[37, 9]:

Bước 1: Từ dữ liệu ban đầu đang có, ta cân bằng dữ liệu bằng cách lấy mỗi giá trị x trừ cho giá trị trung bình

Bước 2:

1. Sau đó, ta biến đổi nó theo các mối tương quan tiềm ẩn giữa các thành phần của nó bị loại bỏ (với hiệp phương sai bằng 0) và phướng sai của mỗi thành phần bằng 1. Một cách khác để xem xét nó là ma trận hiệp phương sai (covariance matrix) của tín hiệu sẽ dùng ma trận đơn vị.

   (a) Ma trận đơn vị

$$I_1 = \begin{bmatrix}1\end{bmatrix}, I_2 = \begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & 1\end{bmatrix}, I_3 = \begin{bmatrix}1 & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0\\ 0 & 0 & 1,\end{bmatrix}, \ldots, I_n = \begin{bmatrix}1 & 0 & 0 & \ldots & 0\\ 0 & 1 & 0 & \ldots & 0\\ 0 & 0 & 1 & \ldots & 0\\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 0 & 0 & 0 & \ldots & 1\end{bmatrix}$$

   (b) Ma trận hiệp phương sai

$$\text{Covariance Matrix} = \begin{bmatrix}Var(x) & Cov(X,Y)\\ Cov(X,Y) & Var(Y)\end{bmatrix}$$

2. Từ ma trận hiệp phương sai, xác định giá trị riêng (eigen values) dựa trên phương trình:

$$\tilde{x} = ED^{-1/2}E^T x$$

   trong đó D là ma trận chéo của giá trị riêng (với mọi λ là một giá trị riêng của ma trận hiệp phương sai nói trên) và D có dạng:

$$D = \begin{pmatrix}\lambda_1 & 0 & 0 & \ldots\\ 0 & \lambda_2 & 0 & \ldots\\ 0 & 0 & \lambda_3 & \ldots\\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots\end{pmatrix}$$

Bước 3: Chọn giá trị ban đầu ngẫu nhiên cho ma trận khử trộn w. Thường sẽ được xác định dựa trên hàm:

$$g(u) = \tanh(u)$$

$$g'(u) = 1 - \tanh(u) * \tanh(u)$$

Bước 4: Tính giá trị mới cho w

Bước 5: Chuẩn hóa w và cập nhật ma trận khử trộn w

từ 1 đến số lượng components, thì ta cho lặp đến khi $w_p^T w_{p+1} \approx 1$:

$$w_p = \frac{1}{n}\sum_i^n Xg\left(W^T X\right) - \frac{1}{n}\sum_i^n g'\left(W^{TX}\right) W$$

$$w_p = w_p - \sum_{j=1}^{p-1}\left(w_p^T w_j\right) w_j$$

kết thúc lặp, ta tính: $w_p = \frac{w_p}{\|w_p\|}$

với $W = [w1, w2 \ldots]$

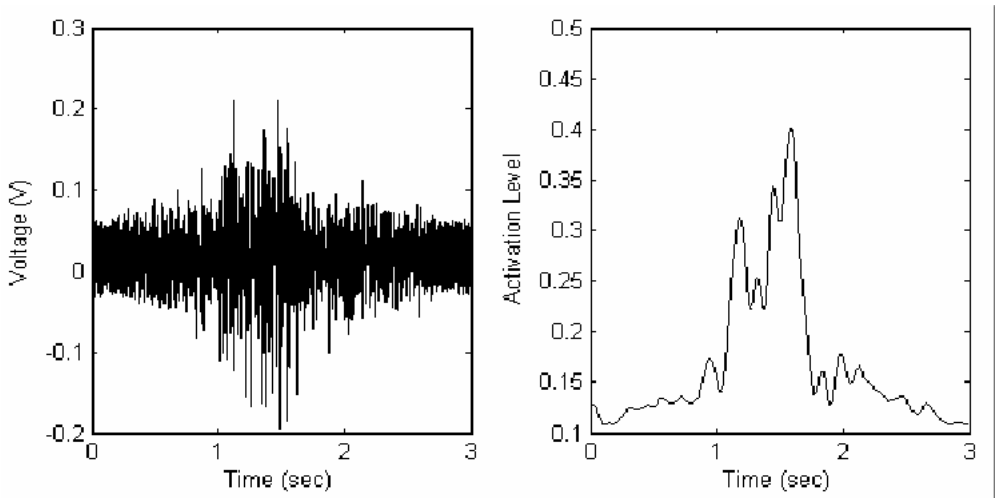
Bước 6: Kiểm tra xem thuật toán đã hội tụ chưa, nếu chưa quay lại bước 4. Sự hội tụ lúc này được coi là đạt được khi tích số chấm (dot) của w và chuyển vị của nó gần bằng 1.

Bước 7: Lấy tích số chấm của w và x để nhận các tín hiệu nguồn độc lập S.

$$S = Wx$$

2.5 Phân tích tương quan chính tắc (CCA)

CCA là viết tắt của Canonical Correlation Analysis giúp xác định chuyển đổi tuyến tính của điện não đồ, CCA được sử dụng rộng rãi cho việc ổn định các tín hiệu gợi mở bằng mắt và phát hiện các thành phần tần số của EEG đặc trưng tần số kích thích. Ngoài ra, việc sử dụng CCA phân tích dựa trên điện não đồ EEG có được các biểu diễn tần số thời gian riêng biệt của EEG cho từng lớp chuyển động. CCA tốt hơn ICA trong việc loại bỏ các tín hiệu của điện cơ EMG[39].



Hình 2.9: Mô phỏng tín hiệu nhiễu EMG [2]

[2]https://www.researchgate.net/profile/Panagiotis_Artemiadis/publication/224623489

Thuật toán chạy phân tích tương quan chính tắc CCA[39]

Trong các bài toán liên quan đến việc tách nguồn với EEG, thời gian quan sát được có dạng $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \ldots, x_K(t)]^T$ với $t = 1, \ldots, N$ và trong đó N là số lượng mẫu (samples) và K là số cảm biến (sensors), đây là kết quả của hỗn hợp tuyến tính chưa biết của một tập hợp các tín hiệu nguồn chưa biết dạng $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \ldots, s_K(t)]^T$,:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t),$$

với A ma trận trộn tín hiệu chưa biết. Mục đích là ước tính ma trận trộn và khôi phục các tín hiệu nguồn ban đầu $s(t)$. Điều này được thực hiện bằng cách đưa vào ma trận khử trộn W sao cho:

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t)$$

xấp xỉ các tín hiệu nguồn chưa biết trong $s(t)$, bằng hệ số tỷ lệ. Trừ khi có những ràng buộc bổ sung được áp đặt. Phân tích tương quan chính tắc giải quyết vấn đề bằng cách buộc các nguồn không tương quan lẫn nhau và tương quan tối đa với một hàm được xác định trước[39].

Một cách khác được đề cập đó là:

Cho hai bộ dữ liệu đa kênh, CCA tìm các phép biến đổi tuyến tính của cả hai bộ có tương quan tối đa. Ma trận dữ liệu đã cho $\mathbf{X}_1$ có kích thước $T \times J_1$ và $\mathbf{X}_2$ có kích thước $T \times J_2$.

Bước 1: CCA tạo ra ma trận biến đổi $\mathbf{W}_1$ và $\mathbf{W}_2$ kích thước $J_1 \times J_0$ và $J_2 \times J_0$, với J_0 nhiều nhất bằng $min(J_1, J_2)$.

lưu ý: Các cột của $\mathbf{X}_1\mathbf{W}_1$ không tương quan lẫn nhau, tương tự như các cột của $\mathbf{X}_2\mathbf{W}_2$, trong khi các cặp cột được lấy từ cả hai ("các cặp tương quan chính tắc") có tương quan tối đa.

Bước 2: Tính các cặp tương quan chính tắc (CC).

Cặp tương quan chính tắc đầu tiên (CC) xác định các kết hợp tuyến tính của mỗi tập dữ liệu với mối tương quan cao nhất có thể. Cặp CC tiếp theo là những kết hợp có tương quan cao nhất trực giao với cặp đầu tiên, v.v.

Trong trường hợp X_1 và X_2 là tín hiệu âm thanh và EEG thì CCA có thể tạo ra các trọng số như:

$$\bar{b}(t) = \sum_j \sum_\tau b_j(t-\tau)u_{j\tau}$$

với $\bar{b}(t)$ là sự kết hợp tuyến tính của các tín hiệu não bị trễ thời gian. và

$$\bar{a}(t) = \sum_i \sum_\tau a_i(t-\tau)v_{i\tau}$$

với $\bar{a}(t)$ là sự kết hợp tuyến tính của các tín hiệu bộ mô tả âm thanh có độ trễ thời gian.

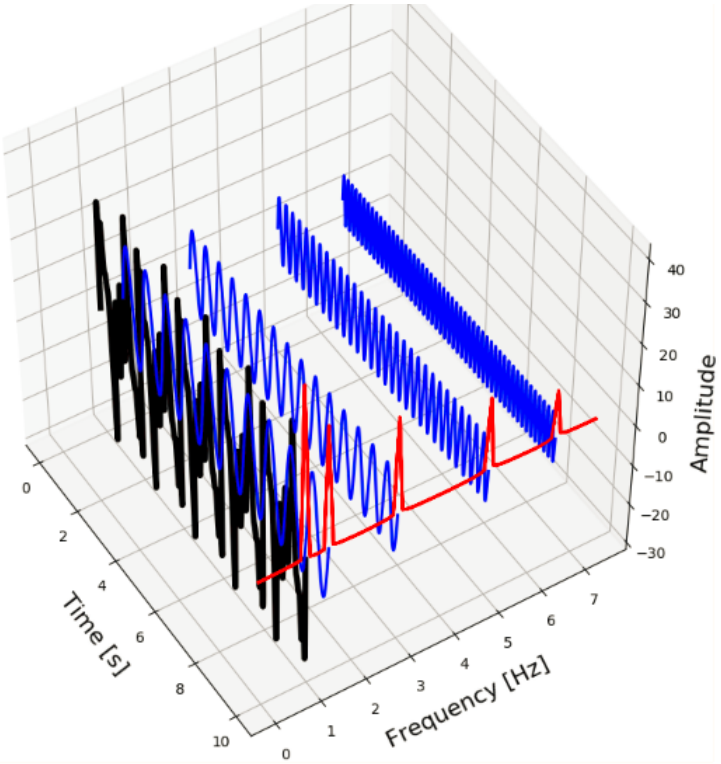
2.6 Biến đổi Fourier nhanh (FFT)

Biến đổi Fourier

Biến đổi Fourier hay có thể gọi là phân tích Fourier là lĩnh vực nghiên cứu được sử dụng để phân tích tuần hoàn trong các tín hiệu (tuần hoàn). Nếu một tín hiệu chứa các thành phần có bản chất tuần hoàn, thì phân tích Fourier có thể được sử dụng để phân hủy tín hiệu này trong các thành phần tuần hoàn của nó. Phân tích Fourier cho chúng ta biết tần suất của các thành phần định kỳ này là bao nhiêu.

Ví dụ, nếu nhịp tim của bạn được đo tại thời điểm đo bạn có nhịp tim là 60 nhịp / phút, tín hiệu sẽ có tần số $1Hz$ (Khoảng thời gian $1S$ = tần số $1Hz$). Nếu bạn đang thực hiện đồng thời một công việc lặp đi lặp lại nào đó mà bạn di chuyển các ngón tay cứ sau hai giây, tín hiệu đến tay bạn sẽ có tần số $0,5Hz$ (Chu kỳ $2S$ = tần số $0,5Hz$). Một điện cực được đặt trên cánh tay của bạn, sẽ đo sự kết hợp của hai tín hiệu này. Và một phân tích Fourier được thực hiện trên các tín hiệu kết hợp, sẽ cho chúng ta thấy một đỉnh trong phổ tần số ở $0,5Hz$ và một ở $1Hz$.

Trong hình 2.10, chúng ta có thể thấy điều này đang hoạt động. Chúng ta có năm sóng sin (tín hiệu xanh lam) với biên độ 4, 6, 8, 10 và 14 và tần số 6,5, 5, 3, 1,5 và 1 Hz. Bằng cách kết hợp các tín hiệu này, chúng ta tạo thành một tín hiệu tổng hợp mới gồm nhiều thành phần tín hiệu màu xanh (màu đen). Fourier Transform biến đổi tín hiệu này sang miền tần số (tín hiệu màu đỏ) và cho chúng ta thấy các tín hiệu thành phần dao động ở tần số nào[40].



Hình 2.10: Ví dụ phân tích Fourier [40]

Biến đổi Fourier nhanh (FFT)

FFT là viết tắt của The Fast Fourier Transform. Đây là một thuật toán hiệu quả để tính toán Biến đổi Fourier rời rạc (DFT) và là tiêu chuẩn thực tế để tính Biến đổi Fourier. Nó có mặt trong hầu hết các thư viện và gói máy tính khoa học, trong mọi ngôn ngữ lập trình. Với DFT chiều thuận có dạng:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cdot e^{-i2\pi kn/N}$$

Thuật toán (mã giả):
Hàm function $FFT(A, \omega)$:
Input: $a_0, a_1, \ldots, a_{n-1}$ là các hệ sõ của $A(x)$, trong đó n là lũy thừa của 2 (nếu n chưa phải là lũy thừa của 2, ta chỉ cần thêm các sô 0 vào cho đủ)
Output: Giá trị của đa thức $A(x)$ tai các căn phức bậc n của 1:

$$A\left(\omega_{0,n}\right), A\left(\omega_{1,n}\right), \ldots, A\left(\omega_{n-1,n}\right)$$

Bước 1: Nếu $n = 1$, lấy $A\left(\omega_{0,1}\right) = A(1) = a_0$

Bước 2: Ngược lại tạo 2 đa thức

$$A_e(x) = a_0 + a_2 x + a_4 x^2 + \ldots + a_{n-2} x^{(n-2)/2}$$

$$A_o(x) = a_1 + a_3 x + a_5 x^2 + \ldots + a_{n-1} x^{(n-2)/2}$$

Bước 3: Gọi hàm $FFT\left(A_e, n/2\right)$ và $FFT\left(A_o, n/2\right)$ để tính giá trị của $A_e(x), A_0(x)$ tại

$$\omega_{k,n/2} = \omega_{k,n}^2 = \omega_{k+n/2,n}^2, \forall k = 0, 1, \ldots, n/2 - 1$$

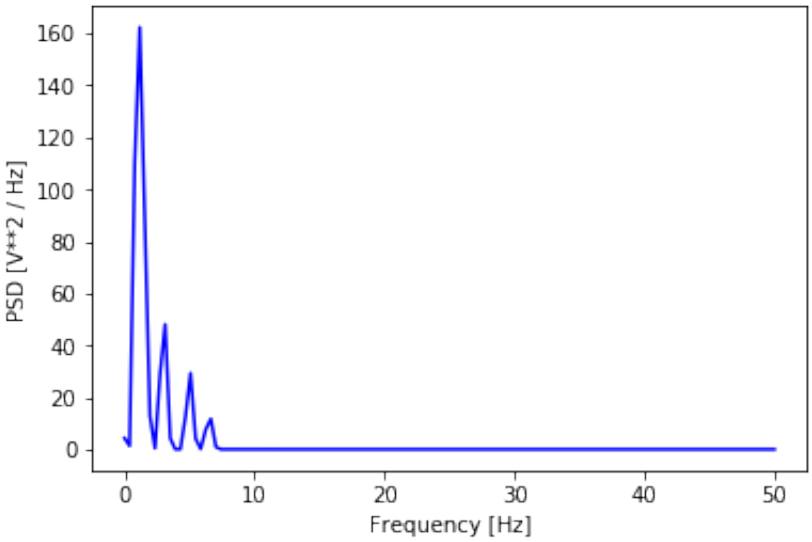
Bước 4: Chạy vòng lặp từ $k = 0$ đến $n/2 - 1$ sao cho:

$$A\left(\omega_{k,n}\right) = A_e\left(\omega_{k,n/2}\right) + \omega_{k,n} A_o\left(\omega_{k,n/2}\right)$$

$$A\left(\omega_{k+n/2,n}\right) = A_e\left(\omega_{k,n/2}\right) - \omega_{k,n} A_o\left(\omega_{k,n/2}\right)$$

2.7 Mật độ phổ công suất (PSD)

Tương tự như FFT, nó mô tả phổ tần số của tín hiệu. Nhưng ngoài FFT, nó cũng tính đến sự phân bố công suất ở mỗi tần số (bin). Nói chung, vị trí của các đỉnh trong phổ tần số sẽ giống như trong trường hợp FFT, nhưng chiều cao và chiều rộng của các đỉnh sẽ khác nhau. Bề mặt bên dưới các đỉnh tương ứng với sự phân bố công suất ở tần số đó [40]. Phương pháp được sử dụng rộng rãi nhất để làm điều đó là biểu đồ tuần hoàn của Welch.



Hình 2.11: PSD của một tín hiệu[40].

Phương pháp biểu đồ tuần hoàn của Welch (Welch's periodogram)

Phương pháp của Welch cải thiện độ chính xác của biểu đồ thời kỳ cổ điển. Bởi vì dữ liệu điện não đồ luôn thay đổi theo thời gian: có nghĩa là nếu bạn nhìn vào dữ liệu điện não đồ trong 30 giây, thì không chắc rằng tín hiệu sẽ giống như một tổng hoàn hảo của các sin thuần túy. Đúng hơn là nội dung quang phổ của điện não đồ thay đổi theo thời gian, liên tục được sửa đổi bởi hoạt động thần kinh dưới da đầu. Nhưng để trả về một ước lượng phổ thực, một biểu đồ chu kỳ cổ điển yêu cầu nội dung phổ của tín hiệu là trạm (tức là không thay đổi thời gian) trong khoảng thời gian được xem xét. Thực tế không bao giờ đúng như vậy, biểu đồ chu kỳ sai lệch và chứa nhiều phương sai, cho nên bằng cách lấy trung bình các biểu đồ chu kỳ thu được trên các đoạn ngắn của cửa sổ (**windows**), phương pháp của Welch cho phép giảm đáng kể phương sai này. Tuy nhiên, điều này phải trả giá bằng độ phân giải tần số thấp hơn. Thật vậy, độ phân giải tần số được xác định bởi:

$$F_{reS} = \frac{F_S}{N} = \frac{F_S}{F_S t} = \frac{1}{t}$$

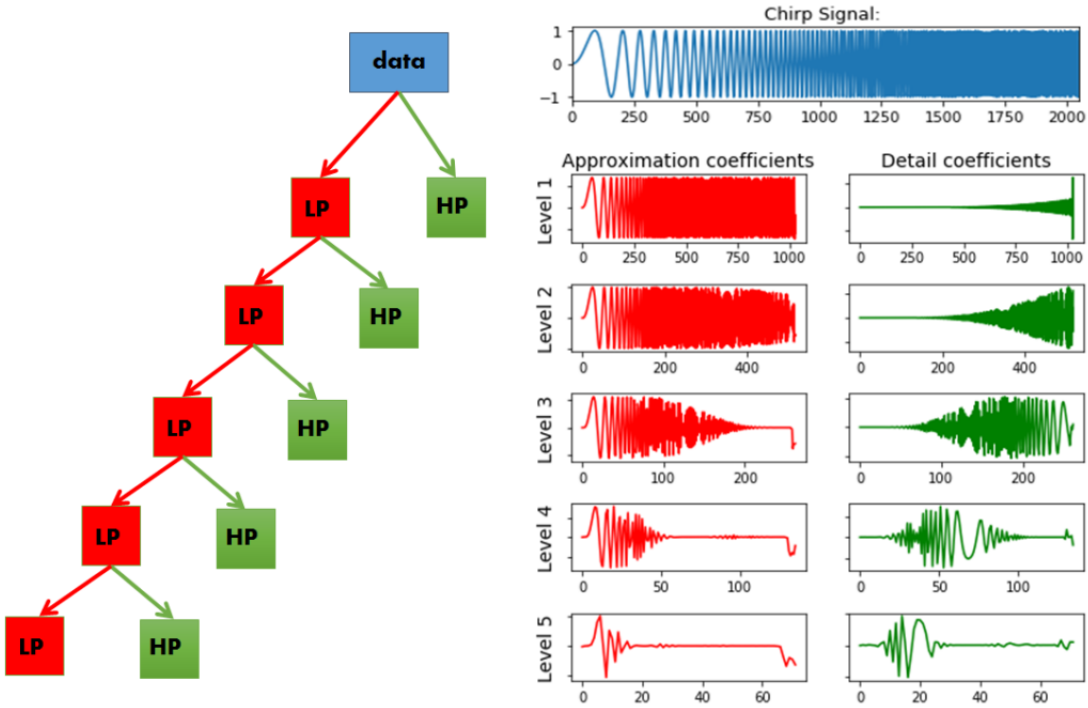
Với F_S là tần số lấy mẫu của tín hiệu. N là tổng số mẫu và t là thời lượng của tín hiệu tính với đơn vị giây. Bằng các sử dụng cửa số trượt $4s$, độ phân giải tần số sẽ giảm 4 tần số mỗi Herzt, tức là mỗi bước biểu thị là 0,25[42].

Việc tính toán PSD dễ dàng hơn một chút, vì SciPy chứa một hàm không chỉ trả về vectơ biên độ mà còn là vectơ chứa giá trị tích tắc của trục tần số. Việc chuyển đổi các giá trị của các đỉnh tương quan tự động từ miền thời gian sang miền tần số sẽ dẫn đến các đỉnh giống như các giá trị được FFT tính toán. Do đó, tần số của tín hiệu có thể được tìm thấy với sự tương quan tự động cũng như với FFT. Tuy nhiên, vì nó chính xác hơn, PSD hầu như luôn được sử dụng để phát hiện tần số[40].

2.8 Biến đổi Wavelet rời rạc (DWT)

DCT là viết tắt của Discrete Wavelet Transform, nó sử dụng các giá trị rời rạc cho tỷ lệ và hệ số dịch. Hệ số tỷ lệ tăng theo lũy thừa của hai, do đó a = 1, 2, 4, .. và hệ số dịch tăng các giá trị nguyên (b = 1, 2, 3 ..). Trong thực tế, DWT luôn được triển khai như một ngân hàng lọc. Điều này có nghĩa là nó được thực hiện như một dòng các bộ lọc thông cao và thông thấp để tách tín hiệu thành nhiều dải tần con. Ngoài ra, nó được sử dụng để chia tín hiệu thành các dải tần phụ khác nhau, càng nhiều càng tốt hoặc càng nhiều càng tốt.

Để áp dụng DWT trên một tín hiệu, chúng tôi bắt đầu với tỷ lệ nhỏ nhất. Như chúng ta đã thấy trước đây, các thang âm nhỏ tương ứng với tần số cao. Điều này có nghĩa là trước tiên chúng tôi phân tích hành vi tần số cao. Ở giai đoạn thứ hai, thang đo tăng theo hệ số hai (tần suất giảm theo hệ số hai) và chúng tôi đang phân tích hành vi xung quanh một nửa tần số tối đa. Ở giai đoạn thứ ba, hệ số tỷ lệ là bốn và chúng tôi đang phân tích hành vi tần suất xung quanh một phần tư tần suất tối đa. Và điều này cứ tiếp diễn, cho đến khi chúng ta đạt đến mức phân hủy tối đa. Cụ thể hơn, ở mỗi giai đoạn tiếp theo, số lượng mẫu trong tín hiệu được giảm đi với hệ số hai. Ở các giá trị tần số thấp hơn, bạn sẽ cần ít mẫu hơn để thỏa mãn tốc độ Nyquist, do đó không cần giữ số lượng mẫu cao hơn trong tín hiệu; nó sẽ chỉ làm cho việc chuyển đổi trở nên tốn kém về mặt tính toán. Do việc lấy mẫu nhỏ này, tại một số giai đoạn trong quá trình này, số lượng mẫu trong tín hiệu của chúng ta sẽ nhỏ hơn độ dài của bộ lọc wavelet và chúng ta sẽ đạt đến mức phân hủy tối đa.



Hình 2.12: Ví dụ mô phỏng cho DWT[41].

Giải thích:

Từ minh họa ở hình 2.12, giả sử chúng ta có một tín hiệu có tần số lên đến 1000 Hz.Trong giai đoạn đầu, tín hiệu được chia thành một phần tần số thấp và một phần tần số cao, tức là 0-500 Hz và 500-1000 Hz. Ở giai đoạn thứ hai, phần tần số thấp được lấy và một lần nữa chia nó thành hai phần: 0-250 Hz và 250-500 Hz. Ở giai đoạn thứ ba, chia phần 0-250 Hz thành một phần 0-125 Hz và một phần 125-250 Hz. Điều này tiếp tục cho đến khi đạt đến mức độ tinh chỉnh mà chúng tôi cần hoặc cho đến khi hết mẫu[41].

2.9 Random Forest

Random Forest (RF) là một phương pháp phân lớp và hồi quy dựa trên việc kết hợp kết quả dự đoán của một số lượng lớn các cây quyết định (**Decision Tree**) Một cây quyết định là một cách đơn giản để biểu diễn một giao thức (protocol). Nói cách khác, cây quyết định biểu diễn một kế hoạch, trả lời câu hỏi phải làm gì trong một hoàn cảnh nhất định.

Random Forest là một trong những thuật toán phổ biến và mạnh mẽ trong các thuật toán Máy học (ML). Nó thuộc phương pháp ensemble - một mô hình được tổng hợp từ nhiều mô hình con được huấn luyện độc lập. Kết quả dự đoán cuối cùng dựa vào kết quả "bỏ phiếu" (**vote** của từng mô hình con đó cho kết quả đầu ra.

Để chắc chắn rằng không phải tất cả các cây quyết định cho cùng câu trả lời, thuật toán Random Forest chọn ngẫu nhiên các quan sát (**observations**). RF sẽ xóa một số quan sát và lặp lại một số khác một cách ngẫu nhiên. Xét toàn cục, đổi nhỏ sẽ đảm bảo rằng mỗi cây quyết định sẽ có một chút khác biệt. Quá trình này gọi là **Bootstrapping**.

Mặt khác, để thực sự chắc chắn các cây quyết định là khác nhau, thuật toán RF sẽ ngẫu nhiên bỏ qua một số câu hỏi khi xây dựng cây quyết định. Trong trường hợp này, nếu câu hỏi tốt nhất không được chọn, một câu hỏi kế tiếp sẽ được lựa chọn để xây dựng cây. Quá trình này gọi là **Attribute Sampling**.

Thuật toán Random Forest

Với tổng số lượng cây là M, tổng số mẫu là N:

Bước 1: Tạo node gốc chứa mẫu x là đối tượng cần xác định lớp.

Bước 2: Từ tập huấn luyện cho trước, ta được ma trận S gồm các thuộc tính (f) và lớp (C) của từng mẫu được sắp xếp theo dòng.

$$S = \begin{bmatrix} f_{A1} & f_{B1} & f_{C1} & C_1 \\ \vdots & & \vdots & \\ f_{AN} & f_{BN} & f_{CN} & C_N \end{bmatrix}$$

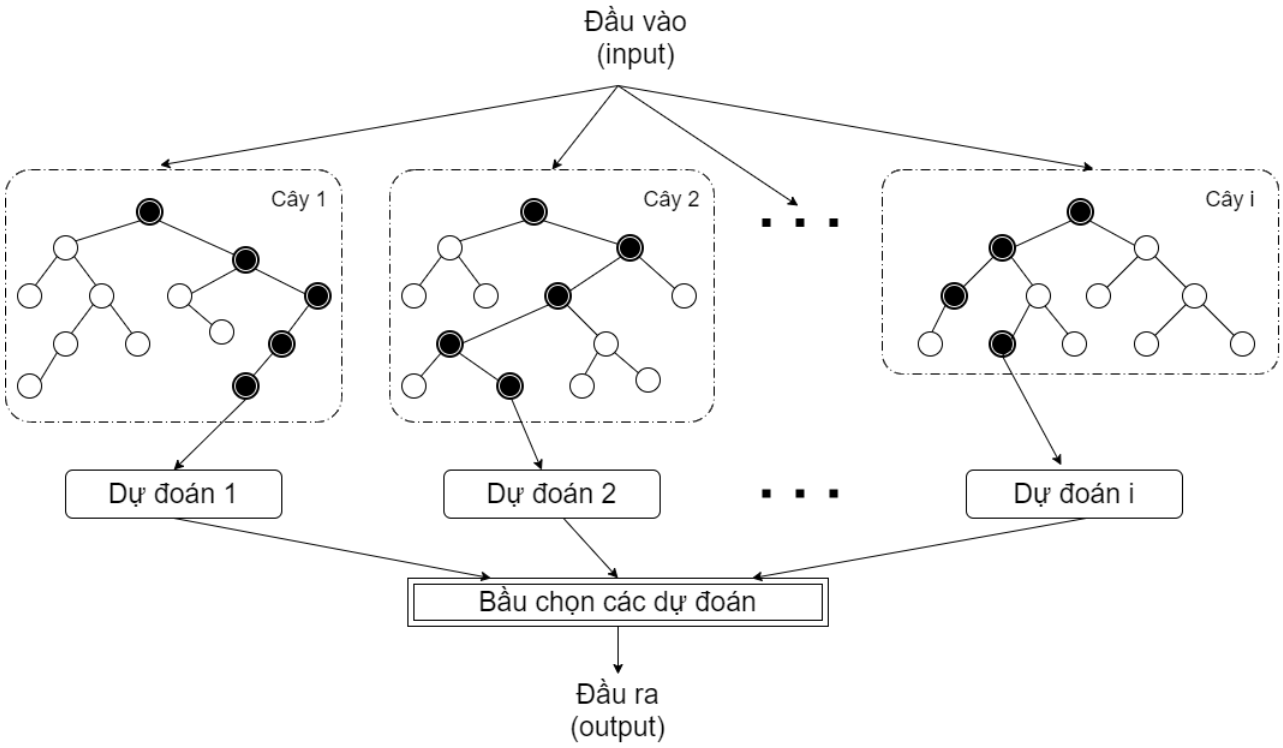
Bước 3: Tạo ngẫu nhiên M cây quyết định gồm các dòng, với các giá trị dòng được lấy ngẫu nhiên và không có sự trùng lặp giữa các cây.

Bước 4: Các cây đưa ra quyết định cho lớp của x một cách độc lập.

$$S_1 = \begin{bmatrix} f_{A12} & f_{B12} & f_{C12} & C_{12} \\ f_{A15} & f_{B15} & f_{C15} & C_{15} \\ \vdots & & \vdots & \\ f_{A35} & f_{B35} & f_{C35} & C_{35} \end{bmatrix}, S_2 = \begin{bmatrix} f_{A2} & f_{B2} & f_{C2} & C_2 \\ f_{A6} & f_{B6} & f_{C6} & C_6 \\ \vdots & & \vdots & \\ f_{A20} & f_{B20} & f_{C20} & C_{20} \end{bmatrix}$$

$$\ldots, S_M = \begin{bmatrix} f_{A4} & f_{B4} & f_{C4} & C_4 \\ f_{A9} & f_{B9} & f_{C9} & C_9 \\ \vdots & & \vdots & \\ f_{A12} & f_{B12} & f_{C12} & C_{12} \end{bmatrix}$$

Bước 5: Kết quả cuối cùng dựa trên sự bầu chọn giữa các cây, lớp có số lượng bầu chọn cao nhất sẽ là lớp của x.



Hình 2.13: Các bước thực hiện Random Forest

Chương 3

PHƯƠNG PHÁP TIẾP CẬN

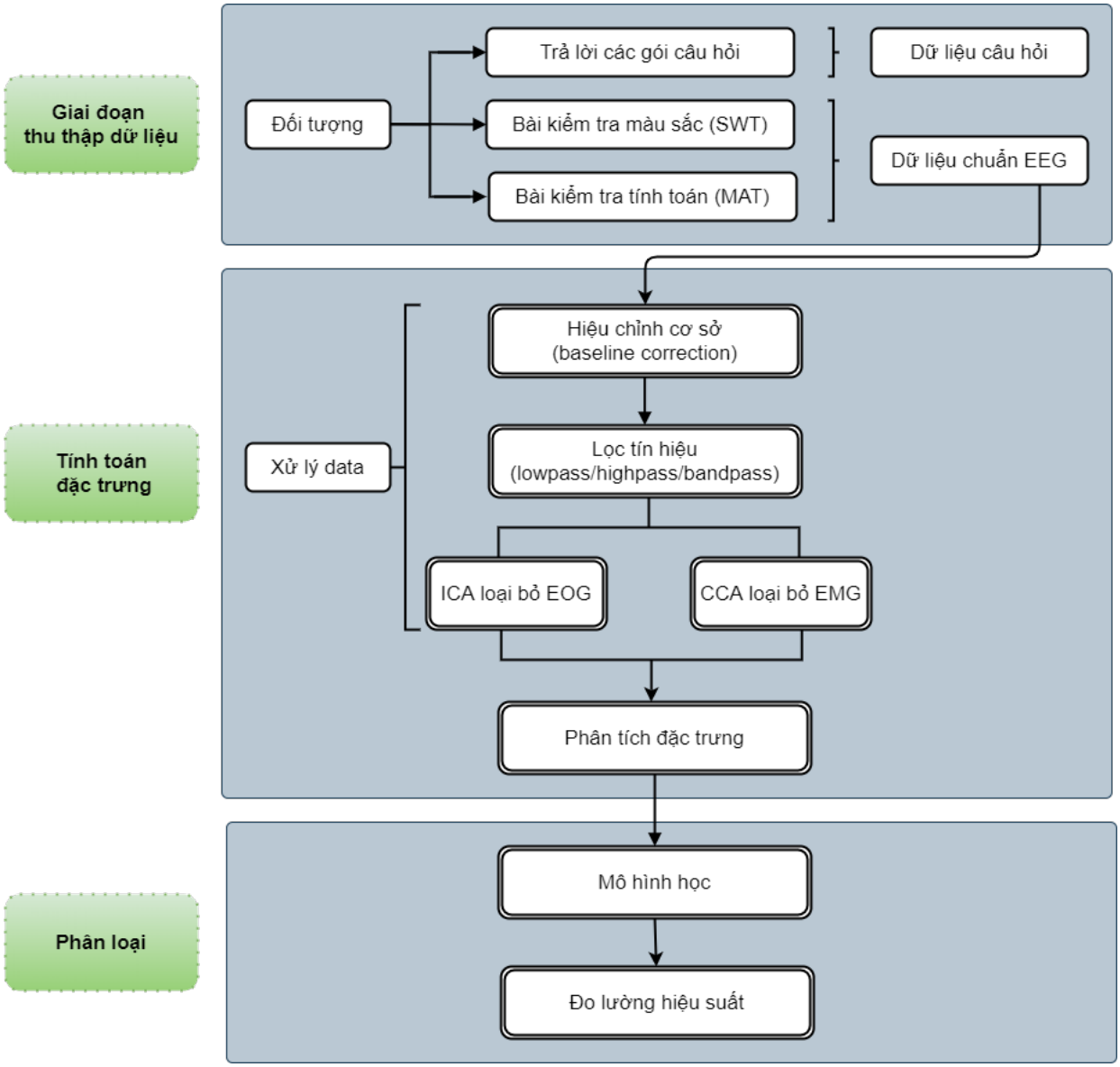
Như đã đề cập ban đầu, phương pháp giải quyết bài toán dự đoán căng thẳng hiện tại chỉ mới được tiếp cận bằng phương pháp xử lý dữ liệu, khử nhiễu thủ công kết hợp và phân tích đặc trưng của dữ liệu để xây dựng dự đoán. Nhìn chung, nó vẫn có những hạn chế nhất định. Thứ nhất, ta gặp phải khó khăn trong việc chuyển đổi dữ liệu được thu từ thiết bị, phân tích các thành phần của dữ liệu và đặc biệt là khử nhiễu của tín hiệu. Đặc trưng của loại dữ liệu thu thập từ sóng điện não này là do ở vị trí ở phần đầu nên mọi tác động nhỏ nhất như nhiễu từ cơ mắt hoạt động cũng bị ảnh hưởng. Thứ hai, hiện tại dữ liệu này vẫn đang được thu thập nên kích thước của dữ liệu chưa đủ lớn nên khả năng tính toán của mô hình hiện tại chưa phù hợp với lượng dữ liệu lớn hơn. Trong hướng tiếp cận này, chúng tôi tập trung xử lý và đánh nhãn tất cả các tín hiệu dữ liệu, kết hợp với mô hình khử nhiễu của dữ liệu và xây dựng thuật toán ước tính từ Random Forest Classifier để ước tính kết quả xử lý hiện tại.

3.1 Mô tả phương pháp

Các thử nghiệm được bắt đầu với giai đoạn thu thập dữ liệu, sau khi dữ liệu được thu nhận, các tín hiệu EEG đã ghi được chuyển qua giai đoạn xử lý tín hiệu để trích xuất các đặc trưng từ tín hiệu. Cụ thể được thể hiện qua lưu đồ của phương pháp trong hình 3.1 và các mô-đun được giải thích ngắn gọn.

3.1.1 Phương pháp khử nhiễu

Ở phần này sẽ trình bày các bước xử lý tín hiệu cho tất cả các tín hiệu EEG được thu thập từ thiết bị Emotiv. Đây là một trong những bước quan trọng trong phương thức đề xuất của chúng tôi. Quá trình này có thể thực hiện bằng cách sử dụng thư viện MNE (phiên bản 19.02) và triển khai các tập lệnh tương ứng trong Python.



Hình 3.1: Sơ đồ khung đề xuất ước tính căng thẳng bằng thiết bị Emotiv

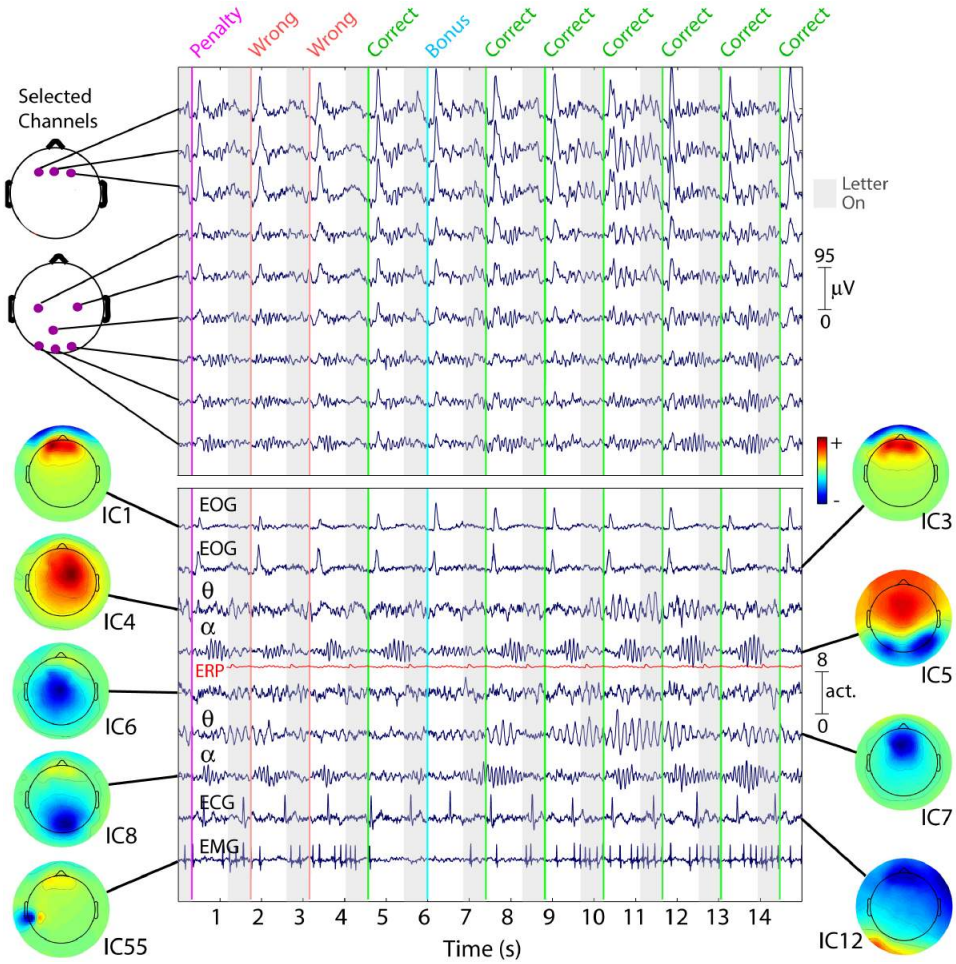
Đầu tiên, tất cả các thược tính liên quan được trích xuất từ các tín hiệu được ghi lại ở dạng tệp CSV và JSON. Trong dữ liệu này, chúng tôi sử dụng 14 kênh EEG cũng như dựa trên các nhãn đánh dấu. Tất các cột có chỉ số từ 3 đến 16 trong dữ liệu EEG (tệp CSV) và chọng thông tin điểm đánh dấu từ cột thứ 4 đến cột thứ 9 trong tệp JSON. Tần số lấy mẫu ở phần này là 256 và sử dụng các bước sau để xử lý trước dữ liệu EEG.

Như trong hình 3.1, có ba bước chính trong xử lý dữ liệu, bao gồm hiệu chỉnh cơ sở (baseline correction), lọc tín hiệu (bandpass/lowpass/highpass) , ICA để loại bỏ các tín hiệu nhiễu như EOG, dùng cách đề xuất khác thay thế ICA là CCA để loại bỏ các tín hiệu như EMG.

Khử nhiễu dựa trên ICA

Trong dữ liệu kênh da đầu ban đầu (hình 2.1), mỗi hàng của ma trận ghi dữ liệu đại diện cho quá trình thời gian được tính bằng chênh lệch điện áp giữa các phép chiếu nguồn đến một kênh dữ liệu và một hoặc nhiều kênh tham chiếu (do đó, bản thân nó tạo thành bộ lọc không gian tuyến tính). Sau khi phân rã ICA, mỗi hàng của ma trận kích hoạt dữ liệu cung cấp tiến trình thời gian của hoạt động của một quá trình thành phần được lọc theo không gian từ dữ liệu kênh. Các bộ lọc thành phần độc lập được chọn để tạo ra các tín hiệu độc lập theo thời gian tối đa có sẵn trong dữ liệu kênh. Trên thực tế, đây là các nguồn thông tin trong dữ liệu mà hỗn hợp của chúng, thông qua sự dẫn truyền âm lượng, đã được ghi lại tại các kênh da đầu. Quá trình trộn (đối với điện não đồ, bằng dẫn truyền thể tích) là thụ động, tuyến tính và không thêm thông tin vào dữ liệu. Ngược lại, nó trộn lẫn và che lấp những đóng góp nguồn độc lập và khác biệt về mặt chức năng.

Ví dụ sau đây, từ Onton và Makeig (2006), cho thấy sự đa dạng của thông tin nguồn thường có trong dữ liệu EEG và khả năng nổi bật của ICA trong việc tách các hoạt động này ra khỏi hỗn hợp kênh đã ghi.



Hình 3.2: Minh họa thông tin nguồn trong EEG đươc phân tách từ ICA [1]

[1] https://sccn.ucsd.edu/mediawiki/images/a/a4/ICAexample_big.jpg

Giải thích minh họa 3.2

Mười lăm giây dữ liệu điện não đồ ở 9 (trong số 100) kênh da đầu (bảng trên cùng) với hoạt động của 9 (trong số 100) thành phần độc lập (IC,hình dưới). rong khi các điện cực gần đó (bảng phía trên) ghi lại các hỗn hợp rất giống nhau giữa các hoạt động của não và ngoài não, các hoạt động của thành phần ICA (bảng phía dưới) lại khác biệt theo thời gian (tức là độc lập tối đa theo thời gian), ngay cả khi bản đồ da đầu của chúng chồng chéo lên nhau. So sánh, ví dụ, IC1 và IC3, tính đến các giai đoạn khác nhau của tạo tác chớp mắt do đối tượng này tạo ra sau mỗi lần trình bày chữ cái trực quan (nền xám) và tín hiệu phản hồi hiệu suất thính giác tiếp theo (đường màu). Ngoài ra, hãy so sánh IC4 và IC7, giải thích cho các hoạt động của dải theta phía trước (4-8 Hz) xuất hiện trong một khoảng thời gian biểu diễn chính xác (giây từ 7 đến 15). Các IC tạo tác ECG và EMG điển hình cũng được hiển thị, cũng như các cụm dải alpha chồng chéo phía sau (8-12 Hz) xuất hiện khi đối tượng chờ trình bày chữ cái tiếp theo (nền trắng) Để so sánh, phản ứng gợi lên hình ảnh trung bình lặp đi lặp lại của quá trình IC chẩm hai bên (IC5) được hiển thị (màu đỏ) trên cùng một thang đo (tương đối). Rõ ràng là các động lực hoạt động không có trung bình của quá trình vi mạch này không được tóm tắt tốt bằng phản ứng trung bình của nó, một minh họa ấn tượng về tính độc lập của hoạt động bị khóa pha và không kết hợp pha.

Dựa trên những kết quả được phân tích thành phần ICs, chúng tôi đánh dấu những đoạn nào có nhiễu EOG rõ ràng để làm phần trainning cho việc loại nhiễu EOG các phần khác.

Khử nhiễu dựa trên CCA

Bằng cách sử dụng EEG gốc làm tập dữ liệu đầu tiên và phiên bản trì hoãn thời gian làm tập dữ liệu thứ hai, CCA, dựa trên thống kê bậc hai (SOS - second-order statistics) nhằm mục đích tìm nguồn một cách tối đa sự tương quan và không tương quan lẫn nhau. Tạo tác cơ bắp có tự tương quan tương đối thấp do phổ tần số rộng của chúng so với các tín hiệu EEG nền, và do đó CCA sử dụng tính năng phân biệt này để cô lập các hiện vật cơ khỏi điện não đồ đang diễn ra[38].

Tương tự như ICA, dựa trên những kết quả được phân tích thành phần ICs, chúng tôi đánh dẫu những đoạn nào có nhiễu EMG rõ ràng để làm phần trainning cho việc loại nhiễu EMG các phần khác. Cả ICA và CCA đều là các kỹ thuật đa kênh nhưng đối với tín hiệu về cơ thì CCA thường xuyên hiệu quả hơn ICA[39].

3.2 Trích xuất đặc trưng

Như đã đề cập ở phần 2.1.5, các bài kiểm tra tạo ra một dạng căng thẳng thực tế, từ kết quả này trong mô hình máy học (machine learning), dữ liệu EEG từ giai đoạn trước khi làm kiểm tra (Pre-Exam) có thể được gắn nhãn như là "không căng thẳng" (non-stress) và dữ liệu từ thời gian kiểm tra (In-Exam) được gắn nhãn như là "căng thẳng" (stress).

Để trích xuất các tính tử tín hiệu EEG sau giai đoạn xử lý và giảm nhiễu, chúng tôi áp dụng chuyển đổi Fourier (FFT), chuyển đổi Wavelet (DWT) và tính mật độ công suất (PSD) cho mỗi kênh EEG. Ở phần này, chúng tôi tính toán các tính năng để chuẩn bị cho việc phân loại với tỷ lệ lấy mẫu là 128Hz.

STT	**Đặc trưng**	**Công thức**
1	Entropy	$SE = -\sum_{m=1}^{N} P(t,m)\log_2 P(t,m)$
2	Phân vị K	$K = \left[\frac{P}{100} \times n\right]$ với $(0 \leq P \leq 100)$
3	Trung bình (Mean)	$\mu(A) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} a_i$
4	Trung vị (Median)	$\text{median}(A) = \begin{cases} \frac{1}{2}\left(a_{\lfloor (n+1)/2 \rfloor} + a_{\lceil (n+1)/2 \rceil}\right) & \text{nếu n chẵn} \\ \frac{1}{2}\left(a_{\lfloor (n+1)/\rfloor}\right) & \text{nếu n lẻ} \end{cases}$
5	Độ lệch chuẩn	$Std(A) = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(a_i - \mu(A)\right)^2}$
6	Phương sai (Variance)	$\text{Var}(A) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(a_i - \mu(A)\right)^2$
7	Root Mean Square	$Rms(A) = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} a_i^2}$
8	Mean Square Value	$\frac{1}{n}(\Sigma_{i=1}^{n} a_i^2)$
9	Zero Crossing Rate	$ZCR = \frac{1}{2}\sum_{i=2}^{n}\left\lvert \text{sign}\left(a_i\right) - \text{sign}\left(a_{i-1}\right)\right\rvert$
10	Mean Crossing Rate	$MCR = \sum_{i=2}^{n} 2\,\text{sign}\left(a_i - \mu(A)\right) - \text{sign}\left(a_{i-1} - \mu(A)\right) \mid$

Bảng 3.1: Các đặc trưng được trích xuất

Sử dụng FFT và PSD để trích xuất đặc trưng

Từ dữ liệu kết quả có được chúng tôi áp dụng FFT và PSD để thu được các giá trị biên độ tương ứng của phổ tần số. Thứ hai, từ danh sách các giá trị biên độ này, chúng tôi tính toán các đặc trưng thống kê khác nhau. Cụ thể: cho $A =< a_1, a_2, \ldots, a_n >$ là thời gian dữ liệu chuỗi của cảm biến trong một đoạn, trong đó $a_i (1 \leq i \leq n)$ là mẫu thứ i_{th} trong A. Các tính năng ứng viên được trích xuất được thể hiện trong Bảng 3.1.

- **Entropy** - theo công thức với $P(t, m) = \frac{S(t,m)}{\sum_f S(t,f)}$ và t là thời gian. Đây là thước đo phân bố công suất phổ của n. SE coi phân bố công suất chuẩn hóa của tín hiệu trong miền tần số là phân bố xác suất và tính toán entropy Shannon của nó. Entropy Shannon trong bối cảnh này là entropy phổ của tín hiệu.

- **Phân vị K** - là một biện pháp được sử dụng trong thống kê cho thấy giá trị dưới đây mà một định tỷ lệ phần trăm của các quan sát trong một nhóm các quan sát rơi. (dễ hiểu hơn hay còn được gọi là phần trăm) trong đề tài này chúng tôi dùng các phần trăm: 5,15,25,35,45,55,65,75,85,95.

- **Trung bình** - đo lường xu hướng trọng tâm của dữ liệu.

- **Trung vị** - là số ở giữa trong tập dữ liệu

- **Độ lệch chuẩn** - đo lường rủi ro cơ bản với các mức chênh lệch của tín hiệu.

- **Phương sai** - thể hiện độ lệch bình phương dự kiến so với giá trị trung bình

- **Root Mean Square** - đo lường độ lệch tuyệt đối của dữ liệu xung quanh dữ liệu có ý nghĩa.

- **Mean Square Values** - đo lường sự biến thiên, tính khoảng cách các giá trị trong dữ liệu.

- **Zero Crossing Rate** - thước đo phản ánh thời gian mà dấu hiệu của hai giá trị liền kề trong A thay đổi từ dương sang âm hoặc ngược lại trong đó sign () trả về 1 nếu một trong hai đầu vào là dương và một đầu vào khác là âm; nếu không nó trả về 0.

- **Mean Crossing Rate** - thước đo phản ánh bao nhiêu lần dấu của hai giá trị liền kề trong A có nghĩa chéo.

Giá trị biên độ (dựa vào thuật toán tìm đỉnh)

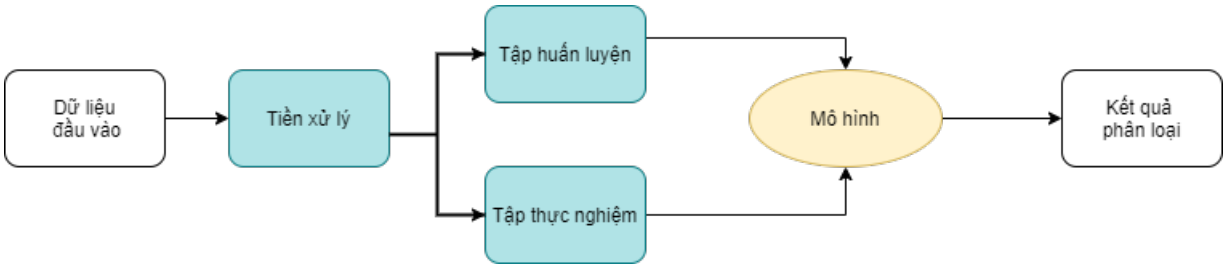
Ngoài ra, dựa vào mức phân bố của tín hiệu, chúng tôi tính toán các giá trị biên độ của tất cả các đỉnh (được phát hiện bởi thuật toán phát hiện đỉnh). Thỏa mãn rằng chiều cao đỉnh tối thiểu là: $m(M - n)/10$, trong đó M và m là giá trị lớn nhất và nhỏ nhất của các giá trị tín hiệu EEG tương ứng. Cuối cùng, tất cả các giá trị này được nối lại với các thống kê từ FFT và PSD

Sử dụng DWT để trích xuất đặc trưng

Sau đó, chúng tôi tính toán các đặc trưng bằng cách sử dụng DWT cho mỗi tín hiệu EEG bằng cách xác định các hệ số gần đúng ("approximation") và chi tiết ("detail") của "db4" wavelet (từ cấp độ 1 đến cấp độ 5) được 10 dải con. Sau đó, đối với mỗi băng tần con, chúng tôi tính các đặc trưng tương tự như đã đề cập trong tính toán cho FFT và PSD.

3.3 Xây dựng mô hình phân loại

Như đã đề cập ban đầu, hiện tại nhiều phương pháp truyền thống đang được áp dụng để chỉ ra mức độ căng thẳng. Tuy nhiên, những phương pháp này lại có những nhược điểm nhất định về thời gian và dễ bị ảnh hưởng bởi những yếu tố bên ngoài. Do đó, trong luận văn này, chúng tôi đề xuất sử dụng phương pháp mới, sử dụng mô Random Forest để giải quyết bài toán "Dự đoán căn thẳng dựa trên thiết bị Emotiv".Từ những dữ liệu sau khi được xử lý từ các bước đề cập trước đó (hình 3.4 minh họa cụ thể cách thức phân tích dữ liệu), chúng tôi chia thành hai tập huấn luyện ($\alpha\%$) và tập thực nghiệm ($1 - \alpha\%$). Sau nhiều lần huấn luyện, chúng tôi lựa chọn các tham số và mô hình tốt nhất cho việc ước tính dữ liệu (hình 3.3).



Hình 3.3: Mô hình phân loại dữ liệu

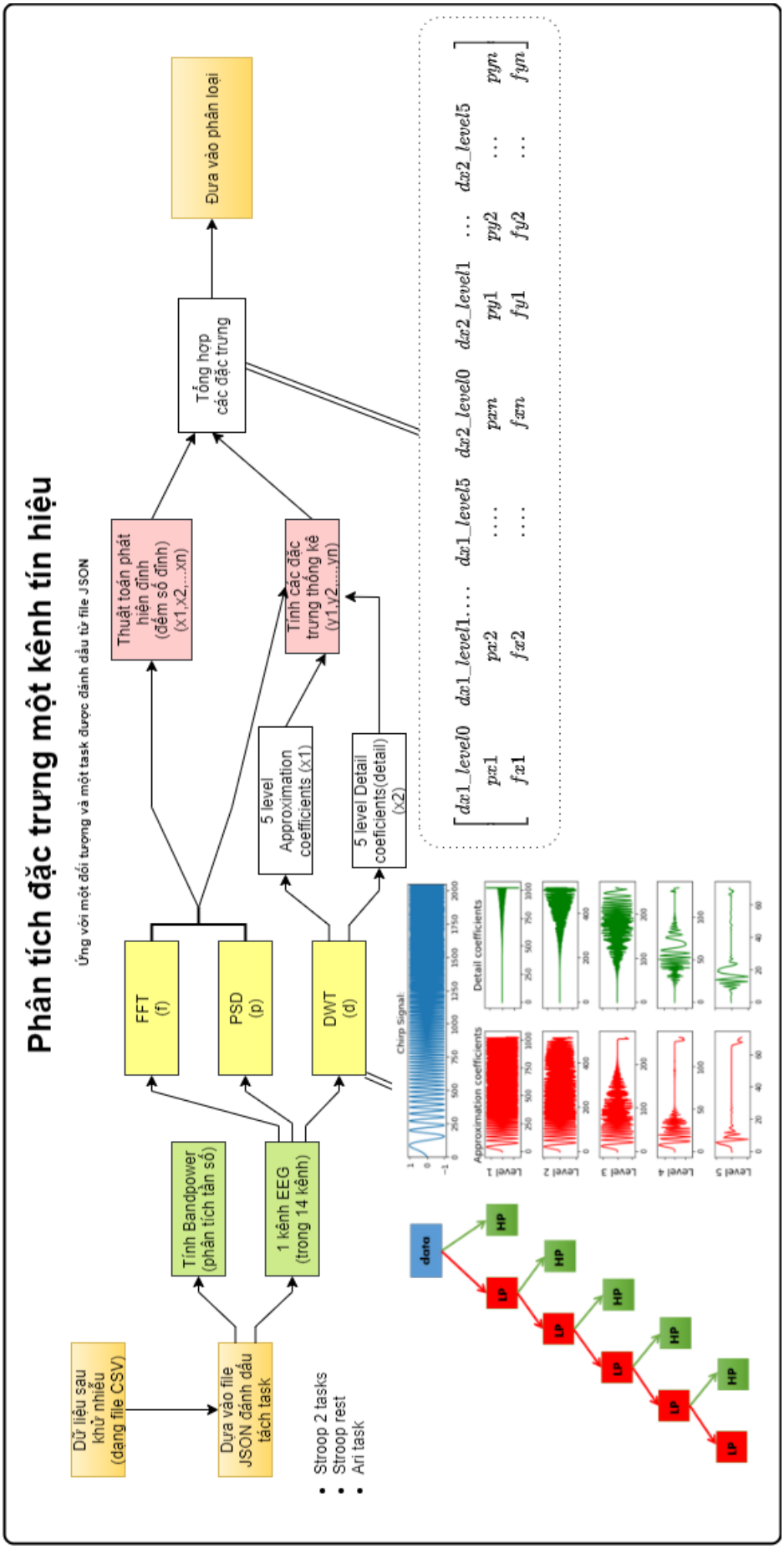
Phương pháp đánh giá

Hướng tiếp cận của chúng tôi đánh giá dựa trên kết quả Random Forest cho ra để đo hiệu suất phương pháp của chúng tôi gồm 4 phương thức: **Precision**, **Recall** và **F_1score** Với:

$$Precision(P) = \frac{\sum jtp_i}{\sum j(tp_j + fp_i)} \qquad Recall(R) = \frac{\sum jtp_j}{\sum j(tp_j + fn_j)} \qquad F_1 = \frac{2PR}{P + R}$$

Trong đó:

- tp_j là số lượng được phân loại chính xác là lớp j (true positive).
- fp_j là số lượng được phân loại sai là lớp j (false positive).
- fn_j là số lượng trong lớp j bị phân loại sai (false positive)



Hình 3.4: Sơ đồ phân tích một tín hiệu EEG sau khi đã được khử nhiễu

Chương 4

THỰC NGHIỆM

Trong chương này, sẽ trình bày các kết quả thực nghiệm dựa trên bộ dữ liệu được thu thập từ thiết bị Emotiv và định hướng các phát triển đề tài , bao gồm: mô tả dữ liệu, tiền xử lý và khử nhiễu, trích xuất đặc trưng và kết quả.

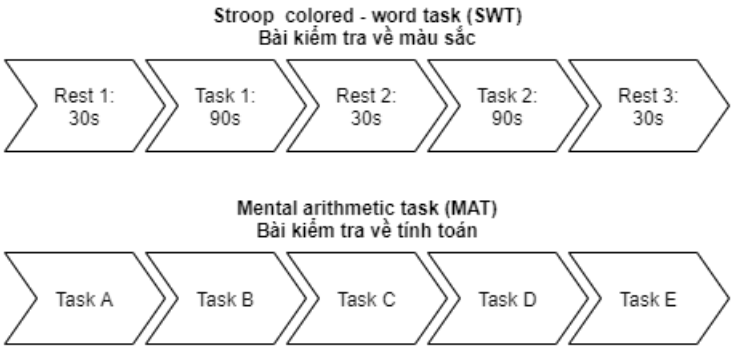
4.1 Mô tả dữ liệu

Trong đề tài này thì dữ liệu được thu thập tại phòng thí nghiệm Brain Health của trường Đại học Quốc tế đã thực hiện phân tích cho 16 sinh viên khác nhau. Tất cả các sinh viên đăng ký đạt đủ điều kiện bao gồm: thị lực bình thường, không có biểu hiện lâm sàng về mặc tâm thần hoặc nhận thức, không có khuyết tật, không có tiền sử về các vấn đề hoặc rối loạn thần kinh và tình nguyện tham gia nghiên cứu về EEG và stress. Mỗi sinh viên sẽ trả lời 2 bảng câu hỏi khác nhau là TICS (bảng kiểm tra về căng thẳng mãn tính) và PSS (đo mức độ căng thẳng cảm nhận) trước khi thực hiện việc thu thập dữ liệu từ điện não đồ. Tất cả các bảng câu hỏi này đã được sang tiếng việt để có tính xác thực nhất dựa trên các sự kiện xung quanh người được thu thập dữ liệu.r Trong quá trình thu thập dữ liệu, các tín hiệu EEG tương ứng của từng đối tượng sẽ được ghi lại bằng thiết bị tai nghe Emotiv EPOC+ trong khi thực hiện 2 nhiệm vụ, bao gồm: Stroop colored-word task (SWT - bài kiểm tra liên quan đến việc nhận diện về màu sắc) và Mental arithmetic task (MAT - bài kiểm tra liên quan đến tính toán) trong một khoảng thời gian giới hạn.

- SWT - Stroop colored-word task: các bạn tình nguyện viên sẽ thực hiện với hiệu ứng về màu sắc nhằm minh chứng cho sự can thiệp về nhận thức trong thời gian phản ứng chậm xảy ra do sự không phù hợp trong các kích thích (trắc nghiệm về tâm lý) Đãy là một trong những kiểu được sử dụng phổ biến nhất, nó cũng được chứng minh là một trong những phương pháp hiệu quả nhất để nghiên cứu ở phản ứng tâm lý dưới môi trường căng thẳng.

- MAT - Mental arithmetic task: người tình nguyện thực hiện kiểm tra tính toán bao gồm tính nhẩm, câu đố và các câu hỏi IQ cũng được sử dụng để gây

ra các mức độ khó khác nhau để gợi ra các trạng thái ứng suất khác nhau trong thí nghiệm.



Hình 4.1: Cách thức thực hiện bài kiểm tra Stroop và Arithmetic

4.1.1 Xây dựng thử nghiệm

Hình 4.2: Thiết bị emotiv EPOC+

Các dữ liệu được thu thập từ các sinh viên Đại học Quốc tế đã và đang được thu thập. Các đối tượng được yêu cầu tham gia hai buổi trước khi bắt đầu kiểm tra giữa kỳ và cuối kỳ (nghĩa là thu thập 2 lần cho mỗi kỳ thi), khoảng thời gian giữa hai buổi thử nghiệm khác nhau trong vòng hay hoặc bốn tuần ứng với từng kỳ thi sẽ thực hiện và thu thập trong cùng một thời điểm trong ngày.

Vào đầu mỗi buổi thử nghiệm, các đối tượng được yêu cầu trả lời các gói câu hỏi căng thẳng được chỉ định. Sau đó tín hiệu EEG được thu thập bằng cách sử dụng thiết bị EPOC của Emotiv (hình 4.2 minh họa thiết bị), trong quá trình ghi điện não đồ, những người tham gia phải thực hiện hiệu chuẩn sinh học với hướng dẫn "nhắm mắt" và "mở mắt", thực hiện bài SWT và MAT, yêu cầu giảm thiểu chuyển động của đầu. Mô phỏng thứ tự thực hiện ở hình 4.1. Sự chuyển đổi giữa

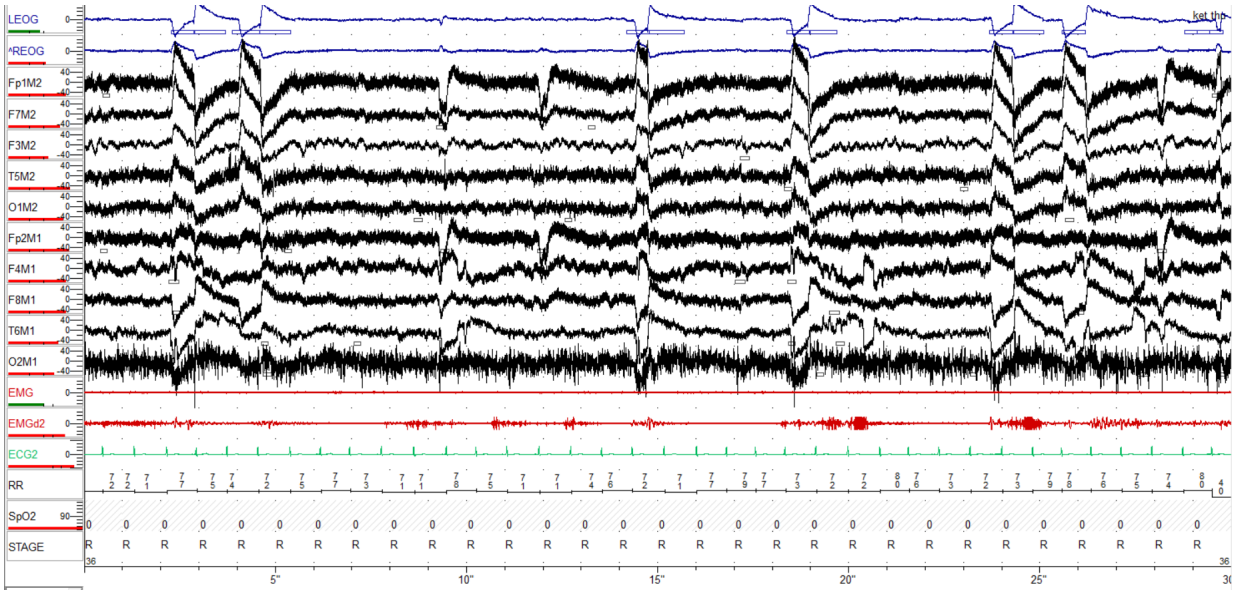
hai bài kiểm ra là Rest, đây là thời gian mỗi người tham gia giữ bình tĩnh và ghi lại các dữ liệu cơ bản.

4.1.2 Thông tin về mẫu và tín hiệu

Tất cả các tín hiệu EEG từ máy Emotiv được thu thập bao gồm 14 kênh tín hiệu. Cụ thể hơn, các điện cực bạc/bạc clorua được đặt trên da đầu theo đề án quốc tế 20/10. Tất cả các điện cực được quy chiếu đến tai liên kết điện cực so sánh. Vị trí các điện cực được gắn vào da đầu của thiết bị được mô tả trong hình 2.1 và tỷ lệ lấy mẫu của các tính hiệu ở bảng 4.1.

Loại tín hiệu	tần số, số lượng kênh
EEG	500Hz, 11 kênh
EOG	500Hz, 2 kênh
ECG	200Hz
EMG chin	500Hz
EMG hand	500Hz
SpO2	500Hz

Bảng 4.1: Tỷ lệ lấy mẫu của các tín hiệu



Hình 4.3: Hình dạng tín hiệu ứng với các loại nhiễu tương ứng

Từ hình 4.3 minh họa cho các tín hiệu được quan sát trong quá trình thu thập dữ liệu. Ứng với các cột bên trái cho thấy:

- Các loại tín hiệu màu xanh dương của LEOG và REOG (nghĩa là EOG của mắt trái và mắt phải)
- Các tín hiệu màu đen tiếp theo là các kênh EEG tương ứng với M1 và M2 đánh dấu cho các vị trí xương sau tai.

- Các tín hiệu mảu đỏ là EMG (ứng với điện cơ), d1 cho điện cơ cằm (trong hình không hiển thị d1) và d2 là điện cơ tay. Do ảnh hưỡng của nhiễu điện cơ cằm nhận dạng không nhạy bằng điện cơ tay nên trông nhiễu điện cơ cằm như một đường thẳng.

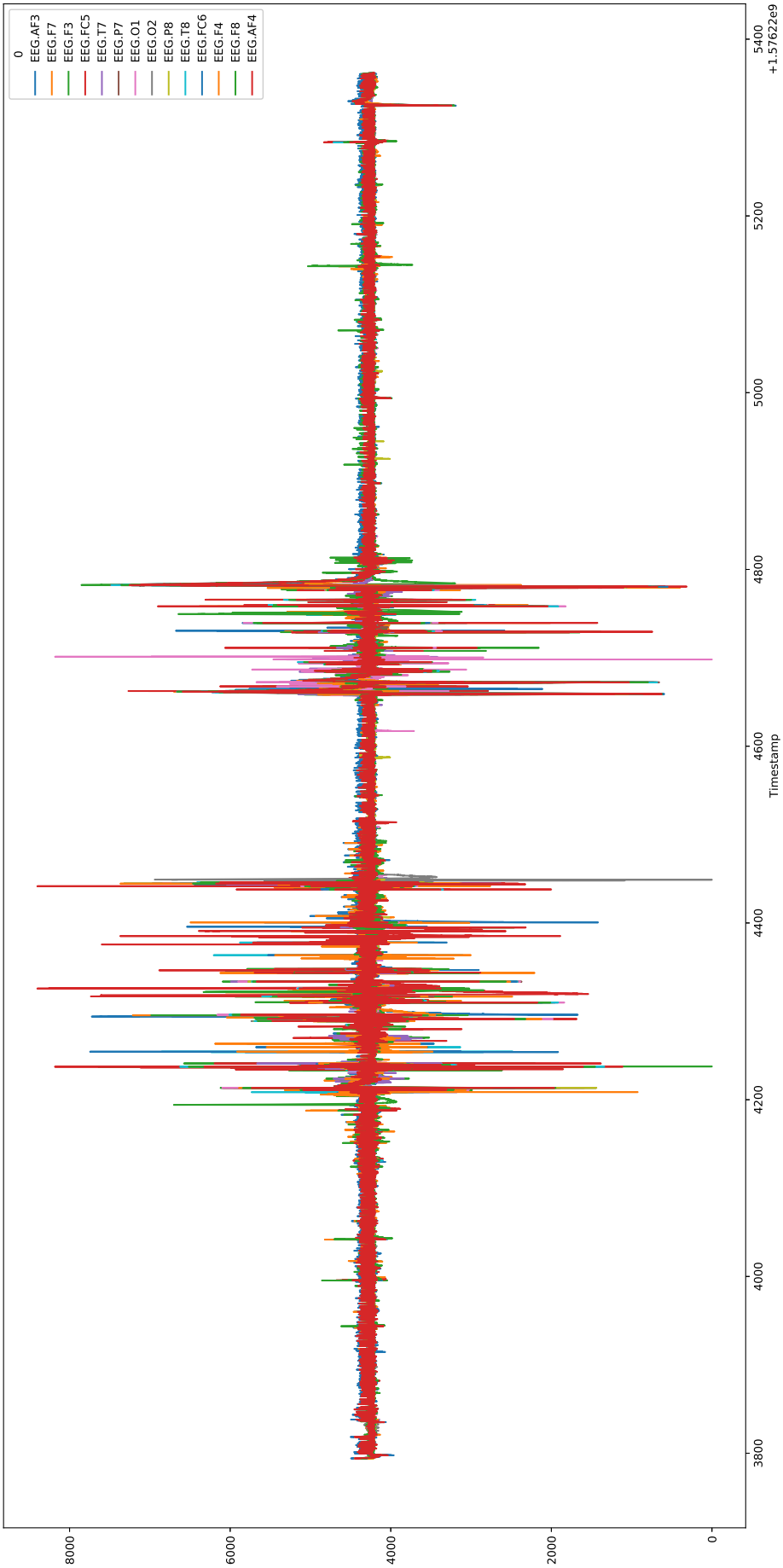
- Ngoài ra còn có các thông tin ECG (nhiễu điện tim), RR, SpO2, STAGE (các khoảng thể hiện vị trí) nhằm chú thích và hỗ trợ thêm thông tin cho quá trình quan sát tín hiệu.

4.2 Tiền xử lý và khử nhiễu

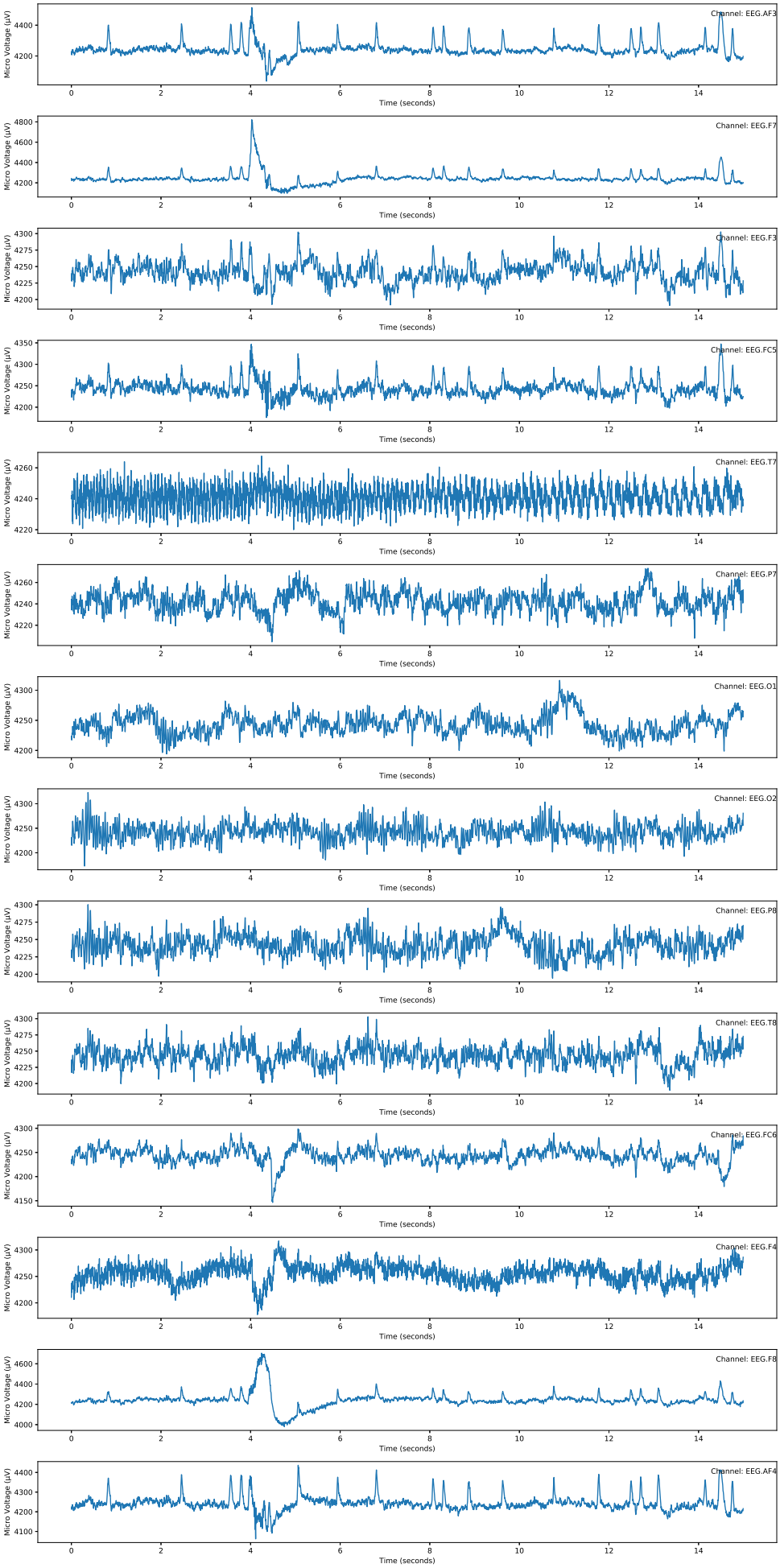
4.2.1 Tiền xử lý

Chúng tôi triển khai tất cả các tập lệnh của mình bằng Python và sử dụng các gói Scikit-learning và Scipy cho xử lý và khử nhiễu tín hiệu cũng như tính toán đặc trưng và học mô hình. Với tần số lấy mẫu là 256 để thực hiện xử lý, hình 4.4 và hình 4.5 minh họa các tín hiệu ban đầu được đọc từ file CSV.

Từ các thông tin tín hiệu đọc được ở file CSV kết hợp với những đoạn đánh dấu file JSON (các marker), ta có các đoạn dữ liệu tương ứng được các đánh dấu ứng với "nhắm mắt", "mở mắt", thời gian thực hiện "bài kiểm tra stroop", thời gian thực hiện "bài kiểm tra arithmentic" trong qua trình đang được thu thập dữ liệu. Từ đó chúng tôi xác định được những đoạn đang thực hiện bài kiểm tra sẽ có lượng nhiễu về mắt nhiều nhất và dùng ICA để loại bỏ. Hình 4.14 và hình 4.15 ở phần phụ lục kết quả minh họa đầy đủ các tín hiệu được tín toán từ 14 kênh EEG thô ghi lại từ đối tượng sau khi chúng tôi áp dụng các bước xử lý cho việc điều chỉnh lại đường cơ sở dữ liệu và lọc. Các tín hiệu sau khi được đưa về một khoảng nhất định.



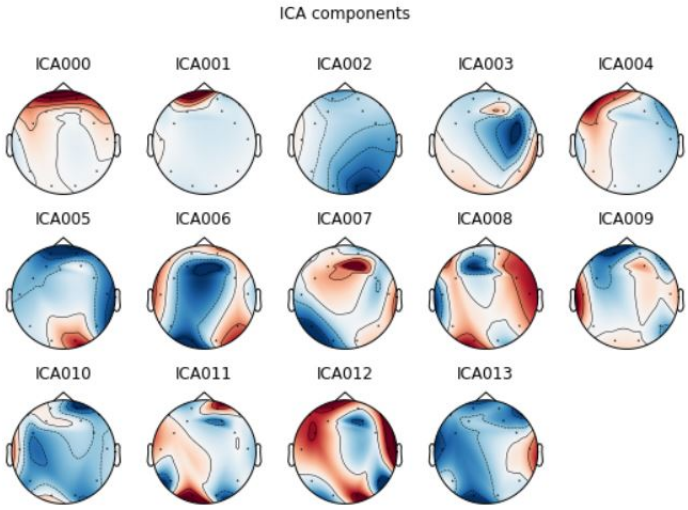
Hình 4.4: Tín hiệu đầy đủ ban đầu đọc từ file (ID: 1628)



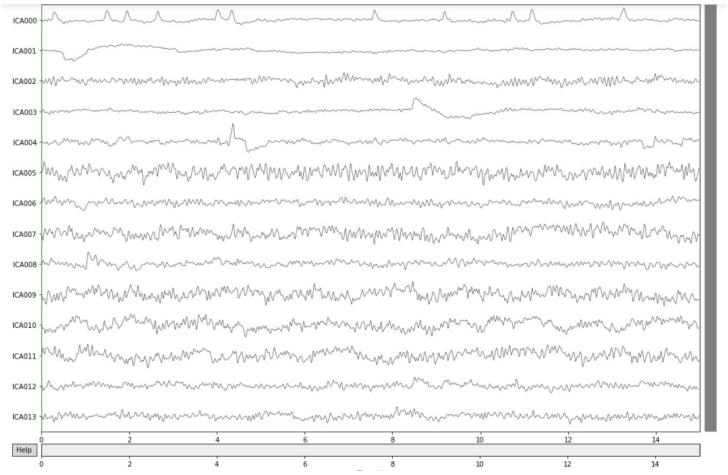
Hình 4.5: 15 giây tín hiệu với các kênh ban đầu đọc từ file (ID: 1628)

4.2.2 Khử nhiễu dữ liệu

Thực hiện khử nhiễu từ ICA



Hình 4.6: ICA components

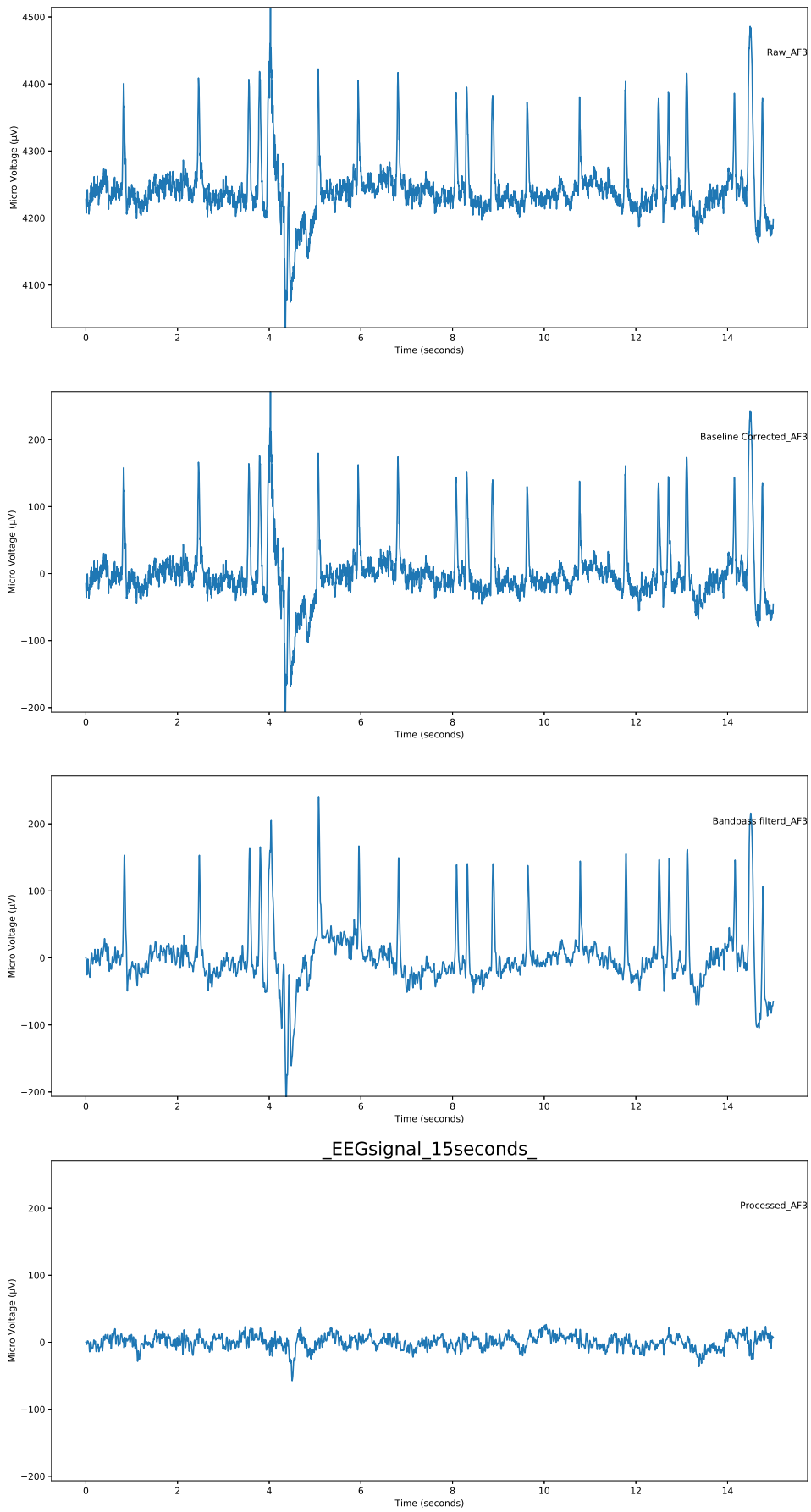


Hình 4.7: ICA ICs

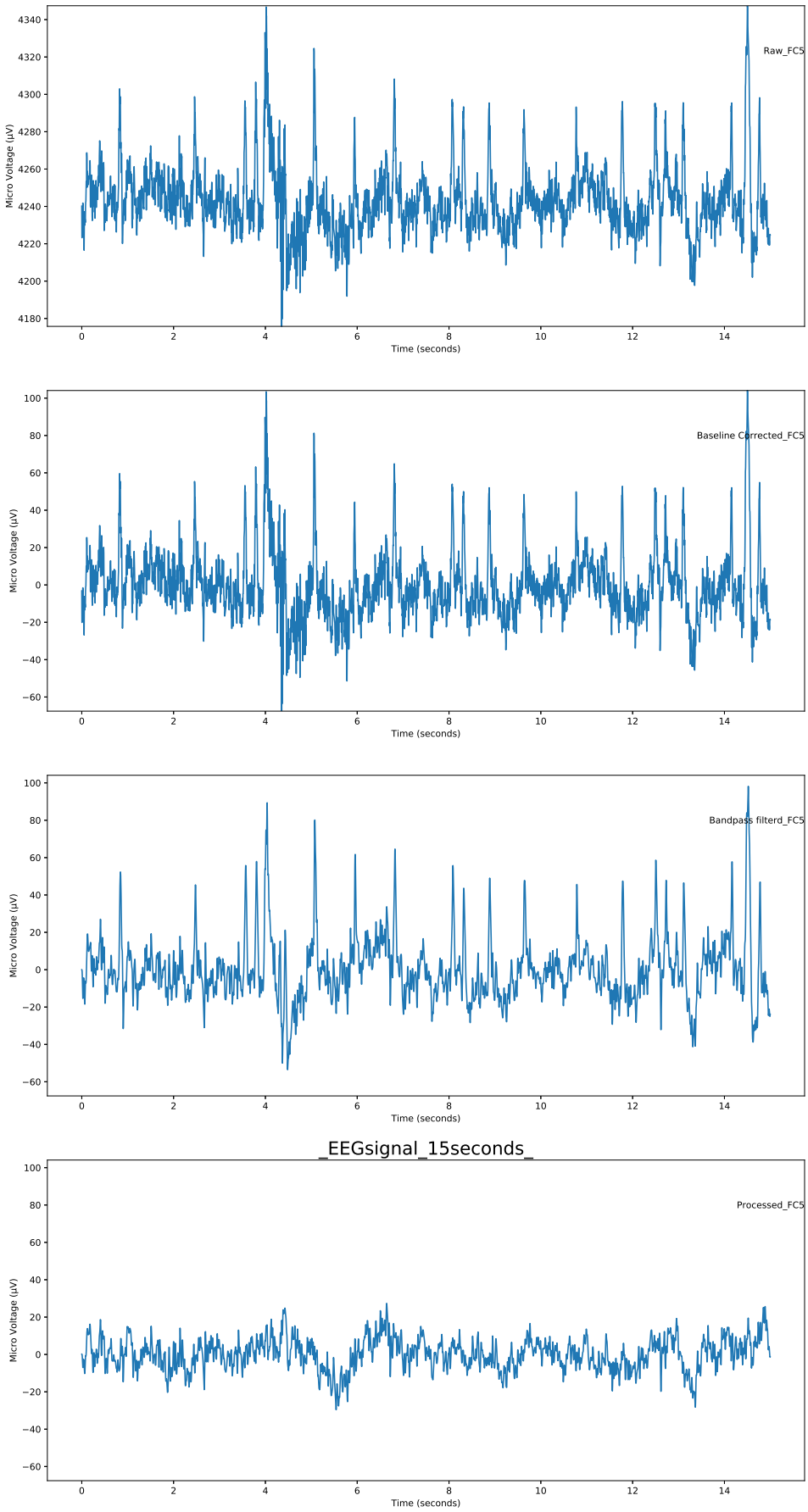
Hình 4.8: Thực hiện phân tách các thành phần độc lập

Tín hiệu sau khi thực hiện trong bộ lọc được đưa vào ICA để thực hiện việc phân tích các thành phần độc lập để phân định khử nhiễu từ EOG. Dựa vào kết quả ở hình 4.8 chúng tôi chọn các phần mô tả rõ nhất cho các nhiễu, ví dụ như trong trường hợp này là các ICA000, ICA001, ICA002, ICA003 và ICA01, với các vùng màu đỏ từ hình 4.6 cho thấy phần nhiễu điện mắt EOG tập trung nhiều và cần được loại bỏ.

Các kết quả từng bước với 2 kênh EEG bất kỳ sau khi được thực hiện từng bước hiệu chỉnh đường cơ sở, lọc tín hiệu và ICA loại nhiễu (hình 4.9 và 4.10), ngoài ra các kết quả xử lý đầy đủ cho 14 kênh tín hiệu ở phần phụ lục kết quả. Riêng tính hiệu EEG ở kênh F7 đa số là các sóng điện từ phát ra từ não nên không bị ảnh hưởng nhiều từ nhiễu EEG (hình 4.14,4.15,4.16).



Hình 4.9: Tính hiệu sau từng xử lý (Kênh AF3 - 1628)

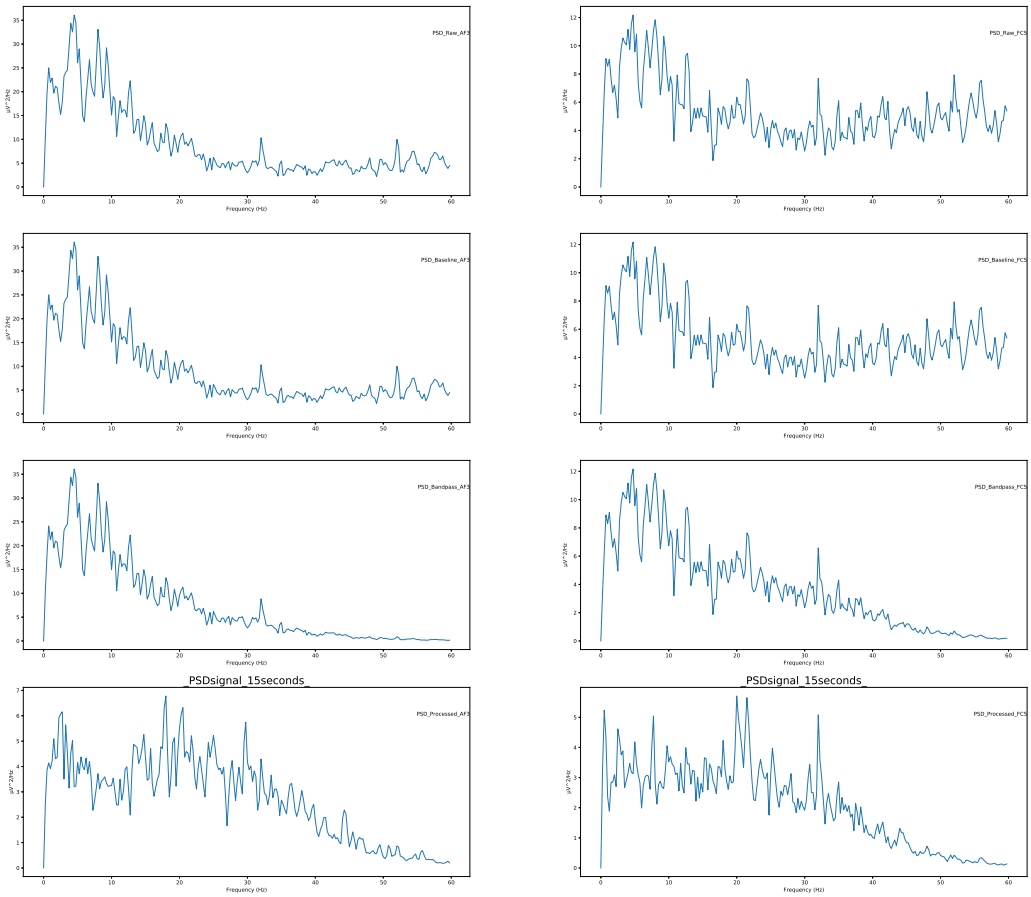


Hình 4.10: Tính hiệu sau từng xử lý (Kênh FC5 - 1628)

4.3 Trích xuất đặc trưng

Tính toán mật độ quang phổ

Bên cạnh cách quan sát dựa trên tính hiệu theo dõi được, chúng tôi quan sát được dựa trên mật độ quang phổ PSD. Kết quả này cũng sẽ thay đổi qua từng bước khi xử lý dữ liệu. Quan sát kết quả 4.12 cho thấy, ứng với mỗi kênh ở tại các vị trí khác nhau, mức độ tần số can thiệp của nhiễu vào trong tín hiệu phân bố không giống nhau cả về số lượng cũng như ảnh hưởng từ các loại nhiễu. chỉ có kênh tín hiệu F7 của kênh tín hiệu là không bị ảnh hưởng từ nhiễu quá nhiều.

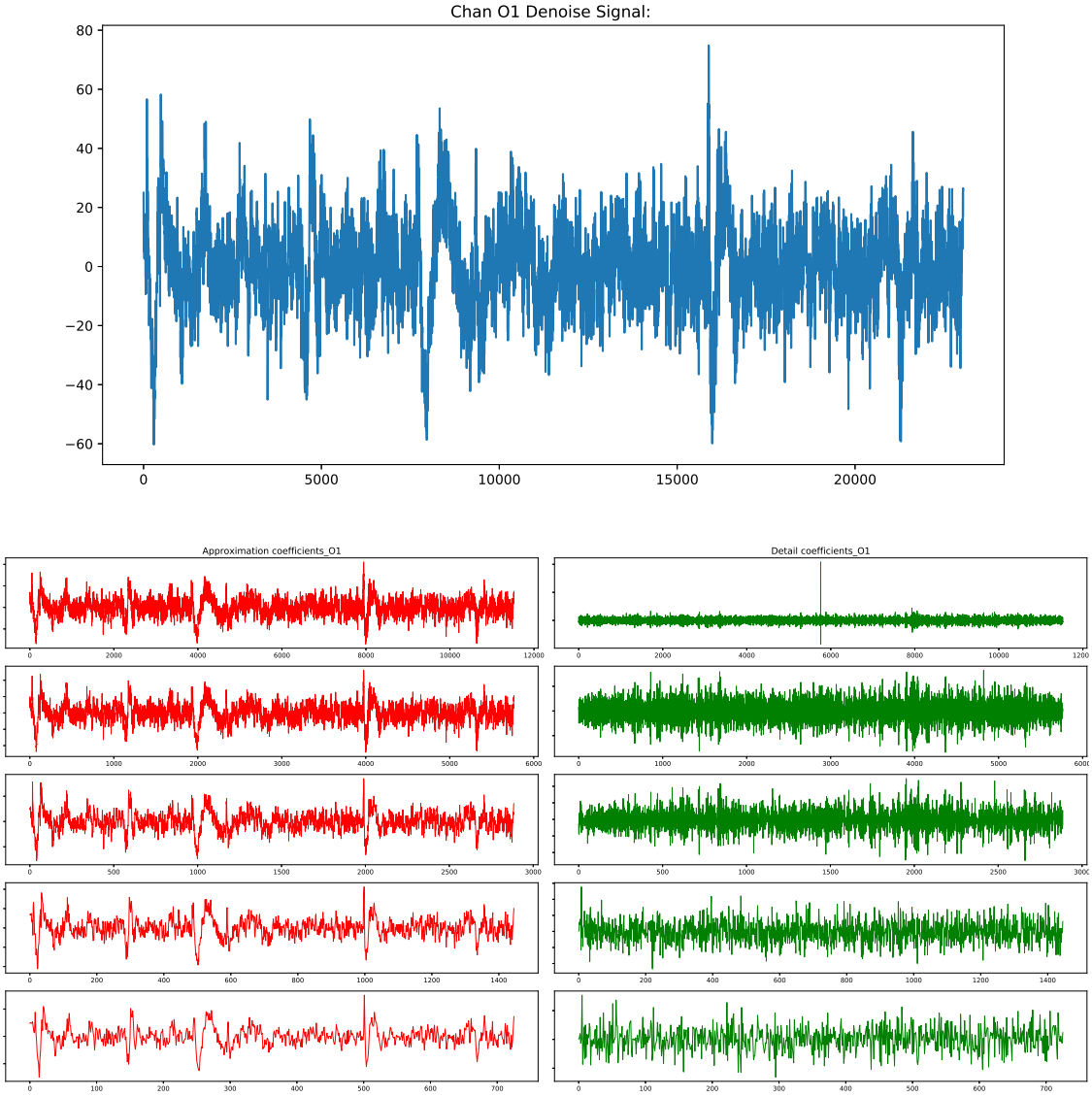


Hình 4.11: Mật độ quang phổ sau từng xử lý (Kênh AF3 hình bên trái và FC5 hình bên phải - 1628)

Sử dụng Wavelet rời rạc

Phần này sử dụng thư viện của PyWavelet với **pywt.dwt()**, sao cho: DWT trả về hai bộ hệ số; hệ số xấp xỉ và hệ số chi tiết; Các hệ số xấp xỉ đại diện cho đầu ra của bộ lọc thông thấp (bộ lọc trung bình) của DWT; Các hệ số chi tiết đại diện cho đầu ra của bộ lọc thông cao (bộ lọc chênh lệch) của DWT; Bằng cách áp dụng DWT một lần nữa trên các hệ số xấp xỉ của DWT trước đó, chúng ta nhận được

biến đổi wavelet của mức tiếp theo ;Ở mỗi cấp độ tiếp theo, tín hiệu gốc cũng được lấy mẫu theo hệ số 2. Xác định các hệ số gần đúng ("approximation") và chi tiết ("detail") của "db4" wavelet (từ cấp độ 1 đến cấp độ 5) được 10 dải con.



Hình 4.12: Sử dụng DWT kênh 01 - 1628)

Sau khi trích xuất và tổng hợp các đặc trưng từ dữ liệu, chúng tôi chia mỗi bộ dữ liệu thành các tập huấn luyện, tập kiểm tra theo tỉ lệ 7:3,(nghĩa là với 16 đối tượng sẽ có 11 đối tượng cho tập train và 5 đối tượng ở tập test) chứa các đối tượng được gắn nhãn 0 và 1 lần lượt ứng với lượt thu thập dữ liệu trước và trong khi thi để huấn luyện mô hình học. Thông tin chi tiết bộ dữ liệu trong bảng **??** và Ứng với từng đối tượng, các dữ liệu từ bài kiểm tra SWT/Stroop (hình4.1), sẽ có 2 đoạn **task** riêng nên chúng tôi gộp 2 đoạn task đó thành một. Do đó, chúng tôi có 3 loại tín hiệu để trích xuất trong thử nghiệm (trong hình 3.4 được chú thích là "**stroop 2 task**", "**stroop rest**" và "**arithmentic task**". Ứng với mỗi đoạn

task trên, như đã đề cập ở phần 3.2, chúng tôi tính toán giá trị biên độ các đỉnh dựa trên PSD và FFT. Sau bước này, số lượng đặc trưng nhận được ứng với dữ liệu được tổng hợp ở bảng 4.2.

Loại phân tích	PSD	FFT	DWT
Số kênh EEG	14	14	14
Số đặc trưng	19	19	19
Số đỉnh	10	10	-
Số dải con	-	-	10
Tổng số đặc trưng	$(19 + 10) \times 14 = 406$	$(19 + 10) \times 14 = 406$	$10 \times 14 \times 19 = 2660$
Số lượng task = 3, tổng cộng $(406 + 406 + 2660) \times 3 =$ **10416**			

Bảng 4.2: Số lượng các phân tích đặc trưng trong dữ liệu

4.4 Kết quả

Từ dữ liệu thực hiện các bước phân tích đữ liệu như phương pháp trình bày ở phần 3.2. Vì số lượng dữ liệu chúng tôi ghi lại có hạn (32 mẫu cho cả trước và trong kỳ thi), chúng tôi sử dụng bộ phân loại Random Forest cho bài toán phân loại với tập dữ liệu nhỏ này và có độ chính xác hoàn hảo như mong đợi. Sau đó, chúng tôi tính tầm quan trọng của từng đặc trưng và mô tả 10 đặc trưng quan trọng nhất. Điều thú vị là bảng 4.3 cho thấy số học (từ bài kiểm tra MAT) đóng vai trò tốt cho ước tính ứng suất, đặc biệt là bằng cách sử dụng DWT.

Đặc trưng	**Điểm quan trọng**
DWT_arithmetic_task_approximation_coeff_level_2_P7_median	0.0132118055555556
DWT_arithmetic_task_detail_coeff_level_4_T7_mean	0.012318082788671
arithmetic_task_T7_peak_10	0.00996135265700483
DWT_arithmetic_task_approximation_coeff_level_5_P7_median	0.00992792711563084
arithmetic_task_F8_peak_18	0.00918954793641435
DWT_arithmetic_task_approximation_coeff_level_2_O1_median	0.00902882015010161
DWT_arithmetic_task_detail_coeff_level_4_T7_entropy	0.00882352941176471
DWT_arithmetic_task_detail_coeff_level_2_F3_no_mean_crossing	0.00777777777777778
DWT_arithmetic_task_detail_coeff_level_1_T7_no_zero_crossing	0.00771428571428571
stroop_task_AF4_peak_8	0.00761948334889511

Bảng 4.3: Top 10 đặc trưng quan trọng

Kết quả 4.3 hiển thị các tính năng được tính toán trong đó mỗi tên tính năng cho biết đặc trưng phương pháp trích xuất (DWT/FFT/PSD), bài kiểm tra tương ứng (Stroop, Arithmetic), EEG liên quan kênh (AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, P7, P8, O1, O2) và đặc trưng thống kê đã chọn.

KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Trong luận văn này tập trung nghiên cứu và tiến hành thực nghiệm khử nhiễu trên mô hình ICA nhằm so sánh hiệu quả khử nhiễu đối với tín hiệu nhạy cảm là sóng não dựa trên EEG trong việc ước lượng căng thẳng với dữ liệu được thu thập từ thiết bị Emotiv. Chúng tôi đã đề xuất một khung ước tính căng thẳng mới bằng cách sử dụng thiết bị Emotiv bằng các kỹ thuật xử lý và thuật toán học máy.

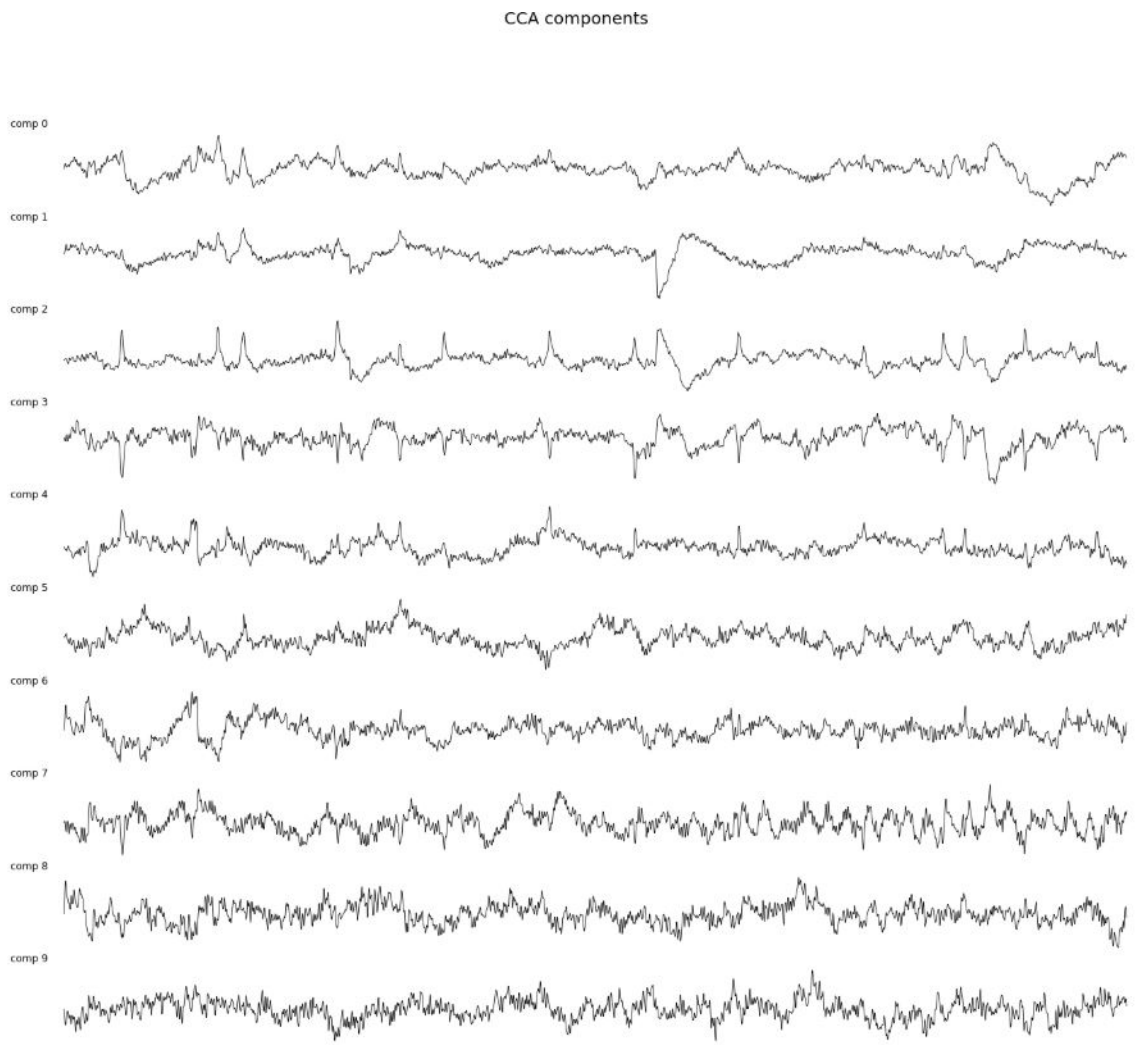
Chúng tôi chọn thuật toán Random Forest để đo lường tầm quan trọng của từng đặc trưng và đo lường hiệu suất của bộ phân loại này và đạt kết quả tốt với những phân bố bị hạn chế. Tuy nhiên, đối với bài toán chuẩn đoán về căng thẳng, vấn đề lớn nhất hiện tại là khử nhiễu và giới hạn của việc thu thập dữ liệu. Do đó, phương pháp này vẫn chưa thật sự hiệu quả.

Bên cạnh đó, kết quả thực nghiệm cũng cho thấy phương pháp khử nhiễu tín hiệu bằng ICA hiệu quả đối với tín hiệu EOG mặc dù vấn đế khó khăn nhất trong quá trình thực hiện bài toán này nằm ở đặc trưng của dữ liệu tín hiệu EEG. Đây là tín hiệu cực kỳ nhạy cảm cho nên có nhiều loại lọc nhiễu sử dụng sẽ gây mất thông tin của dữ liệu dẫn đến việc trong quá trình khử nhiễu phải làm thủ công toàn bộ cho toàn dữ liệu nhằm đảm bảo không gây mất thông tin cần thiết của dữ liệu cũng là một trong những trở ngại lớn nhất trong quá trình hoàn thành luận văn này.

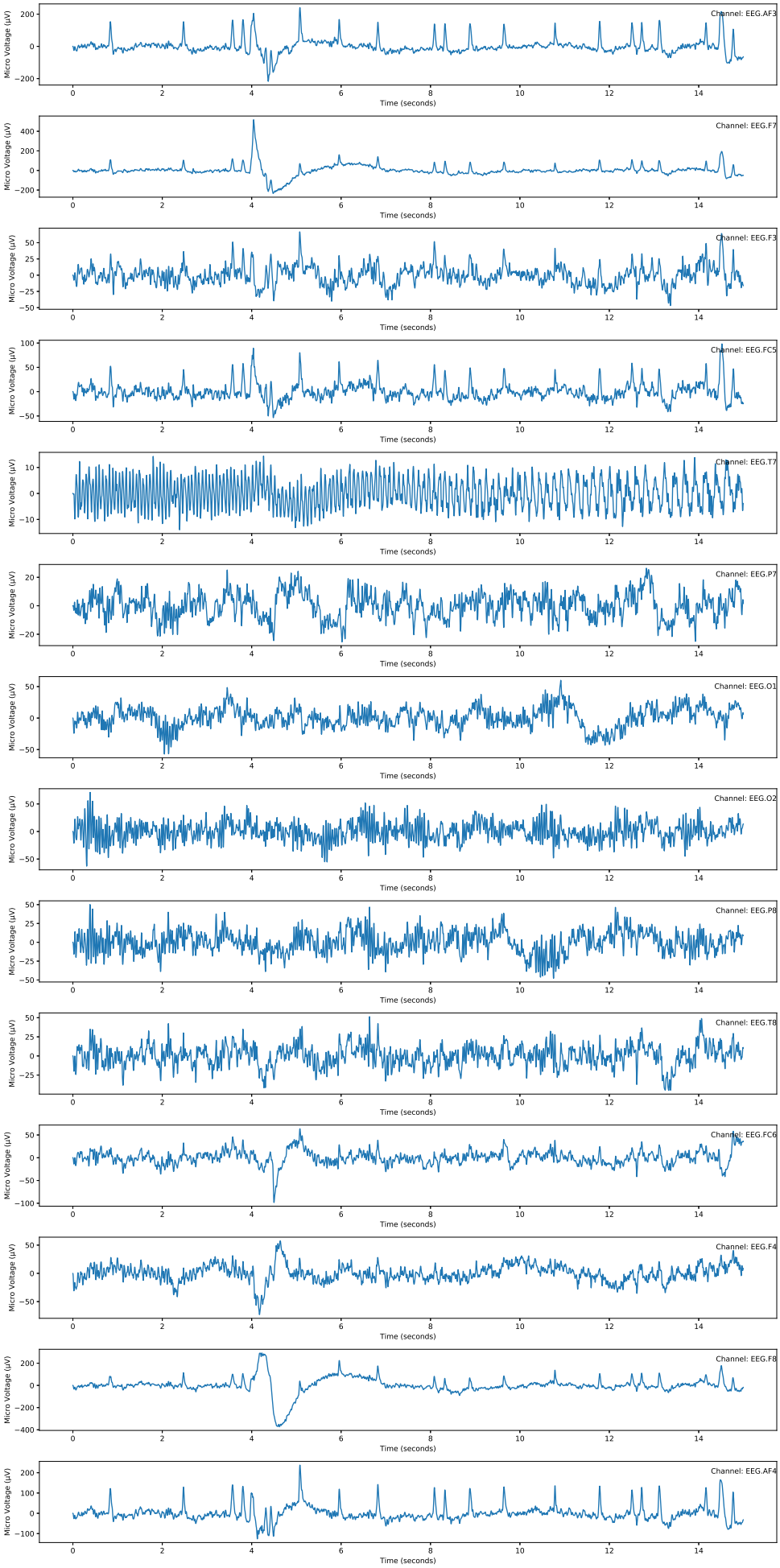
Dựa trên kết quả thu được từ nghiên cứu này, chúng tôi vẫn đang tiến hành tiếp thu thập thêm dữ liệu điện não đồ từ nhiều sinh viên để nâng cao chất lượng bộ dữ liệu, chúng tôi hướng đến thử nghiệm để thay đổi cách thức khử nhiễu EMG bằng CCA nhưng chưa có kết quả khả quan như mong đợi. Mặt khác chúng tối hướng đến áp dụng thêm các thuật toán máy học nhằm xây dựng thêm các mô hình ước tính dự đoán khác nhau để cải thiện hiệu suất bài toán và thời gian thực nghiệm. Sau đó sẽ triển khai sang ứng dụng vào thực tiễn.

Phụ lục

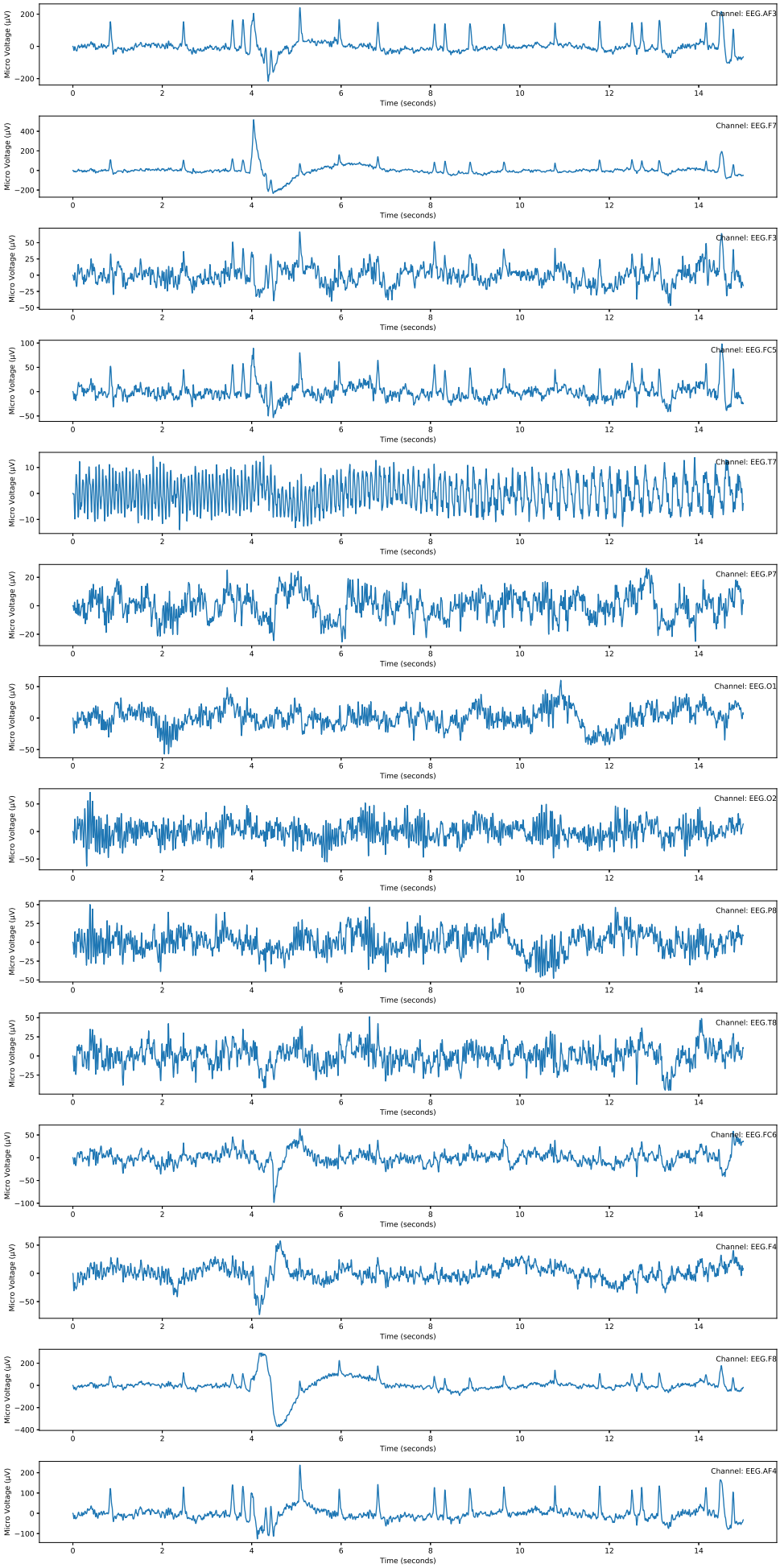
Ở phần này, chúng tôi sẽ đưa ra một số kết quả từng bước xử lý với các bước baseline, bandpass filter và ICA. Bên cạnh đó, người ta còn dựa vào kết quả của PSD để đánh giá. Ngoài ra kết quả CCA đã được tính toán nhưng chưa khả quan ở hiện tại.



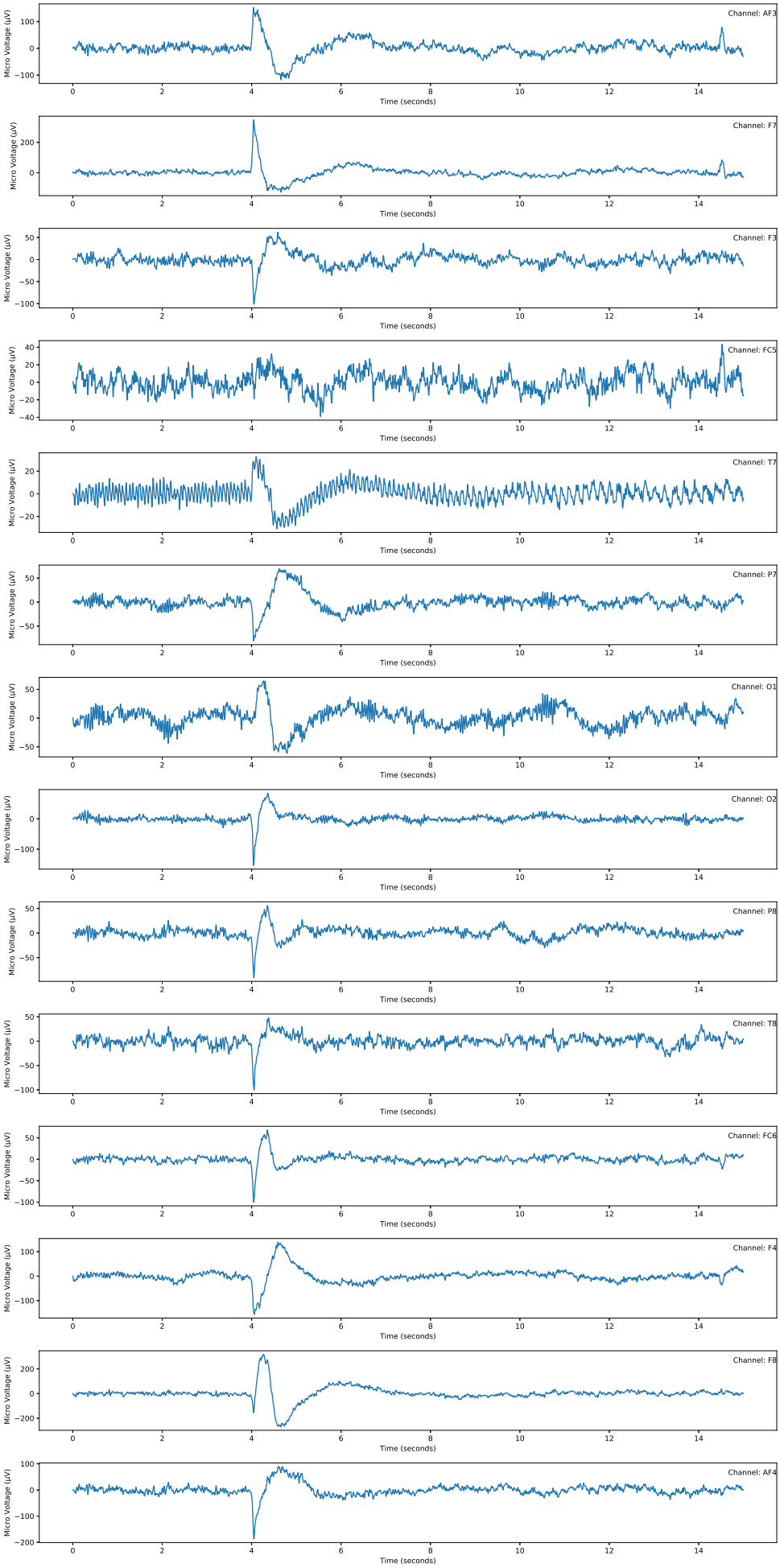
Hình 4.13: Kết quả sau khi sử dụng CCA hiện tại (không tìm thấy dấu hiệu của tín hiệu nhiễu EMG nên gây khó khăn trong quá trình gắn nhãn để phân tích dữ liệu)



Hình 4.14: 15 giây tín hiệu với các kênh sau khi hiệu chỉnh đường cơ sở (ID: 1628)

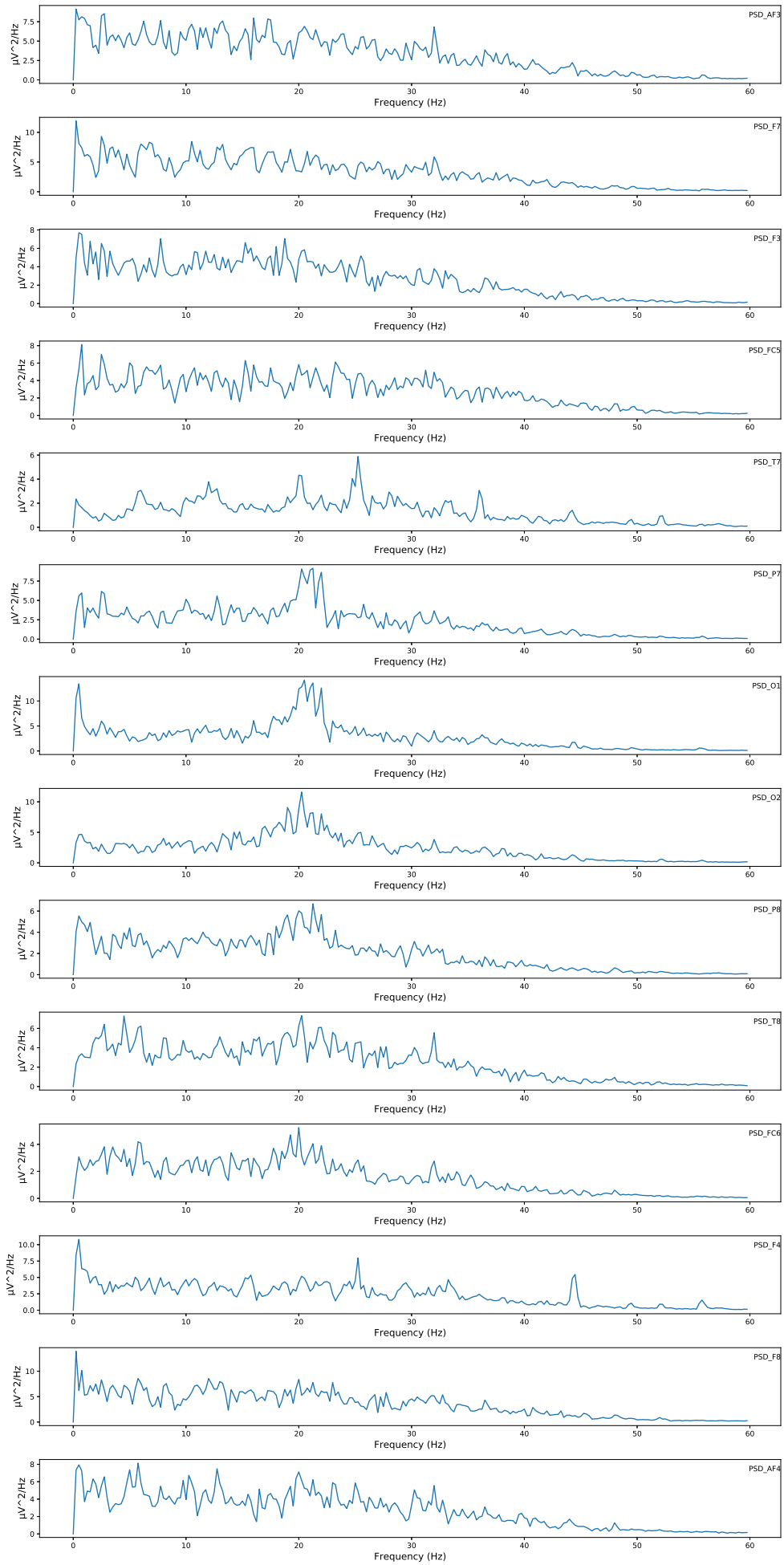


Hình 4.15: 15 giây tín hiệu với các kênh sau khi đưa vào bộ lọc (ID: 1628)



Hình 4.16: 15 giây tín hiệu với các kênh sau khử nhiễu ICA (ID: 1628)

Hình 4.17: Mật độ quang phổ các kênh ban đầu (ID: 1628)



Hình 4.18: Mật độ quang phổ các kênh sau khử nhiễu (ID: 1628)

Tài liệu tham khảo

[1] F. Al-Shargie, M. Kiguchi, N. Badruddin, S. C. Dass, A. F. M. Hani, and T. B. Tang. *Mental stress assessment using simultaneous measurement of eeg and fnirs.* Biomedical optics express, 7(10):3882–3898, 2016.

[2] J. F. Alonso, S. Romero, M. R. Ballester, R. M. Antonijoan, and M. A. Mananas. *Stress assessment based on eeg univariate features and functional connectivity measures.* Physiological measurement, 36(7):1351, 2015.

[3] S. Chan and M. Debono. *Replication of cortisol circadian rhythm: new advances in hydrocortisone replacement therapy.* Therapeutic advances in endocrinology and metabolism, 1(3):129–138, 2010.

[4] K. Dedovic, C. DÁguiar, and J. C. Pruessner. *What stress does to your brain: a review of neuroimaging studies.* The Canadian Journal of Psychiatry, 54(1):6–15, 2009.

[5] K. Glanz and M. D. Schwartz. Stress, coping, and health behavior. Health behavior and health education: Theory, research, and practice, 4:211–236, 2008.

[6] D. H. Hellhammer, S. Wust, and B. M. Kudielka. *Salivary cortisol as a biomarker in stress research.* Psychoneuroendocrinology, 34(2):163–171, 2009.

[7] K. Holewa and A. Nawrocka. *Emotiv epoc neuroheadset in brain - computer interface.* In Proceedings of the 2014 15th International Carpathian Control Conference (ICCC), pages 149–152, 2014.

[8] M. Huang, M. Risling, and D. G. Baker. *The role of biomarkers and meg-based imaging markers in the diagnosis of post-traumatic stress disorder and blast-induced mild traumatic brain injury.* Psychoneuroendocrinology, 63:398–409, 2016.

[9] A. Hyvarinen and E. Oja. *Independent component analysis: algorithms and applications.* Neural Networks, 13(4):411 – 430, 2000.

[10] S. L. James, D. Abate, K. H. Abate, S. M. Abay, C. Abbafati, N. Abbasi, and I. Abdollahpour. *Global, regional, and national incidence, prevalence, and years lived with disability for 354 diseases and injuries for 195 countries and territories, 1990–2017: a systematic analysis for the global burden of disease study2017.* The Lancet, 392(10159):1789–1858, 2018.

[11] G. Jun and K. G. Smitha. *Eeg based stress level identification.* In 2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), pages 003270–003274, 2016.

[12] P. Kaikkonen, H. Rusko, and K. Martinmaki.*Post-exercise heart rate variability of endurance athletes after different high-intensity exercise interventions.* Scandinavian journal of medicine and science in sports, 18(4):511–519, 2008.

[13] Eun-Hyun Lee. *Review of the psychometric evidence of the perceived stress scale.* Asian Nursing Research, 6(4):121 – 127, 2012.

[14] R. S. Lewis, N. Y. Weekes, and T. H. Wang. *The effect of a naturalistic stressor on frontal eeg asymmetry, stress, and health. biological psychology.* Biological psychology, 75(3):239–247, 2007.

[15] H. P. Lin, H. Y. Lin, W. L. Lin, and A. C. W. Huang. *Effects of stress, depression, and their interaction on heart rate, skin conductance, finger temperature, and respiratory rate: sympathetic-parasympathetic hypothesis of stress and depression.* Journal of clinical psychology, 67(10):1080–1091, 2011.

[16] Donald B. Lindsley. *Psychological phenomena and the electroencephalogram.* Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 4(4):443 – 456, 1952.

[17] T. K. Liu, Y. P. Chen, Z. Y. Hou, C. C. Wang, and J. H. Chou. *Noninvasive evaluation of mental stress using by a refined rough set technique based on biomedical signals.* Artificial intelligence in medicine, 61(2):97–103, 2014.

[18] Y. Liu, X.Jiang, T. Cao, F. Wan, P. U. Mak, P. Mak, and M. I. Vai. *Implementation of ssvep based bci with emotiv epoc.* In 2012 IEEE International Conference on Virtual Environments Human-ComputerInterfaces and Measurement Systems (VECIMS) Proceedings, pages 34–37, July 2012.

[19] Christopher. P. Niemic. *Studies of emotion: A theoretical and empirical review of psychophysiological studies of emotion.* Journal of Undergraduate Research, 1(1):15–18, 2002.

[20] Andrew C. Papanicolaou, David W. Loring, Georg Deutsch, and Howard M. Eisenberg. *Task-related eeg asymmetries: A comparison of alpha blocking and beta enhancement.* International Journal of Neuroscience, 30(1-2):81–85, 1986.

[21] K. Sakatani. Optical diagnosis of mental stress. in oxygen transport to tissue xxxiii. Springer, New York, NY., pages 89–95, 2012.

[22] Daniel L. Schacter. *Eeg theta waves and psychological phenomena: A review and analysis.* Biological Psychology, 5(1):47 – 82, 1977.

[23] Peter Schulz and Schlotz Wolff. *Das trierer inventar zur erfassung von chronischem stress.* Diagnostica, 45:8–19, 1999.

[24] R. Sinha and A. M. Jastreboff. *Stress as a common risk factor for obesity and addiction.* Biological psychiatry, 73(9):827–835, 2013.

[25] A. Steptoe and M. Kivimaki. *Stress and cardiovascular disease.* Nature Reviews Cardiology, 9(6):360, 2012.

[26] F. Thayer, J. F. andn Ahs, M. Fredrikson, J. J. Sollers III, and T. D. Wager. *A meta-analysis of heart rate variability and neuroimaging studies: implications for heart rate variability as a marker of stress and health.* Neuroscience and Biobehavioral Reviews, 36(2):747–756, 2012.

[27] K. E. Wellen and G. S. *Hotamisligil. Inflammation, stress, and diabetes.* The Journal of clinical investigation, 115(5):1111–1119, 2005.

[28] F. Zimmermann-Viehoff, Koenig Thayer, J., C. J., Herrmann, C. S. Weber, and H. C. Deter. *Short-term effects of espresso coffee on heart rate variability and blood pressure in habitual and non-habitual coffee consumers–a randomized crossover study.* Nutritional neuroscience, 19(4):169–175, 2016.

[29] Nhung Pham, Thuong Nguyen, Thinh Tran, Trung T. Nguyen, Huong Ha, Binh T. Nguyen *SEED: A Framework for Stress Estimation Using Emotiv Devices.* SoMeT 2020.

[30] Balbir Singh, Hiroaki Wagatsuma, *A Removal of Eye Movement and Blink Artifacts from EEG Data Using Morphological Component Analysis* Volume 2017,Article ID 1861645

[31] L. Vézard, P. Legrand, M. Chavent, F. Faïta-Aïnseba, and L. Trujillo, *EEG classification for the detection of mental states*, Appl. Soft Comput. 32, 113–131 (2015).

[32] C. M. Michel and M. M. Murray, *Towards the utilization of EEG as a brain imaging tool*, Neuroimage 61(2), 371–385 (2012).

[33] All about EEG artifacts and filtering tools *https://www.bitbrain.com/blog/eeg-artifacts*

[34] Sanay Muhammad Umar Saeed Syed Muhammad Anwar, Humaira Khalid, Muhammad Majid, and Ulas Bagci *EEG Based Classification of Long-Term Stress Using Psychological Labeling*

[35] Katja Petrowski ,Sören Kliem,Cornelia Albani,Andreas Hinz,Elmar Brähler. *Norm values and psychometric properties of the short version of the Trier Inventory for Chronic Stress (TICS) in a representative German sample*

[36] *Order of processing steps* https://erpinfo.org/order-of-steps

[37] *Independent Component Analysis (ICA) In Python* https://towardsdatascience.com/independent-component-analysis-ica-in-python-a0ef0db0955e

[38] Xun Chen , Member, IEEE, Xueyuan Xu, Aiping Liu, Martin J. McKeown, and Z. Jane Wang, Fellow, IEEE *The Use of Multivariate EMD and CCA for Denoising Muscle Artifacts From Few-Channel EEG Recordings*

[39] W. De Clercq, A. Vergult, B. Vanrumste, W. Van Paesschen, and S. Van Huffel, *Canonical correlation analysis applied to remove muscle artifacts from the electroencephalogram*, IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 53, no. 12, pp. 2583–2587, Nov. 2006.

[40] *Machine Learning with Signal Processing Techniques* http://ataspinar.com/2018/04/04/machine-learning-with-signal-processing-techniques/

[41] *A guide for using the Wavelet Transform in Machine Learning* http://ataspinar.com/2018/12/21/a-guide-for-using-the-wavelet-transform-in-machine-learning/

[42] *Compute the average bandpower of an EEG signal* https://raphaelvallat.com/bandpower.html

[43] *Hayes M.H. - Schaum's Outline of Theory and Problems of Digital Signal Processing*