

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA**

**KHOA ĐIỆN - ĐIỆN TỬ**

**BỘ MÔN KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ**

— \* —



**BÁO CÁO HÀNG TUẦN**  
**NHẬN DIỆN CẢM XÚC DỰA VÀO**  
**TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO ĐỒ**  
**EMOTION RECOGNITION**  
**BASED ON EEG SIGNALS**

GVHD: ThS. Nguyễn Trung Hiếu

SVTH: Phan Trường Giang

MSSV: 2111103

TUẦN 2: 04/10 - 10/10

*Tp. Hồ Chí Minh, tháng 9 năm 2024*

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA**

**KHOA ĐIỆN - ĐIỆN TỬ**

**BỘ MÔN KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ**

— \* —



**BÁO CÁO HÀNG TUẦN**  
**NHẬN DIỆN CẢM XÚC DỰA VÀO**  
**TÍN HIỆU ĐIỆN NÃO ĐỒ**  
**EMOTION RECOGNITION**  
**BASED ON EEG SIGNALS**

GVHD: ThS. Nguyễn Trung Hiếu

SVTH: Phan Trường Giang

MSSV: 2111103

TUẦN 2: 04/10 - 10/10

*Tp. Hồ Chí Minh, tháng 9 năm 2024*

# MỤC LỤC

<b>1</b>	<b>ĐÁNH GIÁ TÌNH HÌNH</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>NỘI DUNG ĐÃ THỰC HIỆN</b>	<b>2</b>
2.1	Phân tích các giải thuật để loại bỏ artifact trong tín hiệu EEG . . . . .	2
2.1.1	Biến đổi Wavelet . . . . .	2
2.1.1.1	Cơ sở lý thuyết . . . . .	2
2.1.1.2	Áp dụng . . . . .	3
2.1.1.3	Đánh giá . . . . .	5
<b>3</b>	<b>ĐÁNH GIÁ VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN</b>	<b>6</b>

# DANH SÁCH HÌNH ẢNH

2.1	Một số ví dụ về các họ của hàm Wavelet. . . . .	3
2.2	Sơ đồ khối của bộ lọc artifact dựa trên biến đổi Wavelet. . . . .	4
2.3	Wavelet decomposition. . . . .	4
2.4	Tái tạo lại tín hiệu ban đầu bằng Wavelet reconstruction. . . . .	5

# CHƯƠNG 1: ĐÁNH GIÁ TÌNH HÌNH

Bài báo cáo này trình bày nội dung em đã thực hiện trong tuần 2 kể từ thời điểm nhận đề tài (từ ngày 04/10 đến ngày 10/10). Gồm các mục tiêu như sau:

1. Tìm hiểu các giải thuật loại bỏ artifact: biến đổi Wavelet, ICA, phân tích thời gian/tần số. Chỉ rõ ưu nhược điểm của từng giải thuật.
2. Cải tiến hoặc kết hợp các giải thuật cũ với mục tiêu là cải thiện các nhược điểm của từng giải thuật.
3. Phân tích các thông tin của dataset trên Kaggle (ý nghĩa tên các cột, số ở các hàng, các nhãn,...).

Nhìn chung, em chưa hài lòng về kết quả thực hiện được trong tuần này. Em chỉ hoàn thành được một phần của 1 mục tiêu. Chi tiết em xin trình bày ở chương 2.

## CHƯƠNG 2: NỘI DUNG ĐÃ THỰC HIỆN

### 2.1. Phân tích các giải thuật để loại bỏ artifact trong tín hiệu EEG

#### 2.1.1. Biến đổi Wavelet

Biến đổi Wavelet được sinh ra để khắc phục điểm yếu của biến đổi Fourier đối với các tín hiệu non-stationary, ví dụ như các tín hiệu y sinh: ECG, EEG,... Đặc điểm của biến đổi Fourier là cho biết thông tin của tín hiệu ở miền tần số nhưng lại mất hết thông tin của tín hiệu ở miền thời gian (như thời điểm bắt đầu, kết thúc, thời gian xảy ra các sự kiện). Vì thế, đầu ra của biến đổi Fourier là một ma trận 2 chiều gồm biên độ và tần số, còn đầu ra của biến đổi Wavelet là ma trận 3 chiều với biên độ, tần số và vị trí của từng thành phần tần số trên trục thời gian. [1]

##### a. Cơ sở lý thuyết

Ý tưởng của biến đổi Wavelet là đưa một hàm đặc biệt "trượt" trên toàn bộ tín hiệu thì kết quả thu được là mức độ "khớp nhau" của tín hiệu và hàm đó trên trục thời gian. Vì ta đã biết được tần số hàm đặc biệt này, do đó tại một thời điểm, có thể biết được cả thông tin về miền thời gian và miền tần số (điều mà biến đổi Fourier không làm được). Hàm số đặc biệt đó gọi là hàm Wavelet, ký hiệu là  $\psi(t)$ .

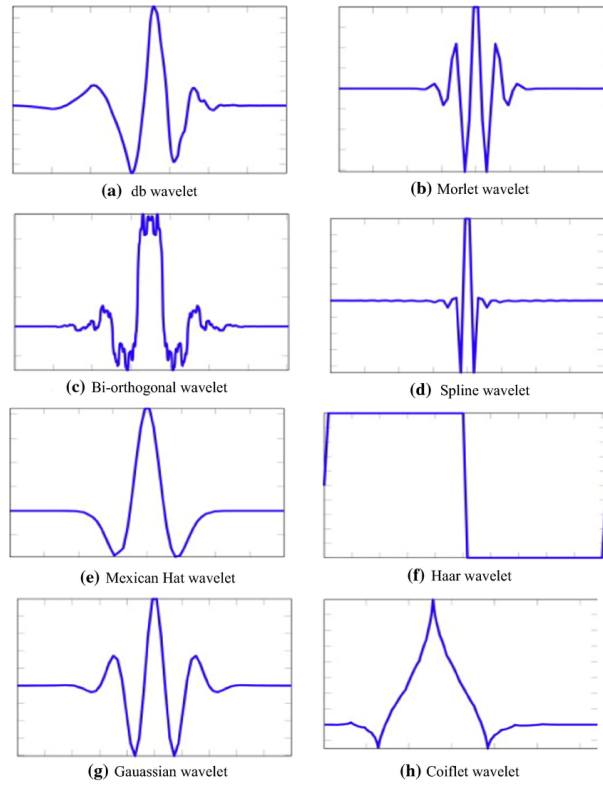
Về mặt toán học, hàm Wavelet phải thoả hai điều kiện:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0. \quad (2.1)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty. \quad (2.2)$$

Phương trình 2.1 là điều kiện cần của một hàm Wavelet, phương trình này nói lên rằng hàm Wavelet không chứa thành phần DC. Các hàm như  $\sin$ ,  $\cos$  cũng là hàm thoả phương trình 2.1. Từ đó, phương trình 2.2 là điều kiện đủ cho hàm Wavelet đó chính là năng lượng của hàm này phải là hữu hạn. Điều kiện này thì các hàm  $\sin$ ,  $\cos$  đều không thoả.

Bởi vì có rất nhiều hàm số thoả hai điều kiện trên nên hàm Wavelet là một họ rất nhiều hàm (hình 2.1), ví dụ như hàm Morlet Wavelet, hàm Daubechies,...



**Hình 2.1.** Một số ví dụ về các họ của hàm Wavelet.

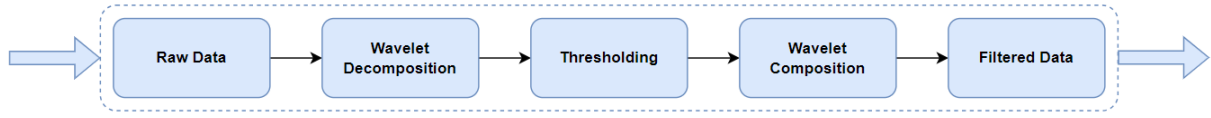
Về mặt toán học, biến đổi Wavelet được định nghĩa là tích chập của tín hiệu với lại một phiên bản con của hàm Wavelet (hàm Wavelet ban đầu khi bị dịch một khoảng  $b$  và bị scale một tỷ lệ  $a$ ), điều này thể hiện ở phương trình 2.3.

$$T(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.3)$$

với  $T(a, b)$  là phổ Wavelet thể hiện mức độ "match" của hàm Wavelet khi "trượt" trên toàn bộ tín hiệu  $f(t)$  là tín hiệu vào,  $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$  là một phiên bản của hàm Wavelet  $\psi(t)$  ban đầu (hay còn gọi là hàm mother Wavelet).

#### *b. Áp dụng*

Phương trình 2.3 của biến đổi Wavelet không thể hiện thực hoá phần mềm do đây là phương trình của biến đổi Wavelet liên tục. Donoho và Johnstone đã giới thiệu về một phương pháp lọc artifact dựa trên biến đổi Wavelet. Ý tưởng của phương pháp này là chọn một hàm Wavelet có hình dạng giống với hình dạng của tín hiệu sau khi lọc, sau đó dựa vào hàm Wavelet này mà decompose tín hiệu thành hai phần là approximate và detail. Hầu hết phần detail sẽ là nhiễu, áp dụng thresholding cho phần này để lọc bỏ các nhiễu này đi. Sau đó compose 2 phần lại sẽ ra được tín hiệu đã được lọc nhiễu.



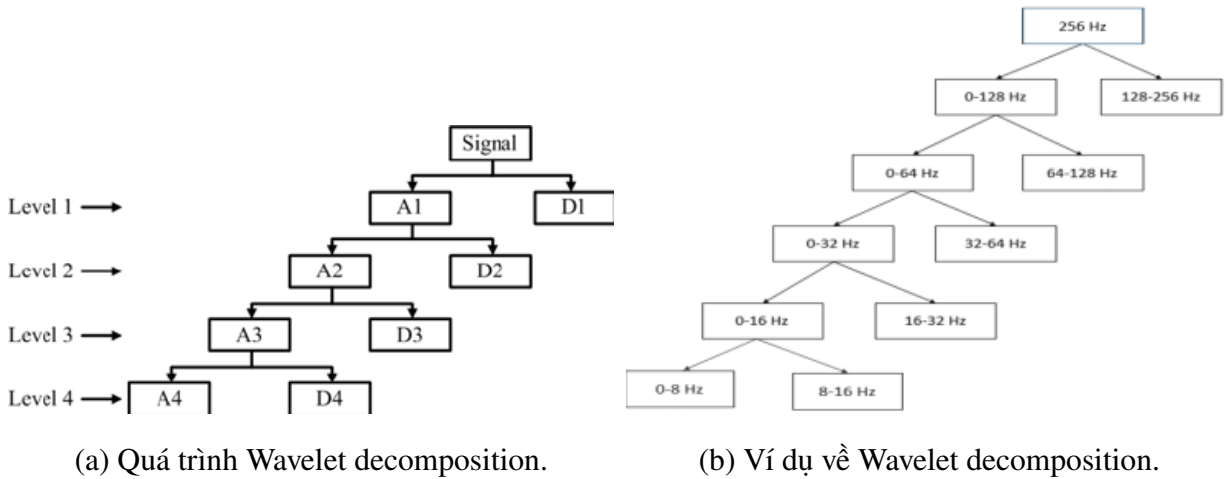
**Hình 2.2.** Sơ đồ khối của bộ lọc artifact dựa trên biến đổi Wavelet.

Khâu Wavelet decomposition (hình 2.3) có thể coi như tìm tỷ lệ scale hàm mother Wavelet làm sao cho phần approximation gần giống với tín hiệu mong muốn nhất, còn phần detail sẽ chứa hầu hết các artifact. Hệ số approximation và detail có thể tìm được như sau:

$$cD[n] = \sum_{-\infty}^{\infty} s[i]h[2n-i] \quad (2.4)$$

$$cA[n] = \sum_{-\infty}^{\infty} s[i]g[2n-i] \quad (2.5)$$

với  $s$  là tín hiệu đầu vào rời rạc,  $h$  là bộ lọc thông cao dựa trên hàm Wavelet và  $g$  bộ lọc thông thấp dựa trên hàm Scaling. Hàm Scaling chính là hàm Wavelet bị scale với tỷ lệ  $2^i$  với  $i$  là level của quá trình decomposition. Tại level đầu tiên quá trình decompose, hệ số  $cD[n]$  chính là hệ số của bộ lọc thông cao, ở level cuối cùng của quá trình, hệ số của bộ lọc thông thấp. Sau quá trình phân rã, các hệ số detail sẽ được đi qua một bộ thresholding



(a) Quá trình Wavelet decomposition.

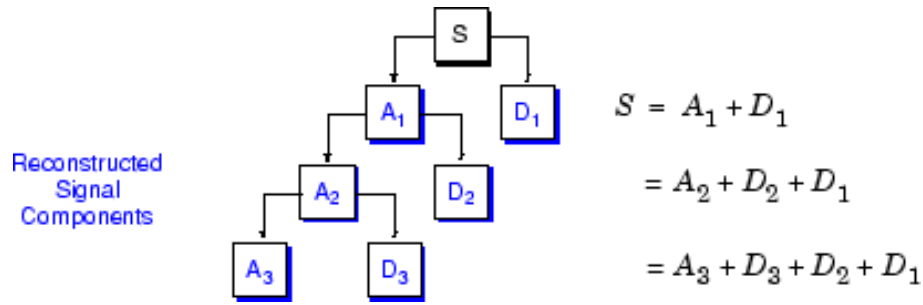
(b) Ví dụ về Wavelet decomposition.

**Hình 2.3.** Wavelet decomposition.

để lọc artifact. Tùy thuộc vào phương pháp thresholding mà đầu ra có sự khác nhau. Một số phương pháp phổ biến như Universal method, tối thiểu Stein's unbiased risk estimate (SURE),...



Cuối cùng, tín hiệu sau khi lọc sẽ được tái tạo lại từ hai phần approximation và detail qua mô hình 2.4. Mô hình này hoàn toàn như giống như quá trình decompose.



**Hình 2.4.** Tái tạo lại tín hiệu ban đầu bằng Wavelet reconstruction.

### c. Đánh giá

Biến đổi Wavelet đã khắc phục các nhược điểm của biến đổi Fourier để có thể lọc các artifact được hiệu quả hơn. Tuy nhiên, biến đổi Wavelet có nhiều hạn chế cần cải thiện như:

- Lựa chọn hàm Wavelet có hình dạng giống với hình dạng mong muốn của tín hiệu. Nếu không có sẵn hàm Wavelet, phải tự tạo hàm Wavelet mới thỏa hai điều kiện 2.1 2.2.
- Xác định được mức độ phân rã tín hiệu (decomposition level). Nếu phân rã quá nhiều level, tín hiệu sẽ bị lọc đi mất các thông tin quan trọng (do lúc này phần detail sẽ ngày càng nhiều). Nếu phân rã quá ít, phần nhiễu sẽ không được lọc hết.
- Xác định được thresholding áp dụng cho phần detail để lọc đi các nhiễu. Nếu chọn không đúng, phần detail vẫn còn nhiều nhiễu hoặc một số thông tin quan trọng của tín hiệu thực sẽ mất đi.

### CHƯƠNG 3: ĐÁNH GIÁ VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

So với các mục tiêu đặt ra của tuần, em chỉ đạt khoảng 30% mục tiêu, các phần việc em chưa hoàn thành bao gồm:

- Chưa phân tích được phương pháp loại bỏ artifact bằng kỹ thuật ICA. Đồng thời, chưa tổng quát được ưu nhược điểm của các phương pháp hiện có. Từ đó, chưa tìm ra được giải thuật áp dụng vào đề tài.
- Chưa phân tích ý nghĩa các thông tin trong dataset của Kaggle.

Lý do khiến em không đạt các mục tiêu đề ra có thể kể đến như:

- Đặt mục tiêu chưa rõ ràng, chưa đủ chi tiết.
- Lên kế hoạch mà chưa ước lượng đúng thời gian deadline của các task. Điều này dẫn đến sử dụng thời gian không đúng, gây lãng phí.

Tuần này đã cho em bài học về quản lý thời gian và cải thiện khả năng lên kế hoạch. Ngoài ra, để hoàn thành mục tiêu cũng cần phải có sự kỷ luật đối với bản thân. Em xin rút kinh nghiệm cho tuần này và năng suất hơn kể từ tuần tới.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Syarifah Noor Syakiylla Sayed Daud, Rubita Sudirman, “Wavelet Based Filters for Artifact Elimination in Electroencephalography Signal: A Review - Annals of Biomedical Engineering — doi.org.” <https://doi.org/10.1007/s10439-022-03053-5>, 2022. [Truy cập 06-10-2024].