

ỨNG DỤNG LỌC THÍCH NGHI TRONG TRIỆT NHIỀU TÍN HIỆU NIRS

NOISE CANCELLATION USING ADAPTIVE FILTER ON NIRS SIGNAL

Ngô Quốc Cường, Nguyễn Ngô Lâm
Trường Đại Học Sư Phạm Kỹ Thuật Tp.HCM

TÓM TẮT

Trong những thập kỷ gần đây, các nghiên cứu về việc não giao tiếp máy tính phục vụ cho mục đích chẩn đoán và phục hồi chức năng không ngừng phát triển. Oxy trên vỏ não và lưu lượng máu trên các vùng của não người có thể đo bằng phương pháp không xâm nhập – quang phổ cận hồng ngoại fNIRS (functional Near InfraRed Spectroscopy). Tuy nhiên, tín hiệu NIRS thường bị ảnh hưởng bởi các loại nhiễu trong quá trình thu thập. Trong bài báo này, người thực hiện ứng dụng lọc thích nghi theo giải thuật LMS để lọc nhiễu. Nhiễu Gauss và nhiễu xung được xem xét trong công trình này. Kết quả thực hiện trên 20 mẫu tín hiệu cho thấy tính tin cậy của giải thuật đã đề xuất.

Từ khóa: fNIRS, lọc thích nghi, giải thuật LMS

ABSTRACT

Researches of human Brain Computer Interface (BCI) for the objective of diagnosis and rehabilitation have been recently increased. Cerebral oxygenation and blood flow on particular regions of human brain can be measured using a non-invasive technique – fNIRS (functional Near Infrared Spectroscopy). However, NIRS signal was suffered from noise and artifacts. In this paper, we proposed an adaptive filter using LMS algorithm to reduce Gauss noise and impulse noise. Experimental results have been done 20 trials on a subject to illustrate the effectiveness of the proposed method.

Keywords: fNIRS, adaptive filter, LMS algorithm

I. GIỚI THIỆU

Xử lý thích nghi là một lĩnh vực có ý nghĩa học thuật và gắn liền với những ứng dụng thực tế như khử nhiễu thích nghi, triệt echo, cân bằng kênh truyền... Ứng dụng của xử lý tín hiệu thích nghi gắn với các mô hình nhận dạng, sửa sóng, lọc nhiễu...và sử dụng các thuật toán Newton, Steepest Descent, LMS, RLS...

Sự thay đổi của tập dữ liệu đầu vào và các điều kiện ràng buộc ngày càng phức tạp kéo theo đòi hỏi cải tiến các thuật toán thích nghi để có được hiệu năng xử lý cao hơn so với các mạch lọc tương tự trước đây. Ngoài ra việc giải quyết vấn đề nâng cao hiệu năng thuật toán còn đòi hỏi việc xây dựng các điều kiện đảm bảo thuật toán có thể sử dụng được.

Mục tiêu của việc cải tiến thuật toán thích nghi là tăng tốc độ hội tụ với yêu cầu về độ chính xác, độ ổn định, đã được nhiều tác giả nghiên cứu giải quyết theo nhiều hướng: thay đổi cấu trúc bộ lọc thích nghi, sử dụng kích thước bước thích nghi thay đổi VSLMS, VSNLMS [1, 2]. Cải tiến các thuật toán thích nghi sử dụng cấu trúc động, thông số tự thay đổi như thuật toán NLMS, tăng độ ổn định, đồng thời độ phức tạp của thuật toán sẽ tăng lên đáng kể. Sử dụng các thuật toán lọc thích nghi LMS, NLMS, RLS để áp dụng được các mục tiêu có tính thực tế, các ứng dụng thời gian thực.

Rất nhiều nhà nghiên cứu về khoa học thần kinh trên thế giới đã bị cuốn hút bởi kỹ thuật fNIRS, nhưng ở Việt Nam, đây vẫn là một vấn đề khá mới. Nhiều công trình đã được công bố trên các tạp chí, hội nghị về các khía cạnh khác nhau dựa trên kỹ thuật quang phổ cận hồng

ngoại. Tín hiệu fNIRS phản ánh hoạt động của não và chức năng liên quan trong khi gõ ngón tay [3]. Mô hình mạng nơ-ron Bayesian dự đoán hành vi từ thông tin não đo được bởi máy fNIRS [4].

Nhận dạng chức năng não thông qua phân tích wavelet tín hiệu fNIRS và mạng nơ-ron [5]. Nhận biết hoạt động não còn được thực hiện thông qua quỹ đạo nồng độ oxy [6]. Dựa trên hệ số góc của đường thẳng thu được từ hồi quy tuyến tính, ta có thể phân biệt được là tay trái hay tay phải đang được gõ [7]. Oxy-Hb và deOxy-Hb còn có thể được dùng trực tiếp với giải thuật SVM để nhận dạng hoạt động gõ tay [8].

Một trong những bước quan trọng trong quá trình phân tích tín hiệu NIRS đó là lọc nhiễu. Tín hiệu fNIRS có thể bị nhiễu và đây là điều thường xảy ra. Chúng có thể bị loại bỏ sử dụng phương pháp cửa sổ trượt [9] để xử lý dữ liệu theo từng đoạn. Nhiễu dịch chuyển artifact trong quá trình đo gây ra do việc ghép và thay đổi áp lực của nguồn quang và đầu thu; và chúng có thể được quan sát rõ trong tín hiệu NIRS thô với các gai hay vệt với biên độ lớn hơn nhiều so với các giá trị lân cận. Phương pháp cửa sổ trượt này quét trên từng đoạn để tìm ra sự thay đổi đã nói. Nhiễu cũng có thể được loại bỏ nhờ sử dụng biến đổi Wavelet (TIWT) [10]. Nhiễu artifact theo dạng thay đổi đột ngột trong tín hiệu xuất hiện giống như các hệ số lớn trong miền Wavelet rời rạc. Điều này làm cho việc xác định và loại bỏ artifact trở nên dễ dàng hơn trong miền Wavelet.

Trong bài báo này, người thực hiện áp dụng giải thuật lọc thích nghi LMS để lọc nhiễu trên tín hiệu NIRS. Phần 2 trình bày việc thu dữ liệu NIRS. Phần 3 trình bày về lọc thích nghi. Trong khi đó, phần 4 trình bày việc áp dụng lọc thích nghi để loại nhiễu trên tín hiệu NIRS. Phần cuối bài báo là kết quả và thảo luận thêm.

II. THIẾT LẬP THÍ NGHIỆM VÀ THU DỮ LIỆU

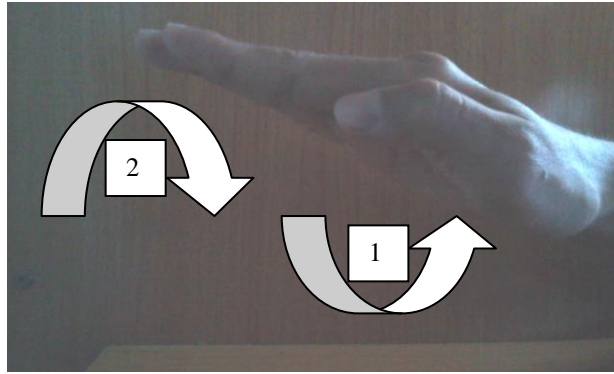
Oxygen hemoglobin – oxy-Hb được thu về sử dụng máy FOIRE–3000 tại phòng 104 thuộc Bộ môn Kỹ Thuật Y Sinh, Đại Học Quốc Tế, Đại Học Quốc Gia Tp. Hồ Chí Minh. Sự hay đổi oxy-Hb khảo sát trên 20 kênh ở cả hai bán cầu não dùng kỹ thuật fNIRS như trong hình 1.



Hình 1: Bố trí các đầu đo trên hai bán cầu não của chủ thể tham gia thí nghiệm

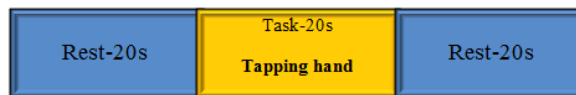
Khoảng cách giữa các đầu phát và đầu thu là 3cm. Chúng được cố định trên bộ giữ, và đặt tại các vị trí trên vùng não điều khiển hoạt động motor control.

Một chủ thể (nam, 25 tuổi, thuận tay phải) sẽ tham gia vào thực hiện thí nghiệm này. Sau khi đọc và hiểu giao thức thí nghiệm, chủ thể sẽ tiến hành gõ tay - nâng (1) phần từ bàn tay đến khuỷu tay (bàn tay và cẳng tay) và hạ (2) xuống như trong hình 2



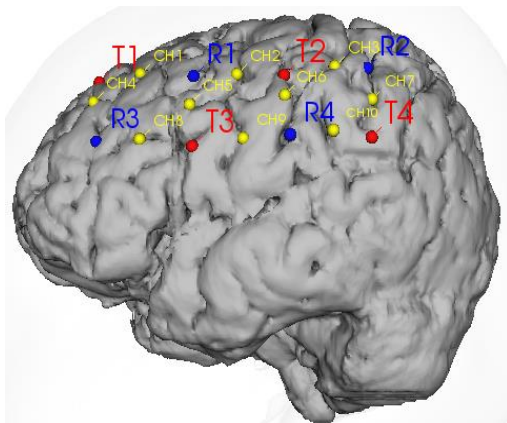
Hình 2: Hoạt động gõ tay trong thí nghiệm

Việc gõ tay trái hoặc phải được thực hiện theo một giao thức bao gồm 20 giây nghỉ (Rest), 20 giây gõ tay (Task), 20 giây nghỉ (Rest). Điều này có nghĩa là chủ thể ngồi nghỉ trong 20 giây, gõ tay khoảng 10 lần trong 20 giây, và sau đó nghỉ 20 giây như trong hình 3.

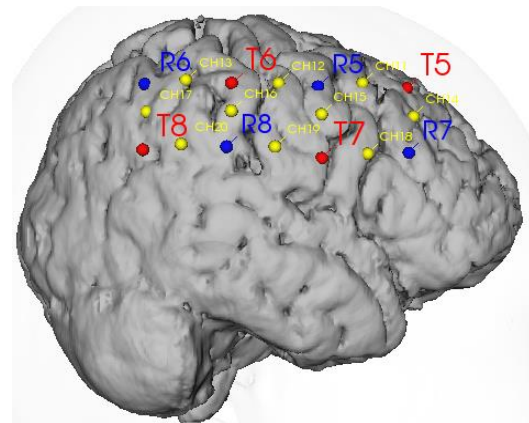


Hình 3: Giao thức thời gian cho một lần gõ tay

Dữ liệu được thu về từ 20 kênh. Trong đó, 10 kênh trên não trái và 10 kênh trên não phải ở vùng motor control. Hình 4, 5 trình bày việc bố trí các đầu đo và vị trí kênh có được.

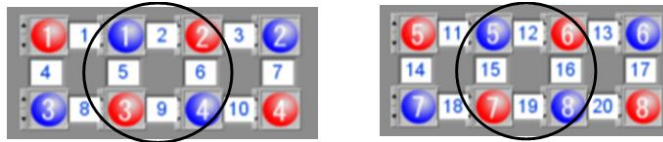


Hình 4: Vị trí các đầu đo (đầu phát – đỏ, đầu thu - xanh), kênh đo trên khu vực motor control của bán cầu não trái



Hình 5: Vị trí các đầu đo, kênh đo (màu vàng) trên khu vực motor control của bán cầu não phải

Các kênh tập trung tại vùng motor hơn sẽ được chú ý. Cụ thể hơn, các kênh 2, 5, 6, 9 ở não trái và 12, 15, 16, 19 ở não phải được chọn để quan sát như trong hình 6

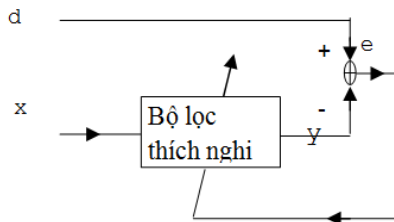


Hình 6: Các kênh 2, 5, 6, 9 trên bán cầu não trái và 12, 15, 16, 19 trên bán cầu não phải được chọn để lấy dữ liệu

III. LỌC THÍCH NGHI

1. Mô hình lọc thích nghi

Các hệ số của một bộ lọc thích nghi được hiệu chỉnh để bù lại các thay đổi trong các tín hiệu vào, tín hiệu ra hoặc trong các thông số của hệ thống. Thay vì bị cứng nhắc, một hệ thống thích nghi có thể nắm bắt các đặc trưng của tín hiệu và dò theo các biến đổi chậm. Một bộ lọc thích nghi có thể rất hữu ích cho sự bất định về các đặc trưng của một tín hiệu hoặc khi các đặc trưng đó thay đổi. Hình 7 thể hiện một cấu trúc cơ bản của bộ lọc thích nghi.



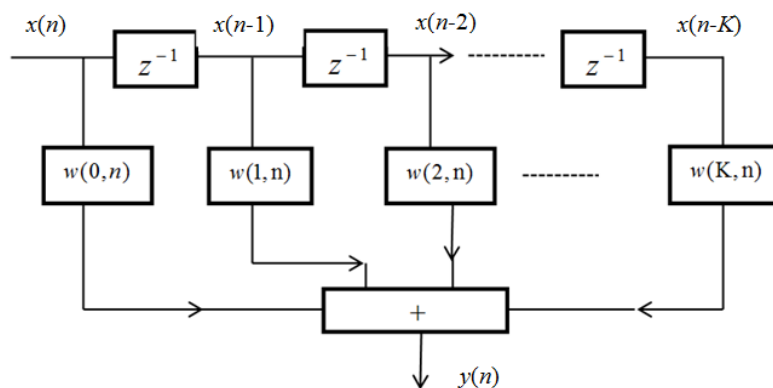
Hình 7: Cấu trúc bộ lọc thích nghi cơ bản.

Trong đó ngõ ra y của bộ lọc thích nghi được so sánh với tín hiệu mong muốn d để cho ra tín hiệu sai số e , tín hiệu sai số này được hồi tiếp về để điều chỉnh bộ lọc thích nghi.

2. Lọc thích nghi dùng giải thuật LMS

Thuật toán này đi kèm với một bộ lọc FIR hiệu chỉnh được. Các hệ số hay trọng số của bộ lọc FIR thích nghi có thể hiệu chỉnh dựa trên một môi trường thay đổi như một tín hiệu vào.

Trong trường hợp 1 ngõ vào, cấu trúc trên trở thành một bộ lọc FIR ($K+1$) tap với các hệ số điều chỉnh được. Mỗi ngõ vào được trì hoãn sẽ được nhân trọng số và cộng lại để tạo ngõ ra.



Hình 8: Bộ kết hợp tuyến tính thích nghi với một ngõ vào.

$$y(n) = \sum_{k=0}^{K-1} w(k,n)x(n-k) \quad (1)$$

Ngõ vào và các trọng số có thể được viết như là các vector.

$$X(n) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-K)]^T$$

$$W(n) = [w(0,n) \quad w(1,n) \quad \dots \quad w(K,n)]^T$$

Phương trình này được viết lại dưới dạng vector là:

$$Y(n) = W(n)X^T(n) = W^T(n)X(n) \quad (2)$$

Phương trình sau đây được dùng để đại diện cho thuật toán LMS:

$$W(n+1) = W(n) + 2\beta e(n)X(n) \quad (3)$$

Lưu ý rằng : nếu $e(n)$ tiến đến 0 thì $W(n+1) = W(n)$ và trọng số vẫn không đổi.

Phương trình (3) cho ta một phương tiện đơn giản nhưng mạnh mẽ và hiệu quả để cập nhật các hệ số, không cần lấy trung bình hoặc vi phân và sẽ được dùng để thực hiện các bộ lọc FIR thích nghi. Phương trình này thường được viết lại với $\beta = 2\beta$ trong các chương trình, tức là:

$$w_k(n+1) = w_k(n) + \beta e(n)x(n-k), \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4)$$

với $w(n)$ biểu diễn N hệ số của bộ lọc ở thời điểm n .

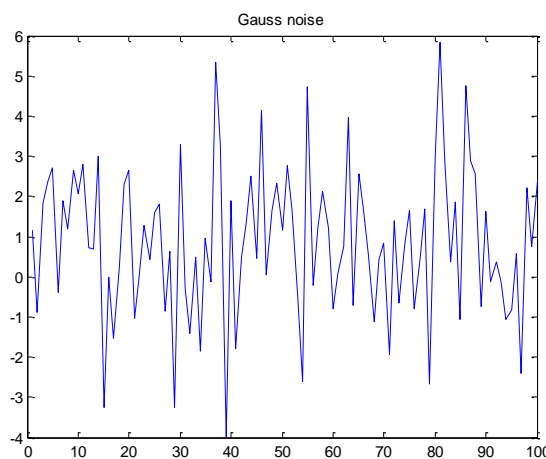
IV. ỨNG DỤNG LỌC THÍCH NGHI TRONG TRIỆT NHIỄU TÍN HIỆU NIRS

Hàm ngẫu nhiên theo phân bố Gauss được định nghĩa

$$p(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(n-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

Trong đó, μ là trị trung bình, σ là độ lệch tiêu chuẩn.

Hình 9 biểu diễn nhiễu Gauss với trị trung bình bằng 1 và độ lệch chuẩn bằng 2.



Hình 9: Nhiễu Gauss với trị trung bình bằng 1 và độ lệch chuẩn bằng 2

Vị trí giữa các xung được miêu tả theo quá trình Poisson [12], trong trường hợp này, thời gian giữa các xung được cho bởi

$$f(t) = \frac{1}{\beta} e^{-t/\beta} \quad (6)$$

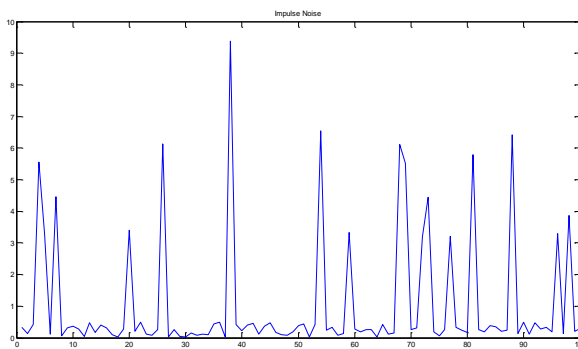
β là khoảng thời gian trung bình có xung xảy ra.

Biên độ xung được tính theo công thức:

$$x = 10^{\frac{X}{20}} \quad (7)$$

trong đó: $X = B * rand + A$, với $rand$ là số ngẫu nhiên trong đoạn $[0, 1]$, A là trị trung bình và B là độ lệch chuẩn.

Nhiều xung mô phỏng trong đề tài được trình bày trong hình 10.



Hình 10: Nhiều xung được tạo ra với $A=10, B=10$

Để đánh giá chất lượng bộ lọc, người thực hiện đề tài sử dụng sai số trung bình bình phương chuẩn hóa:

$$NMSE = 10 \log_{10} \frac{\sum_{n=1}^N (y(n) - \tilde{y}(n))^2}{\sum_{n=1}^N (y(n))^2} \quad (8)$$

trong đó, y là tín hiệu gốc và \tilde{y} là tín hiệu ước lượng được.

Bảng 1 trình bày kết quả NMSE (dB) trên các kênh đo trong các lần khác nhau dưới tác động của nhiễu Gauss.

Lần	Kênh 2	Kênh 5	Kênh 6	Kênh 9
1	-8.0695	-3.8889	-14.0025	-1.1658
2	-8.8082	-6.6583	-5.8424	-0.8994
3	-6.6703	-8.5655	-9.7608	-10.2220

4	-15.4464	-7.8795	-3.5389	-2.7317
5	-9.4139	-8.9397	-7.1369	0.4465
6	-10.6771	-0.2060	0.7833	-4.5025
7	-14.3404	-2.8477	-0.1371	-0.7811
8	-14.3279	-4.1881	-1.4978	-4.5219
9	-11.7369	-3.9902	0.2436	-2.0320
10	-9.9446	-5.0603	-6.7030	0.1317
Trung bình	-10.9435	-5.22242	-4.75925	-2.62782

Bảng 1: Giá trị NMSE trên các kênh đo dưới tác động của nhiễu Gauss

Bảng 2 trình bày kết quả NMSE trên các kênh đo trong các lần khác nhau dưới tác động của nhiễu xung. Trong các trường hợp này, nhiễu xung có $A = 8$ và $B = 8$

Lần	Kênh 2	Kênh 5	Kênh 6	Kênh 9
1	-3.4137	-0.9744	-8.2273	2.7966
2	-5.3022	-4.4033	-3.1823	3.0358
3	-3.9306	-6.4386	-5.9294	-8.4864
4	-13.4964	-4.1945	-0.9227	0.1066
5	-5.3997	-4.6729	-4.1691	3.9055
6	-7.8799	2.8014	3.9397	-1.4119
7	-13.0509	0.2393	2.5554	2.4653
8	-12.7752	-1.6561	1.3103	-1.6152
9	-7.7874	-1.2166	3.2882	0.8304
10	-7.0489	-0.0559	-3.0336	4.1462
Trung bình	-8.00849	-2.05716	-1.43708	0.57729

Bảng 2: Giá trị NMSE trên các kênh đo dưới tác động của nhiễu xung

Sai số NMSE càng nhỏ thì khả năng lọc nhiễu càng tốt. Bộ lọc thích nghi đã thiết kế cho kết quả tốt đối với việc lọc nhiễu Gauss. Trong trường hợp này, các giá trị đều bé hơn không. Trong khi đó, khi áp dụng lọc nhiễu xung, giá trị NMSE ở một số kênh trong một số trường hợp vẫn lớn hơn 0, chẳng hạn như kênh 6, trong lần thứ 6, giá trị NMSE là 3.9397 dB. Kết quả trung bình trên các kênh cho thấy, việc lọc nhiễu trên kênh 1 cho cả hai trường hợp nhiễu xung và nhiễu Gauss đạt kết quả tốt nhất. Kênh 9 cho kết quả xấu nhất, với trường hợp nhiễu xung, NMSE trên kênh này là 0.57729 dB. Các trường hợp khác trên các kênh cho kết quả tốt, ví dụ kênh 1 là - 15.4464 dB. Điều này cho thấy tín hiệu quả của bộ lọc đã xây dựng.

V. KẾT LUẬN

Bài báo đã trình bày về lọc thích nghi và ứng dụng của nó trong triết nhiễu. Cụ thể, lọc thích nghi dùng giải thuật LMS được thực thi. Người thực hiện đã xây dựng mô hình dựa trên cách thức mà nhiễu tác động. Sau đó, giải thuật lọc thích nghi được áp dụng để loại nhiễu Gauss và nhiễu xung. Nhiễu tác động vào tín hiệu trong đề tài chỉ là mô phỏng. Do đó, hướng phát triển tiếp theo của đề tài là thực hiện bố trí các đầu đo sao cho thu cả dữ liệu và nhiễu thực tế.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] S. Gupta, "Acoustic echo cancellation using conventional adaptive algorithms and modified variable step size LMS algorithm," Master, Deemed University, India.
- [2] R. Yathiraju, "Acoustic echo cancellation using conventional adaptive algorithms," *International Journal of Inventive Engineering and Sciences*, vol. 1, pp. 18-24, 2013.
- [3] T. S. M. I. Toshimasa Sato, Masaki Kameyama, Masashi Suda, Yutaka Yamagishi, Akihiko Ohshima, Toru Uehara, Masato Fukuda, Masahiko Mikuni, "Time courses of brain activation and their implications for function : A multichannel near-infrared spectroscopy study during finger tapping," *Neuroscience research*, pp. 297-304, 2007.
- [4] K. S. T. Shimokawa, T. Misawa, and K. Miyagawa, "Predictability of investment behavior from brain information measured by functional near-infrared spectroscopy: a bayesian neural network model," *Neuroscience research*, pp. 347-358, 2009.
- [5] M. N. and T. Q. D. Khoa, "Functional Near Infrared Spectroscopy for Cognition Brain Tasks by Wavelets Analysis and Neural Networks," *International journal of Biological and Life science*, pp. 28-33, 2008.
- [6] M. O., H. Tamura, and M. Choui, "NIRS Trajectories in Oxy-Deoxy Hb Plane and the Trajectory Map to Understand Brain Activities Related to Human Interface," 2007.
- [7] C. Q. Ngo, T. H. N, and T. V. Vo, "Linear Regression Algorithm for Hand Tapping Recognition Using Functional Near Infrared Spectroscopy," in *Fourth International Conference on the Development of Biomedical Engineering*, Vietnam, 2012.
- [8] H. Z, R. Sitaram, C. Guan, M. Thulasidas, Y. Hoshi, A. Ishikawa, *et al.*, "Temporal classification of multichannel near-infrared spectroscopy signals of motor imagery for developing a brain-computer interface," *NeuroImage*, vol. 34, pp. 1416-1427, 2007.
- [9] M. I., H. Ayaz, P. A. Shewokis, and B. Onaral, "Sliding-window Motion Artifact Rejection for Functional Near-Infrared Spectroscopy," in *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2010.
- [10] S. M., B. Molavi, and G. A. Dumont, "Wavelet Based Motion Artifact Removal for Functional Near Infrared Spectroscopy," in *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2010.

- [11] F. C. Robertson, T. S. Douglas, and E. M. Meintjes, "Motion Artifact Removal for Functional Near Infrared Spectroscopy: A Comparison of Methods," *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, vol. 57, pp. 1377-1387, 2010.
- [12] Torío and Sánchez, "Generating Impulsive Noise," *Antennas and Propagation Magazine*, vol. 52, no. 4, pp. 168–173, 2010.

Thông tin liên lạc

Họ tên: Ngô Quốc Cường

Đơn vị: Khoa Điện Điện tử, Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. HCM

Điện thoại: 0972 893 175

Email: cuongnq@hcmute.edu.vn

Chuyên ngành chính: xử lý tín hiệu, thị giác máy tính, điện tử y sinh