

Thuật toán PR-SVM cho nhận dạng hoạt động gõ tay sử dụng quang phổ cận hồng ngoại chức năng

- Nguyễn Thanh Hải
- Ngô Quốc Cường
- Nguyễn Việt Hùng

Trường Đại Học Sư Phạm Kỹ Thuật Tp.HCM

(Bài nhận ngày 12 tháng 12 năm 2012, hoàn chỉnh sửa chữa ngày 03 tháng 09 năm 2013)

TÓM TẮT:

Trong những thập kỷ gần đây, các nghiên cứu về giao tiếp não-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 chức năng fNIRS (functional Near InfraRed Spectroscopy). Trong bài báo này, người thực hiện xây dựng thuật toán để nhận dạng một người đang gõ tay trái hay tay phải dựa trên tín hiệu não đo được. Dữ liệu còn nhiều thu thập được từ nhiều kênh sẽ đi qua bộ tiền xử lý dùng bộ lọc Savitzky-Golay để có

được tín hiệu phẳng hơn. Một phương pháp mới lạ máy vector hỗ trợ hồi quy đa thức (PR-SVM) cho nhận dạng gõ tay được áp dụng. Cụ thể, đặc tính của tín hiệu sau lọc trong quá trình gõ tay trái và phải được trích ra thông qua hồi quy đa thức (PR). Hệ số hồi quy tương ứng với lượng tập trung oxy-hemoglobin (oxy-Hb) sẽ được dùng cho việc nhận dạng. Sau cùng, máy vector hỗ trợ (SVM) được áp dụng để huấn luyện và nhận dạng tay trái hay tay phải đang được gõ. Các kết quả thí nghiệm trên ba người với nhiều lần gõ tay đã cho thấy độ tin cậy của giải thuật đã đề xuất.

Từ khóa: thuật toán PR-SVM, tín hiệu oxy-Hb, hoạt động gõ tay và kỹ thuật phổ cận hồng ngoại.

GIỚI THIỆU

Cùng với sự phát triển của khoa học kỹ thuật nói chung, rất nhiều thành tựu đã được gặt hái trong lĩnh vực tái tạo hình ảnh và nhận dạng thần kinh trên não người. Hoạt động não được thể hiện qua kết quả của các kỹ thuật khác nhau như: fNIRS (functional Near- Infrared Spectroscopy) – máy quang phổ cận hồng ngoại chức năng, EEG (ElectroEncephaloGraphy) – điện não đồ,

fMRI (Magnetic Resonance Imaging) – chụp ảnh cộng hưởng từ chức năng. Trong đó, fNIRS đã và đang trở thành một kỹ thuật thuận lợi cho các mục đích tìm hiểu về não. Kỹ thuật không xâm nhập này sử dụng phương pháp phát các tia cận hồng ngoại vào não để đo lượng oxy-Hb, deoxy-Hb và totaloxy-Hb trong lưu thông máu não.

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 [1]. Mô hình mạng nơ-ron Bayesian dự đoán hành vi từ thông tin não đo được bởi máy fNIRS [2]. Kết quả phân tích sử dụng mô hình dự đoán với mạng perceptron 3 lớp cho thấy sự thay đổi nồng độ oxy-Hb mang thông tin để dự đoán hành vi một cách hiệu quả. Tương quan giữa huyết động với sự thích nghi hoạt động cũng được thể hiện bằng cách dùng fNIRS [3]. Các đặc tính huyết động phản ánh mức độ biểu hiện nhận thức hoạt động và trạng thái hay tinh thần của cá nhân khi thực hiện nhiệm vụ học.

Nhận dạng chức năng não thông qua phân tích wavelet tín hiệu fNIRS và mạng nơ-ron [4]. Nhận biết hoạt động não còn được thực hiện thông qua quỹ đạo nồng độ oxy [5]. 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 [6]. Oxy-Hb và deOxy-Hb còn có thể được dùng trực tiếp với giải thuật SVM để nhận dạng hoạt động gõ tay [7]. 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 [8] để xử lý dữ liệu theo từng đoạn. Nhiễu cũng

có thể được loại bỏ nhờ sử dụng biến đổi wavelet TIWT [9].

Một số nghiên cứu vừa trình bày cho thấy kỹ thuật fNIRS đã được khai thác để phản ánh hoạt động não, nhận dạng hoạt động não, và lọc nhiễu. Trong bài báo này, người thực hiện đưa ra hướng nghiên cứu là: Sử dụng dữ liệu thu được từ máy fNIRS FOIRE-3000, qua bộ lọc (Savitzky-Golay), bộ xử lý - hồi quy đa thức để trích lấy đặc trưng và giải thuật nhận dạng vector hỗ trợ - SVM, song song đó là mạng nơ-ron nhân tạo ANN để đưa ra các câu trả lời là tay phải hay tay trái đang được gõ.

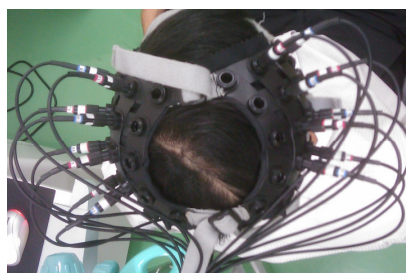
Bài báo được chia thành các phần tương ứng với các bước thực hiện thuật toán. Phần 2 là thu thập dữ liệu từ máy quang phổ cận hồng ngoại trên vùng não tương ứng. Trong Phần 3, phần này trình bày về cấu trúc bộ lọc Savitzky-Golay, áp dụng bộ lọc này lên tín hiệu não thu được. Giải thuật hồi quy theo đa thức được dùng để lấy các hệ số hồi quy như là đặc trưng thu được khi gõ tay trong Phần 4. Thuật toán PR-SVM được đề xuất trong phần 5. Phần 6 trình bày các kết luận và đưa ra một số thảo luận liên quan.

THIẾT LẬP THÍ NGHIỆM VÀ THU DỮ LIỆU

Thiết bị dùng trong nghiên cứu là FOIRE-3000 [10] (Functional Optical Imager for REsearch) của hãng SHIMADZU, Nhật Bản như trong hình 1.



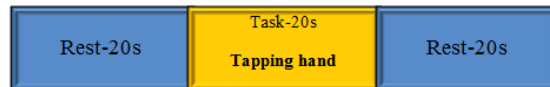
Hình 1. Máy FOIRE 3000



Hình 2. Bố trí các đầu đo trên 2 bán cầu não

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 thay đổi oxy-Hb khảo sát trên 20 kênh ở cả hai bán cầu não dùng kỹ thuật fNIRS như trong hình 2. 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 điều khiển vận động. Ba chủ thể (nam) đều khỏe mạnh, tuổi trung bình ($23 \pm 1,5$), thuận tay phải,

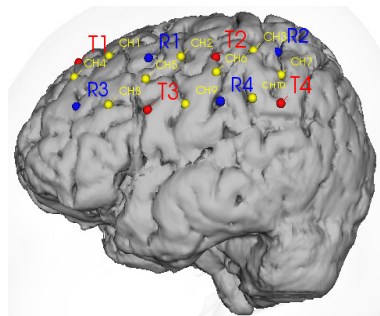
đã được mời tham gia vào thực hiện thí nghiệm này. Tất cả được giải thích và điều hiểu rất rõ những công việc nghiên cứu này. Trong nghiên cứu này, chúng tôi xây dựng một giao thức cho thí nghiệm là khi gõ tay trái hoặc phải được thực hiện bao gồm 20 giây nghỉ (Rest), 20 giây gõ tay (Task), 20 giây nghỉ (Rest). Điều này có nghĩa là chủ thể ngồi ở trạng thái nghỉ ngơi trong 20 giây, tiếp đến là gõ tay khoảng 10 lần trong 20 giây, và sau đó tiếp tục nghỉ 20 giây như trong hình 3.



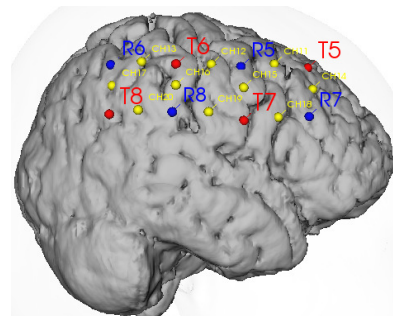
Hình 3. Giao thức thực hiện thí nghiệm gõ tay

Dữ liệu được thu về từ 20 kênh. Trong đó, 10 kênh trên não trái và 10 kênh trên não phải ở vùng điều khiển vận động. Hình 4, 5 trình bày việc bố trí các đầu đo và vị trí kênh có được, trong đó vị trí các đầu đo gồm đầu phát (đỏ), đầu thu (xanh) và kênh đo (vàng). Tuy nhiên, người

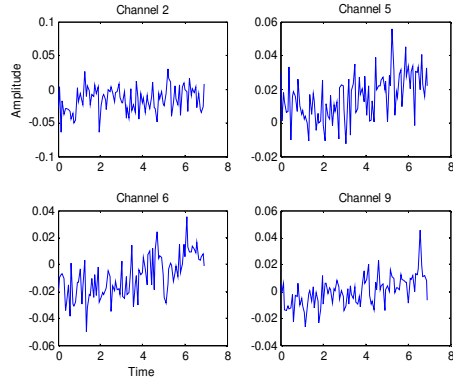
thực hiện chỉ chọn lấy 4 kênh ở mỗi bán cầu não, các kênh này tập trung tại vùng vận động hơn và cho dữ liệu tin cậy. Cụ thể hơn, các kênh 2, 5, 6, 9 ở não trái và 12, 15, 16, 19 ở não phải được chọn. Tín hiệu thu được từ các kênh khi thực hiện gõ tay được trình bày trong hình 6, 7.



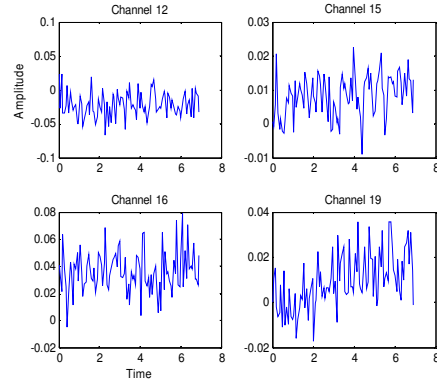
Hình 4. Khu vực điều khiển vận động của não trái



Hình 5. Khu vực điều khiển vận động của não phải



Hình 6. Tín hiệu Oxy-Hb thu về trên các kênh 2, 5, 6, 9 – bán cầu não trái



Hình 7. Tín hiệu Oxy-Hb thu về trên các kênh 12, 15, 16, 19 – bán cầu não phải

BỘ LỌC SAVITZKY-GOLAY

Dữ liệu thu được từ các kênh còn bị ảnh hưởng của nhiễu (artifacts) do sự lưu thông máu hay sự thay đổi vị trí đầu đo do có sự dịch chuyển trong quá trình đo [8, 9]. Do đó, ta cần loại bỏ nhiễu để việc phân tích được chính xác hơn.

Bộ lọc Savitzky-Golay [11] đáp ứng xung hữu hạn hay còn gọi là bộ làm phẳng theo đa thức (smoothing filter), hoặc bộ lọc bình phương tối thiểu là dạng tổng quát của lọc trung bình FIR. Ta có thể tính được một đa thức có bậc d bất kỳ để thực hiện làm phẳng dữ liệu có chiều dài N trong s – tín hiệu NIRS thô, với điều kiện $N \geq d+1$. Nó được thay thế bởi một vector có M điểm ở hai phía s_0 , $N = 2M + 1$

$$\mathbf{s} = [s_{-M}, \dots, s_{-1}, s_0, s_1, \dots, s_M]^T \quad (1)$$

N mẫu của s sau đó được thay bởi đa thức có bậc d như sau

$$\hat{s}_m = c_0 + c_1 m + \dots + c_d m^d, -M \leq m \leq M \quad (2)$$

Trong trường hợp này, có $d+1$ vector cơ sở $\mathbf{p}_i$ (kích thước $2M+1$), $i=0, 1, \dots, d$, với

$$p_i(m) = m^i, \quad -M \leq m \leq M \quad (3)$$

Suy ra

$$\mathbf{P} = [\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_d] \quad (4)$$

Viết dưới dạng vector

$$\hat{\mathbf{s}} = \sum_{i=0}^d c_i \mathbf{p}_i = [\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_d] \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \vdots \end{bmatrix} = \mathbf{P} \mathbf{c} \quad (5)$$

Các bước tiếp theo thiết kế bộ lọc có thể tóm tắt như sau

$$\mathbf{F} = \mathbf{P}^T \mathbf{P}$$

$$\mathbf{G} = \mathbf{P} \mathbf{F}^{-1}$$

$$\mathbf{B} = \mathbf{P} \mathbf{G}^T = \mathbf{G} \mathbf{P}^T = \mathbf{P} \mathbf{F}^{-1} \mathbf{P}^T$$

$$= [\mathbf{b}_{-M}, \dots, \mathbf{b}_0, \dots, \mathbf{b}_M] \quad (6)$$

Giá trị làm phẳng trung tâm $y_0 = \hat{s}_0$ được tính

$$y_0 = \mathbf{b}_0^T \mathbf{s} = \sum_{m=-M}^M b_0(m) s_m \quad (7)$$

Vector $\mathbf{s}$ có thể dịch đi n mẫu $\mathbf{s} \rightarrow [s_{n-M}, \dots, s_{n-1}, s_n, s_{n+1}, \dots, s_{n+M}]^T$

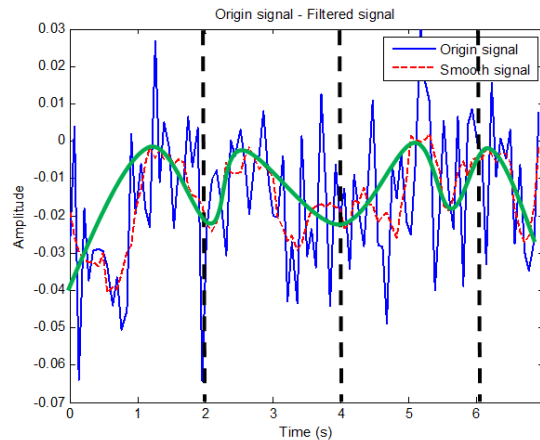
Kết quả của bộ lọc Savitzky-Golay chiều dài N , bậc d làm phẳng chuỗi s – tín hiệu NIRS thô bị nhiễu, có dạng trong trạng thái ổn định như sau

$$y(n) = \sum_{m=-M}^M b_0(m) s(n+m) \quad (8)$$

Áp dụng bộ lọc Savitzky- Golay với tín hiệu NIRS từ các thí nghiệm đã thực hiện. Cấu trúc bộ lọc được chọn có cửa sổ lọc 11, bậc đa thức bằng 3. Việc chọn kích thước cửa sổ cũng như bậc của đa thức làm phẳng phải được tính toán cẩn thận. Nếu kích thước lọc nhỏ thì có thể không loại được nhiễu nhiễu. Nhưng kích thước cửa sổ quá lớn thì có thể làm mất các thành phần thông tin cần thiết.

Như đã nói về đặc tính tín hiệu NIRS là đo sự thay đổi nồng độ hay mức tập trung oxy-Hb. Khi

có một hoạt động hay kích thích thì độ tập trung oxy-Hb tăng lên, ngưng hoạt động hay kích thích thì nồng độ này giảm xuống. Điều này được nhận thấy một cách tương đối rằng tín hiệu sau lọc (đường nét đứt đỏ) có sự tăng lên và giảm xuống trong khoảng 2 giây (hình 8). Tuy nhiên, trong thực tế khi hoạt động hay kích thích bị tắt đi thì tín hiệu không về trạng thái ban đầu ngay trong thời gian tắt mà phải mất một khoảng thời gian. Thời gian hồi phục này tùy theo kích thích đối với não.



Hình 8. Phân tích tín hiệu sau lọc. Các đường nét đứt màu đen thể hiện sự phân chia vùng tín hiệu theo thời gian khi thực hiện một lần gõ tay. Trong khi đó đường màu lục là sự thể hiện tương ứng việc tăng và giảm oxy-Hb trên lý thuyết

TRÍCH ĐẶC TRƯNG DÙNG HỒI QUY ĐA THỨC

Tín hiệu fNIRS sau khi thu được từ các kênh, được đem đi lọc để loại bỏ bớt nhiễu. Công việc tiếp theo cần làm đó là tìm đặc trưng của các kênh tương ứng với gõ tay phải hay gõ tay trái. Điều này có thể thực hiện được bằng cách tìm mối liên hệ giữa biên độ và thời gian tín hiệu của các kênh đã có.

Phân tích hồi quy là một kỹ thuật thống kê rất hữu dụng trong việc tìm ra mối liên hệ này. Có nhiều loại hồi quy: hồi quy tuyến tính một biến, hồi quy tuyến tính nhiều biến, hồi quy đa thức.

Trong đề tài này, người thực hiện sử dụng phương pháp hồi quy theo đa thức [12] để tìm mối liên hệ giữa biên độ tín hiệu sau lọc y và thời gian x . Kết quả của phép hồi quy là hệ số của các đa thức. Ứng với mỗi kênh, ta được một vector hệ số và tập hợp các vector hệ số này cho ta các đặc trưng tương ứng khi gõ tay.

Giả sử ta có k biến hồi quy và n lần quan sát, $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, y_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$ trong hồi quy tuyến tính nhiều biến. Điều này tương đương với $(x_i, x_i^2, \dots, x_i^k, y_i)$ trong hồi quy đa thức.

Mô hình hồi quy đa thức là

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \dots + \beta_k x_i^k + \varepsilon_i \quad (9)$$

ở đây $i = 1, 2, \dots, n$

Viết lại theo dạng kết hợp tuyến tính, phương trình 9 trở thành:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^k \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots & x_2^k \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \dots & x_n^k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad (10)$$

Trình bày theo dạng ma trận

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (11)$$

trong đó,

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^k \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots & x_2^k \\ 1 & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \dots & x_n^k \end{bmatrix};$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}; \quad \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

và

Ta cần tìm vector ước lượng bình phương tối thiểu $\boldsymbol{\beta}$ sao cho tối thiểu

$$L = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \boldsymbol{\varepsilon}'\boldsymbol{\varepsilon} = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \quad (12)$$

ước lượng $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ là nghiệm của phương trình

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} = 0 \quad (13)$$

tức là

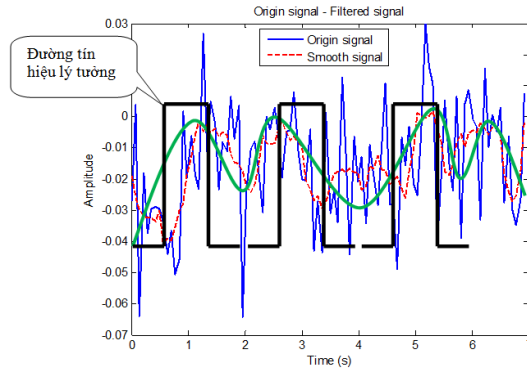
$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}'\mathbf{y} \quad (14)$$

nếu giá trị đảo của $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ tồn tại thì

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{y} \quad (15)$$

Tín hiệu NIRS thu về sau khi qua lọc được mang đi hồi quy đa thức để tìm các đặc trưng của các kênh tương ứng khi gõ tay thông qua các hệ số hồi quy tìm được. Việc tăng bậc của đa thức hồi quy giúp cho đường cong hồi quy bám sát theo tín hiệu ban đầu hơn, đồng nghĩa với việc sai số giảm đi. Nhưng đi kèm với việc này là số hệ số có được cũng tăng lên. Như đã nói, khi có kích thích thì nồng độ oxy-Hb tăng lên. Trong trường hợp đang ví dụ ở đây là việc gõ tay, ta mong muốn trong một lần gõ tay, khi giờ căng tay lên thì nồng độ oxy-Hb tăng lên và khi hạ căng tay xuống thì nồng độ oxy này cũng giảm theo. Ta cũng nên chú ý rằng, việc tăng giảm và thời gian tăng giảm ở các kênh và trong các lần gõ tay trái hay phải thì cũng có sự khác biệt nhau, và khi hạ căng tay thì nồng độ oxy cũng không thể giảm ngay lập tức.

Mong muốn sau khi hồi quy là đường cong có được sẽ mang đặc điểm hiện có của tín hiệu mà còn phải mang đặc trưng của việc tăng giảm oxy-Hb tương ứng khi gõ tay. Do đó ta thấy rằng, khi bậc của đa thức hồi quy cao, đường cong hồi quy bám sát tín hiệu nhưng lại làm mất đi nhiều đặc trưng gõ tay trên tín hiệu sau lọc mà trong đó có thể còn các thành phần nhiễu. Vì vậy, việc hồi quy không phải chỉ thực hiện để có được sự thể hiện đường cong hồi quy sao cho gần nhất với đường cong tín hiệu ban đầu mà còn phải rút ra được khuynh hướng chung của oxy-Hb.



Hình 9. Đường tín hiệu lý tưởng của oxy-Hb khi có kích thích.

Trong thực tế, oxy-Hb sẽ không tăng giảm một cách lý tưởng như đường đen đậm trong hình 9, mà oxy-Hb sẽ giảm dần. Do đó, việc oxy-Hb đi từ điểm thấp nhất lên điểm cao nhất (giảm - tăng) trong một thời gian ngắn không phải là khuynh hướng chung của cả tín hiệu đo được, mà đó là artifacts khi gõ tay liên tục trong 7 giây- xét trong thí nghiệm đang xây dựng này.

Giải thuật hồi quy áp dụng lên tín hiệu NIRS được xây dựng theo đa thức bậc 5, và như vậy có 6 hệ số như phương trình (16):

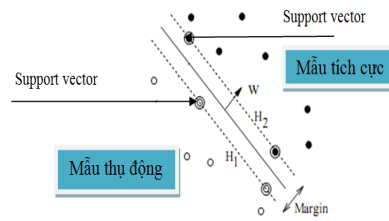
$$\hat{y} = \sum_{m=0}^5 h_m x^m \quad (16)$$

trong đó x từ 0 – 7 giây với độ phân giải là 0.07 giây, h_m là các hệ số hồi quy, $\hat{y}$ là giá trị ước lượng được từ y – biên độ tín hiệu NIRS sau khi lọc.

Phương trình (16) được áp dụng cho tín hiệu hồi quy của các kênh 2, 5, 6, 9 (bán cầu não trái) và 12, 15, 16, 19 (bán cầu não phải).

THUẬT TOÁN PR-SVM

SVM tuyến tính [13] thực hiện phân chia hai tập dữ liệu theo siêu phẳng tuyến tính. Giả sử ta



Hình 10. Các siêu phẳng H_1 và H_2 phân chia các mẫu tích cực và thụ động thành 2 lớp khác nhau

có tập huấn luyện $\{x_i, y_i\}$, $i=1, \dots, l$, $y_i \in \{-1, 1\}$, $x_i \in R^d$.

Ta muốn phân chia các mẫu tích cực ra khỏi các mẫu thụ động như trong hình 10. Các mẫu tích cực nằm trong vùng có $y = 1$ hay vùng H_2 , và các mẫu thụ động nằm trong vùng $y = -1$ tương ứng vùng H_1 .

Các điểm x_i nằm trên siêu phẳng thỏa mãn $w \cdot x + b = 0$. Và $|b|/\|w\|$ là khoảng cách từ siêu phẳng đến gốc tọa độ, trong đó $\|w\|$ là độ lớn của w . Đặt d_+ (d_-) là khoảng cách ngắn nhất từ siêu phẳng đến mẫu tích cực (thụ động) gần nhất.

Lề của siêu phẳng là $d_+ + d_-$. Trong trường hợp tuyến tính này, vector hỗ trợ tìm các siêu phẳng phân cách với lề (margin) lớn nhất. Giả sử tất cả dữ liệu huấn luyện thỏa điều kiện:

$$x_i \cdot w + b \geq +1, \text{ với } y_i = +1 \quad (17a)$$

$$x_i \cdot w + b \leq -1, \text{ với } y_i = -1 \quad (17b)$$

Kết hợp (14) và (15)

$$y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0 \quad (18)$$

Khi dấu bằng trong (14) xảy ra, ta có các điểm nằm trên siêu phẳng $H_1: x_i \cdot w + b = 1$ và khoảng cách đến gốc tọa độ là $|1-b|/\|w\|$. Tương tự, các điểm nằm trên siêu phẳng

$H_2 : \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b = -1$ có khoảng cách đến gốc tọa độ là $|-1-b|/\|\mathbf{w}\|$. Vì thế, $d_+ = d_- = 1/\|\mathbf{w}\|$ và độ lớn lẻ là $2/\|\mathbf{w}\|$. Như vậy, ta có thể tìm cặp siêu phẳng sao cho độ lớn lẻ là lớn nhất theo (18).

Vấn đề ở đây là tìm $\mathbf{w}$ và b . công việc tối ưu này được thực hiện bằng cách chuyển (18) sang vấn đề tương ứng với tiên đề Lagrange

$$L_p(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad (19)$$

trong đó, $\alpha_i \geq 0$ là các nhân tử Lagrange.

Lấy đạo hàm L_p theo $\mathbf{w}$ và b , và đặt kết quả bằng 0, ta có

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_p(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\partial \mathbf{w}} &= \mathbf{w} - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i \mathbf{x}_i = 0 \\ \frac{\partial L_p(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\partial b} &= \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \end{aligned} \quad (20)$$

Cuối cùng ta được

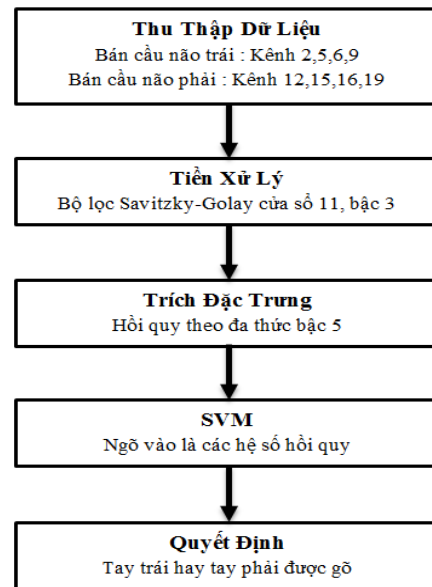
$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i \mathbf{x}_i \quad (21)$$

$$0 = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i \quad (22)$$

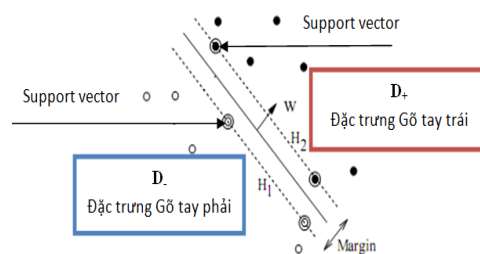
Mỗi mẫu huấn luyện $\mathbf{x}_i$ tương ứng với một hệ số Lagrange α_i . Sau khi huấn luyện các mẫu có $\alpha_i \geq 0$ được gọi là vector hỗ trợ và nằm trên một trong hai siêu phẳng đã nói.

Để tối ưu thời gian, bộ nhớ trong việc tìm các nhân tử Lagrange, cũng như các trọng số $\mathbf{w}$ và support vector, có nhiều giải thuật đã được đề ra: Chunking, Osuna, SMO. Giải thuật tối ưu cực tiểu tuần tự - SMO (Sequential Minimal Optimisation) [14, 15] dựa trên ý tưởng của phương pháp phân giải và tối ưu tập cực tiểu chỉ có hai phân tử trong mỗi vòng lặp.

Trên cơ sở dữ liệu thu được từ các kênh đo trên vỏ não, ta cần nhận dạng khi đó một người đang gõ tay trái hay gõ tay phải. Đầu tiên, dữ liệu thu về được đưa qua bộ làm phẳng Savitzky-Golay để loại bớt nhiễu cũng như artifacts. Sau đó, đặc trưng của oxy-Hb sẽ được tìm ra bằng giải thuật hồi quy thông qua các hệ số tìm được. Cuối cùng, với các hệ số này, ta đưa vào hệ phân loại SVM để nhận dạng là tay trái hay tay phải đang được gõ. Quá trình này được trình bày trong sơ đồ hình 11 sau đây:



Hình 11. Sơ đồ khối thuật toán nhận dạng PR-SVM



Hình 12. Phân loại đặc trưng gõ tay dựa vào các siêu phẳng trong giải thuật SVM

Trong mỗi lần thực hiện gõ tay, cách kênh sẽ được lọc và sau đó là hồi quy theo đa thức bậc 5. Như vậy với 8 kênh (2, 5, 6, 9 và 12, 15, 16, 19), mỗi kênh theo đa thức bậc 5 có 6 hệ số, ta được

48 hệ số hồi quy trong một lần gõ tay. Việc sắp xếp các hệ số này để làm ngõ vào hệ phân loại được trình bày trong bảng 1.

Bảng 1. Sắp xếp các hệ số hồi quy từ các kênh (2, 5, 6, 9 và 12, 15, 16, 19) trong một lần gõ tay

<i>Hệ số hồi quy não trái</i>				<i>Hệ số hồi quy não phải</i>			
Ch-2	Ch-5	Ch-6	Ch-9	Ch-12	Ch-15	Ch-16	Ch-19
$h_{21}...h_{26}$	$h_{51}...h_{56}$	$h_{61}...h_{66}$	$h_{91}...h_{96}$	$h_{121}...h_{126}$	$h_{151}...h_{156}$	$h_{161}...h_{166}$	$h_{191}...h_{196}$

Các hệ số hồi quy trong mỗi lần gõ tay được đem đi huấn luyện dùng phương pháp SVM, trong đó, siêu phẳng là hàm tuyến tính và chia các mẫu huấn luyện thành hai miền. Miền D_+ chứa các hệ số khi gõ tay trái và có nhãn $y = +1$. Trong khi đó miền D_- chứa các hệ số khi gõ tay phải và có nhãn $y = -1$. Điều này được thể hiện trong hình 12.

Mỗi chủ thể tham gia 4 thí nghiệm, mỗi thí nghiệm thực hiện vào các ngày khác nhau. Trong mỗi thí nghiệm, chủ thể thực hiện 10 lần gõ tay phải và 10 lần gõ tay trái. Như vậy mỗi chủ thể thực hiện 80 lần gõ tay, trong đó 40 lần gõ tay trái, 40 lần gõ tay phải, và ta có 80 mẫu trên một chủ thể. Chia các mẫu dữ liệu thành 4 tập tương ứng với 4 thí nghiệm. Trong đó mỗi tập gồm 10

mẫu gõ trái và 10 mẫu gõ phải. Ta thực hiện huấn luyện và kiểm tra chéo trong mỗi tập.

Gọi v_r là vector hệ số có được trong một lần gõ tay phải và v_l là vector hệ số trong một lần gõ tay trái. Trong một thí nghiệm, xét tập S_r bao gồm 10 vector từ v_{r1} đến v_{r10} chứa các vector đặc trưng gõ tay phải, và S_l bao gồm các vector từ v_{l1} đến v_{l10} chứa các vector đặc trưng gõ tay trái. Để nhận dạng một lần gõ tay trái, ta dùng 9 vector trong S_l kết hợp với S_r mang đi huấn luyện và vector còn lại trong S_l dùng làm mẫu thử. Tương tự cho một lần gõ tay phải, dùng S_l và 9 vector trong S_r mang đi huấn luyện, vector còn lại trong S_r dùng làm mẫu thử. Bảng 2 trình bày giải thuật cho việc kiểm tra chéo của hoạt động gõ tay này.

Bảng 2. Giải thuật kiểm tra chéo- nhận dạng gõ tay phải và trái

<u>Tay phải</u> $S_r = \{v_{ri}\}, S_l = \{v_{li}\}, i = 1, 2, \dots, 10$ $j=1$; Trong khi $j \leq 10$ $d_{test} = v_{rj}, S_{train} = S_r \setminus \{d_{test}\}$ $D_{train} = S_l \cup S_{train}$ Huấn luyện dữ liệu tìm w, b, α Kiểm tra d_{test} $j=j+1$ Kết thúc	<u>Tay trái</u> $S_r = \{v_{ri}\}, S_l = \{v_{li}\}, i = 1, 2, \dots, 10$ $j=1$; Trong khi $j \leq 10$ $d_{test} = v_{lj}, S_{train} = S_l \setminus \{d_{test}\}$ $D_{train} = S_r \cup S_{train}$ Huấn luyện dữ liệu tìm w, b, α Kiểm tra d_{test} $j=j+1$ Kết thúc
--	--

Bảng 3. Kết quả trên 3 chủ thể với thuật toán PR- SVM

Thí nghiệm	Tay gõ	Độ chính xác trên chủ thể 1 (%)	Độ chính xác trên chủ thể 2 (%)	Độ chính xác trên chủ thể 3 (%)
1	Phải	70	80	80
	Trái	80	80	70
2	Phải	90	80	80
	Trái	100	70	90
3	Phải	90	60	90
	Trái	80	70	100
4	Phải	70	80	80
	Trái	70	70	70
Trung bình	Phải	80	75.0	82.5
	Trái	82.5	72.5	82.5

Trong bảng 3, xét khi chủ thể thứ nhất thực hiện gõ tay và cho kết quả trong thí nghiệm 1 khi gõ tay phải là 70%, độ chính xác khi gõ tay trái là 80%. Điều này có nghĩa là trong 10 mẫu đặc trưng gõ tay trái và 10 mẫu đặc trưng gõ tay phải tham gia kiểm tra chéo thì thuật toán đã xây dựng nhận dạng đúng 7 mẫu gõ tay phải, 8 mẫu gõ tay trái. Đồng thời cũng trên chủ thể thứ nhất này, lần được kết quả tốt nhất là khi gõ tay trái với độ chính xác 100%. Độ chính xác trung bình khi nhận dạng gõ tay trái là 82.5% và tay phải là 80%. Kết quả này cũng nói lên được độ tin cậy của thuật toán đã xây dựng. Trong khi đó, với người thứ hai, độ chính xác trung bình nhận được chỉ là 75% và 72.5% trong khi nhận dạng cho hai trường hợp gõ tay phải và gõ tay trái. Đối với người thứ ba, độ chính xác cao nhất nhận được là 100% trong nhận dạng gõ tay trái. Cuối cùng, độ chính xác trung bình của tất cả những người tham gia và số lần làm thí nghiệm là 80%.

KẾT LUẬN VÀ THẢO LUẬN

Trong bài báo này, tín hiệu não gốc thu được trong các lần gõ tay được lọc bởi bộ lọc hay nói cách khác là bộ làm phẳng Savitzky-Golay để cho ra tín hiệu “phẳng” hơn. Hơn nữa, tín hiệu sau lọc này được phân tích sử dụng thuật toán hồi

quy theo đa thức trên các kênh tương ứng. Những hệ số của đa thức chính là những đặc trưng và chúng khác nhau khi gõ tay phải và gõ tay trái. Với hình ảnh phân tích các kênh sau hồi quy ta có thể nhận thấy sự khác nhau này. Tuy nhiên, việc nhận dạng cần được thực hiện để thu được kết quả chính xác hơn thông qua thuật toán nhận dạng PR-SVM. Như vậy, thông qua phân tích hồi quy để lấy đặc trưng trong các lần gõ tay. Việc gõ tay trái và tay phải đã được nhận dạng dùng SVM và có độ chính xác thể hiện độ tin cậy. Đồng thời, với các nhận định trong quá trình lọc, đặc điểm các kênh sau khi hồi quy cũng là những thông tin có giá trị góp phần trong các chẩn đoán hay khôi phục chức năng.

Thí nghiệm đã thực hiện trên 3 chủ thể với các độ tuổi khác nhau. Giải thuật đề xuất trong đề tài nhận được kết quả trung bình trên 70%. Trong đó, có nhiều nguyên nhân làm cho kết quả không đạt được hiệu suất cao hơn. Trong đó, vấn đề quan trọng nhất đó là trạng thái tinh thần, sức khỏe và mức độ tập trung của chủ thể tham gia thí nghiệm trong các lần khác nhau. Một lần nữa ta thấy rằng sự phức tạp của cơ thể người mà đặc biệt là hệ thống thần kinh trung ương nói chung và não nói riêng. Việc thu được độ chính xác

không cao này có thể do các nguyên nhân khác nhau nữa là có thể xuất phát từ thể chất, sự tập trung tinh thần khi tham gia thí nghiệm. Những điều này xuất phát phần lớn từ yếu tố chủ quan của chủ thể khi thí nghiệm gây ra.

Độ chính xác thu được trên mỗi người là khác nhau trong đề tài này, và kết quả nhận được cũng tương đối tốt hơn so với các kết quả đã công bố trước đó [6, 7, 17]. Với công đoạn thu dữ liệu, lấy đặc trưng và đem đi nhận dạng đã cho ta nhiều nhận định rõ hơn về hoạt động não. Điều này có thể giúp các nhà chuyên môn trong việc chẩn đoán mức tập trung, lượng oxy trong não, lưu lượng máu và phân biệt được chức năng vận động. Tất cả các điều này hoàn toàn không đơn

giản nếu không có những thiết bị và các thuật toán áp dụng.

Thêm nữa, tác giả đã kiến nghị một thuật toán mới là (PR-SVM) trong bài báo này và bước đầu mang lại những kết quả rất khả quan cho những nghiên cứu tiếp theo. Chính sự phức tạp của tín hiệu não người, thuật toán hồi quy đa thức đã cho phép chúng ta tìm ra đặc tính của mỗi hoạt động thông qua những thay đổi của sự tập trung oxy-Hb trong máu não. Dựa vào những đặc trưng này, để nhận dạng mỗi hoạt động, thuật toán SVM cho phép chúng ta nhận biết được khi nào gõ tay trái và khi nào gõ tay phải. Phương pháp nhận dạng SVM ở đây được chọn bởi nó khá phù hợp và cho độ tin cậy tốt hơn so với những phương pháp khác tại thời điểm này.

PR-SVM algorithm for recognition of human hand tapping using functional near infrared spectroscopy

- **Nguyen Thanh Hai**
- **Ngo Quoc Cuong**
- **Nguyen Viet Hung**

University of Technical Education HoChiminh city

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). In this paper, a study of

recognition algorithm will be described for recognizing whether one taps his/her left hand or right hand. Data with noises and artifacts collected from a multi-channel system will be pre-processed using a Savitzky- Golay filter for getting more smoothly fNIRS data. Characteristics of the filtered signals during left and right hand

tapping process will be extracted using a Polynomial Regression (PR)-Support Vector Machine (SVM) algorithm. Coefficients of the polynomial determined by the PR algorithm, which correspond to Oxygen-Hemoglobin (Oxy- Hb) concentration changes, will be applied for the recognition of hand tapping.

Keywords: PR-SVM algorithm, oxy-Hb signal, tapping hand and fNIRS technique.

Then the SVM will be employed to validate the obtained coefficient data for the hand tapping recognition. Experimental results have been done many trials on 3 subjects to illustrate the effectiveness of the proposed method.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. M. I. Toshimasa Sato, Tomohiro Suto, 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.
- [2]. K. S. T. Shimokawa, T. Misawa, 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.
- [3]. C. H. Rodolphe J. Gentili, Hasan Ayaz, Patricia A. Shewokis and José L. Contreras-Vidal, Hemodynamic Correlates of Visuomotor Motor Adaptation by Functional Near Infrared Spectroscopy, presented at the 32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS, 2010.
- [4]. M. N. Truong Quang Dang 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.
- [5]. M. O. Hiroshi Tamura, Masami Chou, NIRS Trajectories in Oxy-Deoxy Hb Plane and the Trajectory Map to Understand Brain Activities Related to Human Interface, presented at the Human Interface, 2007.
- [6]. Cuong Q. Ngo, T. H. N, T. V. Vo, "Linear Regression Algorithm for Hand Tapping Recognition Using Functional Near Infrared Spectroscopy," presented at the Fourth International Conference on the Development of Biomedical Engineering, VietNam, 2012.
- [7]. H. Z. Ranganatha Sitaram, Cuntai Guan, Manoj Thulasidas, Yoko Hoshi, Akihiro Ishikawa, Koji Shimizu, Niels Birbaumer, Temporal classification of multichannel near-infrared spectroscopy signals of motor imagery for developing a brain-computer interface, *NeuroImage* 34, pp. 1416-1427, 2007.
- [8]. M. I. Hasan Ayaz, Patricia A. Shewokis, and Banu Onaral, Fellow, Sliding-window Motion Artifact Rejection for Functional Near-Infrared Spectroscopy, presented at the 32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS, 2010.
- [9]. S. M. Behnam Molavi, Guy A. Dumont, Fellow, Wavelet Based Motion Artifact Removal for Functional Near Infrared Spectroscopy, presented at the 32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS, 2010.

- [10]. Shimadzu, Introduction to FOIRE-3000, 2010.
- [11]. S. J. Orfanidis, Signal Processing Applications, in *Introduction to signal processing*, ed: Pearson Education Inc, 2010, pp. 427- 453.
- [12]. G. C. R. Douglas C. Montgomery, Applied Statistics and Probability for Engineers in *Applied Statistics and Probability for Engineers*, ed: John Wiley & Sons Inc, 2003, pp. 411-418.
- [13]. N. C. a. J. Shawe-Taylor, Support Vector Machines, in *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*, ed: Cambridge University Press, 2000, pp. 93-112.
- [14]. N. C. a. J. Shawe-Taylor, Implementation Techniques, in *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*, ed: Cambridge University Press, 2000, pp. 138-142.
- [15]. J. C. Platt, Sequential Minimal Optimization:A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines, *Microsoft Research*, Volume Technical Report MSR-TR-98-14, 1998.
- [16]. D. Graupe, The Perceptron, Back propagation, in *PRINCIPLES OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS*, 2 ed, 2007, pp. 17-59.
- [17]. Cuong Q. Ngo, T. H. N, Toi Van Vo, Recognition Algorithm For Developing a Brain- Computer Interface Using Functional Near-Infrared Spectroscopy, in *International Conference on Green Technology & Sustainable Development 2012*, Vietnam, 2012.