

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/324941404>

# Cải tiến phương pháp phân tích thành phần độc lập trong tách và loại bỏ nhiễu cho tín hiệu điện tâm đồ ECG

Conference Paper · September 2014

CITATIONS

0

READS

222

4 authors, including:



**Hung Ngoc Nguyen**  
University of Ulsan

19 PUBLICATIONS 16 CITATIONS

SEE PROFILE

# Cải tiến phương pháp phân tích thành phần độc lập trong tách và loại bỏ nhiễu cho tín hiệu điện tâm đồ ECG

Nguyễn Ngọc Hùng, Hồ Anh Vũ, Dương Văn Tuấn, Bùi Trọng Tú  
Khoa Điện Tử - Viễn Thông, Đại Học Khoa Học Tự Nhiên TP.HCM  
Email: nnhung@fetel.hcmus.edu.vn

**Tóm tắt**— Ngày nay ứng dụng phân tích thành phần độc lập ICA (Independent component analysis) sử dụng rất phổ biến, đặc biệt là trong xử lý tín hiệu y sinh đòi hỏi độ chính xác lẫn tốc độ xử lý cao. Bởi tín hiệu y sinh thực tế có biên độ thấp, dễ ảnh hưởng bởi nhiễu mà không thể áp dụng các phương pháp lọc truyền thống thông thường. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất sử dụng phương pháp FastICA với thuật toán cải tiến số vòng lặp được phát triển từ phương pháp lặp Newton's cổ điển. Với mục tiêu như trên, tác giả tiến hành mô phỏng thực nghiệm tách và loại bỏ nhiễu cho tín hiệu điện tâm đồ ECG (Electrocardiography) trong nhiều trường hợp khác nhau. Kết quả đạt được là các tín hiệu ECG được khôi phục hoàn toàn. Thuật toán được đánh giá rất tốt thông qua sai số bình phương trung bình MSE (Mean Squared Error) và hệ số đánh giá (E).

**Từ khóa**—ICA, FASTICA, BSS, ECG.

## I. GIỚI THIỆU

Tín hiệu điện tâm đồ ECG là một trong những tín hiệu y sinh đã được nghiên cứu rộng rãi và sử dụng cho việc chẩn đoán bệnh. ECG đã và đang rất được quan tâm đến bởi các thiết bị lẫn quá trình đo còn gặp rất nhiều vấn đề, tín hiệu ECG thu được rất dễ bị ảnh hưởng bởi nhiễu loại nhiễu khác nhau cũng như chồng lấn trong quá trình đo và thu thập dữ liệu. Nhiễu ở đây có thể kể đến: nhiễu cơ do ảnh hưởng cử động của người bệnh, nhiễu do nguồn điện, do môi trường, do sai số trong tính toán, nhiễu từ các thiết bị điện tử trong quá trình thu nhận dữ liệu.

Bài báo này được trình bày như sau: cơ sở lý thuyết thuật toán ICA được trình bày chi tiết trong phần II. Phần III trình bày thuật toán FastICA và mô hình ứng dụng trong thực tế, qua đó đề xuất cải tiến thuật toán FastICA qua phương pháp lặp Newton's cổ điển trong phần IV. Phần V trình bày kết quả mô phỏng thực nghiệm và thảo luận. Cuối cùng là kết luận và đánh giá kết quả.

## II. PHƯƠNG PHÁP ICA

**Định nghĩa ICA:** Để định nghĩa ICA, chúng ta có thể sử dụng mô hình các biến ngẫu nhiên độc lập. Chúng ta quan sát được  $n$  biến ngẫu nhiên  $x_1, \dots, x_n$ , là tổ hợp tuyến tính của  $n$  biến ngẫu nhiên  $s_1, \dots, s_n$  dưới dạng:

$$x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Trong đó  $a_{ij}$  ( $i, j = 1, \dots, n$ ) là các hệ số thực. Theo

định nghĩa, các  $s_i$  là độc lập thống kê với nhau. Như vậy, mô hình cơ bản của ICA chính là giải quyết bài toán  $x = As$  cùng với các điều kiện ràng buộc sau:

- Các nguồn tín hiệu gốc ban đầu độc lập thống kê với nhau.
- Ma trận trộn  $A$  là ma trận vuông (số tín hiệu nguồn  $s$  và tín hiệu trộn  $x$  bằng nhau) khả nghịch.
- Tôi đa chỉ có một nguồn tín hiệu gốc có phân bố Gauss.

Phương pháp ICA giải bài toán  $x = As$  bằng phương pháp thống kê thông qua việc ước lượng vector  $y = Wx$  (đặt  $W = A^{-1}$ ). Sử dụng tính phi Gauss để đo tính độc lập hỗ tương. Thuật toán được đề xuất gồm 3 bước chính:

- Qui tâm (Centering).
- Trắng hóa (Whitening).
- Xấp xỉ negentropy.

### A. Qui tâm

$$x = \sum_{i=1}^m a_i s_i + n \quad (2)$$

Vector  $x$  được gọi là đã qui tâm khi có trị trung bình bằng không. Bởi tín hiệu thực tế thu được luôn có thành phần  $n$  được xem là thành phần nhiễu, đa số là nhiễu trắng có phân bố Gauss, vì thế qui tâm được xem là một

cách loại bỏ nhiễu trắng cũng như giúp bài toán trở nên đơn giản hơn.

$$x_{new} = x - E\{x\} \quad (3)$$

Tín hiệu  $x_{new}$  thu được đã qui tâm,  $E\{x\}$  là trị trung bình của vector dữ liệu  $x$ .

### B. Trắng hóa

Trắng hóa một vector  $x$  dựa trên tính phi tương quan hay ma trận hiệp phương sai của bản thân  $x$  bằng ma trận đơn vị dựa trên vector  $x$  đã được qui tâm (có trị trung bình bằng không).

Trắng hóa là phép biến đổi ma trận lai trộn  $A$  trở nên trực giao dựa trên thực hiện phép nhân ma trận  $V$  với vector dữ liệu  $x$ .

$$z = Vx \quad (4)$$

Với  $V$  là ma trận làm trắng được tính thông qua triển khai trị riêng EVD (Eigenvalue Decomposition) của ma trận hiệp phương sai.

$$E\{xx^T\} = EDE^T \quad (5)$$

Trong đó  $E$  là ma trận trực giao của vector trị riêng của  $E\{xx^T\} = EDE^T$ ,  $D$  là ma trận đường chéo của các trị riêng,  $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$ . Lúc này, làm trắng hóa có thể được thực hiện bằng ma trận làm trắng. Như vậy  $\tilde{A} = VA$  cũng trực giao, trắng hóa được xem là nửa của phương pháp ICA dựa trên xấp xỉ ma trận  $W$  trên không gian trực giao.

### C. Xấp xỉ negentropy

Negentropy  $J$  được định nghĩa như sau:

$$J(y) = H(y_{gauss}) - H(y) \quad (6)$$

Trong đó  $y_{gauss}$  là một biến ngẫu nhiên Gauss của cùng một ma trận tương quan như  $y$ . Do những tính chất đề cập bên trên, negentropy luôn không âm, và nó chỉ bằng không nếu và chỉ nếu  $y$  có phân bố Gauss.

Ước lượng negentropy rất khó, thực tế negentropy được xấp xỉ dựa trên các hàm đối tượng  $G_i$ .

$$J(y) = \sum_{i=1}^p [E\{G_i(y)\} - E\{G_i(v)\}]^2 \quad (7)$$

Các hàm  $G_i$  được chọn tăng không quá nhanh, sau đây là một số hàm đã được chứng minh rất hữu hiệu:

$$G_1 = \frac{1}{a_1} \log \cosh(a_1 u) \quad (8)$$

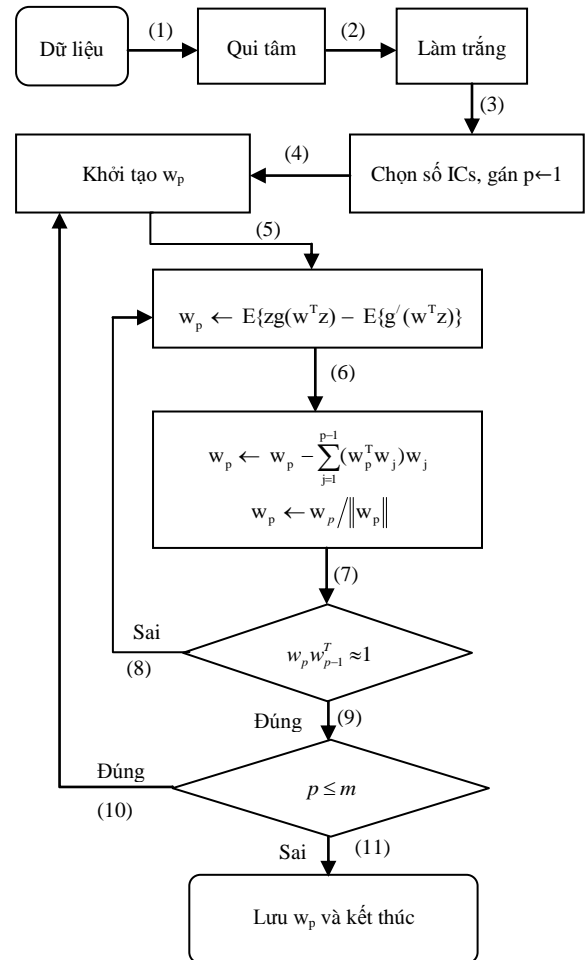
$$G_2 = -\exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) \quad (9)$$

$$G_3 = \frac{y^4}{4} \quad (10)$$

## III. THUẬT TOÁN FASTICA

Thuật toán FastICA dựa trên phép lặp một điểm cố định (fix-point) cho tốc độ hội tụ nhanh hơn so với ICA truyền thống, dựa trên phương pháp Newton's cổ điển. Với hai phương pháp trực giao tuần tự (Deflationary orthonormalization viết tắt là Deflation) và trực giao đối xứng (Symmetrical orthonormalization viết tắt là Symmetric) việc giải bài toán trở nên nhanh chóng.

### A. Trực giao tuần tự



Hình 1. Lưu đồ thuật toán FastICA sử dụng trực giao tuần tự

Một cách trực giao đơn giản chính là thực hiện từng vector theo phương pháp Gram-Schmidt [1, 2]. Có nghĩa là ước lượng lần lượt từng thành phần độc lập. Giả sử đã ước lượng được  $p$  thành phần độc lập, hoặc  $p$  vector  $w_1, \dots, w_p$  thực hiện giải thuật tìm một thành phần cho  $w_{p+1}$ . Tuy nhiên sau mỗi bước lặp cần trừ một lượng  $(w_{p+1}^T w_j)w_j, j = 1, \dots, p$  và chuẩn hóa cho  $w_{p+1}$  với  $g$  là đạo hàm của  $G_i$ . Cụ thể các bước làm như lưu đồ thuật toán hình 1 (lưu ý: ICs là số thành phần độc lập).

#### B. Trực giao đối xứng

Phương pháp trực giao tuần tự có hạn chế là sai số ước lượng vector đầu và tích lũy ở các vector kế tiếp, chính vì vậy phương pháp trực giao đối xứng dường như hữu hiệu hơn. Phương pháp này xem tất cả các vector tương đương nhau, không ưu tiên cho một thành phần nào, có nghĩa là vector  $w_i$  không ước lượng riêng biệt một đối một, mà chúng được ước lượng một lần song song.

Điểm khác biệt chính của phương pháp này với phương pháp tuần tự trong hình 1 là ở bước 4 và 6.

- Bước 4: Khởi tạo ma trận  $W = [w_1, w_2, \dots, w_i]^T$  (ngẫu nhiên) chuẩn đơn vị, trực giao hóa theo bước 6.
- Bước 6: Thực hiện trực giao  $W = (WW^T)^{-1/2}W$ .

#### IV. THUẬT TOÁN FASTICA CẢI TIẾN

Nhắc lại: Phương pháp Newton's cổ điển có tốc độ hội tụ chỉ là bậc hai. Bắt đầu từ dự đoán  $x_0$ , sử dụng phương trình tiếp tuyến tại  $x_0$  để xấp xỉ các giá trị  $x_1, \dots, x_n$  (11).

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)} \quad (11)$$

Thuật toán FastICA yêu cầu tốc độ hội tụ nhanh hơn để đảm bảo yêu cầu đặt ra, vì thế trong bài báo này chúng tôi đề xuất sử dụng phương pháp Newton's cải tiến có tốc độ hội tụ bậc tám của tác giả Li (2011), được phát triển từ phương pháp Newton's có tốc độ bậc sáu của tác giả Weerakoon và Fernando [4]. Cụ thể như sau:

$$x_{n+1} = z_n - \frac{f(z_n)}{f'(z_n)} \frac{f'(x_n) + f'(y_n)}{3f'(y_n) - f'(x_n)} \quad (12)$$

$$y_n = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}, \quad z_n = x_n - \frac{2f(x_n)}{[f'(x_n) + f'(y_n)]} \quad (13)$$

Phương pháp Newton's cải tiến (16) với tốc độ hội tụ bậc tám [5]:

$$u_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n) + f\left(x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}\right)}{f'(x_n)} \quad (14)$$

$$v_{n+1} = u_{n+1} - \frac{f(u_{n+1})}{f'\left(x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}\right)} \quad (15)$$

$$x_{n+1} = v_{n+1} - \frac{f(v_{n+1})}{f'(v_{n+1})} \quad (16)$$

Phương pháp FastICA sử dụng các hàm xấp xỉ negentropy  $G_i$  dựa trên phương pháp Newton's. Ước lượng vector  $w$  theo phương pháp Newton's cổ điển (17), và phương pháp Newton's cải tiến (18), trong đó  $\beta = E\{w_0^T x g(w^T x)\}$ .

$$w \leftarrow w - \frac{[E\{zg(w^T z)\} - \beta w]}{[E\{g'(w^T z)\} - \beta]} \quad (17)$$

$$w \leftarrow w - \frac{[E\{zg(w_v^T z)\} - \beta w_v]}{[E\{g'(w_v^T z)\} - \beta]} \quad (18)$$

Hay:

$$w \leftarrow E\{zg(w_v^T z)\} - E\{g'(w_u^T z)\}w_v \quad (19)$$

Trong đó:

$$w_v \leftarrow E\{zg(w_u^T z)\} - E\{g'(w_y^T z)\}w_u \quad (20)$$

$$w_u \leftarrow E\{zg(w^T z)\} - E\{g(w_y^T z)\} - E\{g(w^T z)\}w + \beta w_y \quad (21)$$

$$w_y \leftarrow E\{zg(w^T z)\} - E\{g'(w^T z)\}w \quad (22)$$

Thuật toán FastICA sử dụng phương pháp Newton's cải tiến được tóm gọn qua các bước sau:

- Bước 1: Gán  $p \leftarrow 1$ , khởi tạo vector  $w_0$  (ngẫu nhiên) ban đầu với chuẩn đơn vị, gán  $\beta = E\{w_0^T x g(w^T x)\}$ .
- Bước 2: Gán  $w \leftarrow E\{zg(w_v^T z)\} - E\{g'(w_u^T z)\}w_v$ .
- Bước 3: Chuẩn hóa vector  $w_{p+1} \leftarrow w_{p+1} / \|w_{p+1}\|$ .

- Bước 4: Nếu thuật toán không hội tụ, gán  $\beta = E\{w_{p+1}^T z g(w_{p+1}^T z)\}$  và  $p \leftarrow p+1$ , quay lại bước 2.

## V. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG VÀ ĐÁNH GIÁ

### A. Đánh giá

Để đảm bảo điều kiện của thuật toán ICA, chúng tôi tiến hành mô phỏng đối với tín hiệu ECG, giả lập trộn lại trộn A để tiện cho việc đánh giá chất lượng phân tách cũng như loại bỏ nhiễu thông qua giá trị MSE và hệ số đánh giá E [4].

#### 1) Hệ số đánh giá

Chất lượng của thuật toán qua sai số giữa hai ma trận lai và giải lai trộn với  $P = WA$  được đánh giá dựa trên hệ số đánh giá E (23).

$$E = \sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^n \frac{|p_{ij}|}{\max_i \|p_{ij}\|} - 1 \right) + \sum_{j=1}^n \left( \sum_{i=1}^n \frac{|p_{ji}|}{\max_j \|p_{ji}\|} - 1 \right) \quad (23)$$

Kết quả đánh giá chất lượng của phương pháp FastICA trong phân tách tín hiệu dựa trên bảng tham khảo 1. Kết quả phân tách đạt rất tốt khi  $E = 0$ , tuy nhiên thực tế E tiến đến không.

BẢNG 1. BẢNG THAM KHẢO HỆ SỐ ĐÁNH GIÁ

Đánh giá	Rất tốt	Tốt	Trung bình	Kém
E	0	$0.2247 \leq$	1.3773	$\geq 3.5344$

#### 2) Mean Squared Error

Ngoài đánh giá chất lượng của thuật toán qua hệ số đánh giá chúng tôi sử dụng thêm sai số bình phương trung bình (25) nhằm kiểm tra sai số cho thuật toán cũng như để đảm bảo đặc trưng của tín hiệu.

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_{ij} - s_{ij})^2 \quad (25)$$

Một trong những điểm không xác định của ICA chính là không xác định được vị trí của các thành phần độc lập, chính vì vậy không thể dùng MSE thông thường, phải cần “minimum” tập hợp các  $h_i$  tìm được:

$$h_i = \min \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_{ij} - s_{ij})^2 \right) \quad (26)$$

$$MSE_{new} = (h_1, h_2, \dots, h_n)^T \quad (27)$$

Trong đó: n là số thành phần độc lập, m là số mẫu.

### B. Kết quả mô phỏng

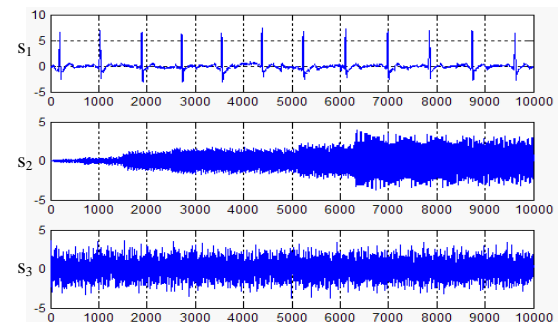
1) *Thực nghiệm 1:* Chúng tôi sử dụng tín hiệu ECG thực tế [8] với số mẫu  $m = 10000$ , và tín hiệu ECG thường có tần số thấp (50 – 60 Hz). Cùng với nhiễu AC, chúng tôi mô phỏng thêm nhiễu cơ (có tần số từ 25 đến 35 Hz) có tỷ số Tín hiệu /Tạp âm SNR = 5dB.

BẢNG 2. KẾT QUẢ PHƯƠNG PHÁP TRỰC GIAO TUẦN TỰ

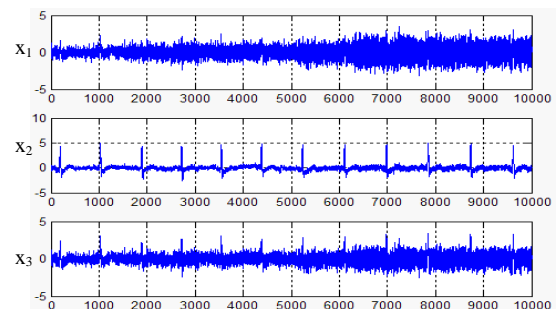
FastICA	ICs	Lần lặp	MSE	E
Cơ bản	1	4	$2.4116 \times 10^{-5}$	$6.5945 \times 10^{-2}$
	2	2	$7.3921 \times 10^{-5}$	
	3	6	$1.0258 \times 10^{-4}$	
Cải tiến	1	3	$2.4415 \times 10^{-5}$	$4.3333 \times 10^{-2}$
	2	2	$5.4808 \times 10^{-4}$	
	3	1	$5.8138 \times 10^{-4}$	

BẢNG 3. KẾT QUẢ PHƯƠNG PHÁP TRỰC GIAO ĐỐI XỨNG

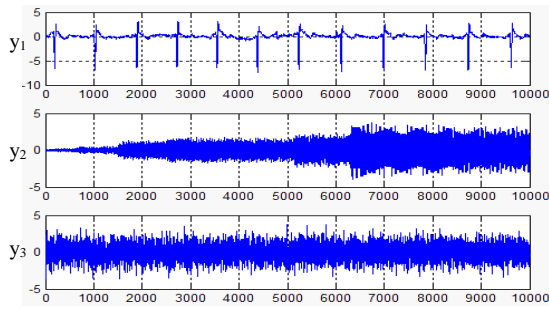
FastICA	ICs	Lần lặp	MSE	E
Cơ bản	1	4	$2.4159 \times 10^{-5}$	$4.4352 \times 10^{-2}$
	2	3	$8.1306 \times 10^{-5}$	
	3	2	$1.1007 \times 10^{-4}$	
Cải tiến	1	2	$2.4508 \times 10^{-5}$	$2.2160 \times 10^{-2}$
	2	2	$5.5062 \times 10^{-4}$	
	3	1	$5.8406 \times 10^{-4}$	



Hình 2. Tín hiệu nguồn trước khi trộn



Hình 3. Tín hiệu trộn thu được



Hình 4. Tín hiệu thu được sau khi tách dùng FastICA

#### Nhận xét:

Thực nghiệm 1: Kết quả phân tách tín hiệu ECG có nhiễu AC và nhiễu Gauss 5dB được thể hiện trong hình 4. Kết quả được đánh giá rất tốt thông qua giá trị MSE và hệ số đánh giá E. Kết quả từ hai phương pháp trực giao ở bảng 2 và 3 cho thấy phương pháp trực giao đối xứng có số lần lặp nhanh hơn (chẳng hạn khi xét ICs = 3, phương pháp FastICA sử dụng trực giao tuần tự đối với Newton's cổ điển cho kết quả số lần lặp là 6 còn đối với trực giao đối xứng cho kết quả là 2), hay thời gian tính toán nhanh hơn trong khi đó kết quả hầu như không thay đổi. Tương tự thuật toán FastICA sử dụng phương pháp Newton's cải tiến cho tốc độ hội tụ nhanh hơn, mặc dù có nhiều bước tính toán hơn. Khi thay đổi tỷ số SNR đối với nhiễu cơ (có tỷ số SNR từ -20 đến 25dB) từ 5dB lên 10dB, 15dB điển hình chúng tôi mô phỏng trường hợp nhiễu cơ có SNR = 20dB ở bảng 4 và 5.

BẢNG 4. KẾT QUẢ PHƯƠNG PHÁP TRỰC GIAO TUẦN TỰ ĐỐI VỚI NHIỄU CƠ SNR = 20dB

FastICA	ICs	Lần lặp	MSE	E
Cơ bản	1	6	$5.1501 \times 10^{-4}$	$9.1077 \times 10^{-2}$
	2	2	$2.5852 \times 10^{-4}$	
	3	6	$1.0651 \times 10^{-3}$	
Cải tiến	1	3	$9.9060 \times 10^{-4}$	$9.0907 \times 10^{-2}$
	2	2	$6.4397 \times 10^{-4}$	
	3	1	$1.2647 \times 10^{-3}$	

BẢNG 5. KẾT QUẢ PHƯƠNG PHÁP TRỰC GIAO ĐỐI XỨNG ĐỐI VỚI NHIỄU CƠ SNR = 20dB

FastICA	ICs	Lần lặp	MSE	E
Cơ bản	1	4	$2.0097 \times 10^{-5}$	$4.2830 \times 10^{-2}$
	2	3	$4.2265 \times 10^{-4}$	
	3	2	$1.0999 \times 10^{-3}$	
Cải tiến	1	2	$2.0115 \times 10^{-5}$	$2.2116 \times 10^{-2}$
	2	2	$5.5503 \times 10^{-4}$	
	3	1	$1.2536 \times 10^{-3}$	

Phương pháp ICA dựa trên nguyên tắc phân tích sự độc lập thông kê hay nói cách khác là đo tính phi Gauss

của tín hiệu để phân tích các thành phần độc lập đã tách và loại bỏ nhiễu hầu như hoàn toàn kể cả khi tỷ số SNR thấp.

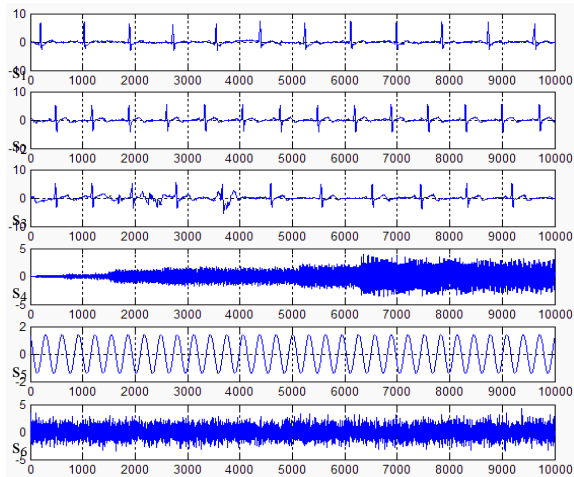
2) *Thực nghiệm 2:* Tùy vào từng cử động (chẳng hạn cử động của mắt trái, mắt phải, ngón tay, hay bàn tay, bàn chân) mà kết quả đo tín hiệu ECG khác nhau, trường hợp này chúng tôi sử dụng tín hiệu ECG thực tế khi tiến hành đo trên một người đối với các cử động khác nhau. Trường hợp này chúng tôi sử dụng tín hiệu ECG đo được trong ba lần, đồng thời mô phỏng tín hiệu có nhiễu AC, nhiễu cơ và nhiễu bất kỳ (chẳng hạn nhiễu có dạng hình sin, hình răng cưa, hình tam giác, hình vuông) để chứng minh tính khả thi của thuật toán dựa trên việc đo tính phi Gauss hay sự độc lập thống kê của từng tín hiệu qua xấp xỉ negentropy với các hàm ước lượng  $G_i$ . Các tín hiệu mô phỏng tách được thể hiện trong hình 7.

BẢNG 6. KẾT QUẢ PHƯƠNG PHÁP TRỰC GIAO TUẦN TỰ

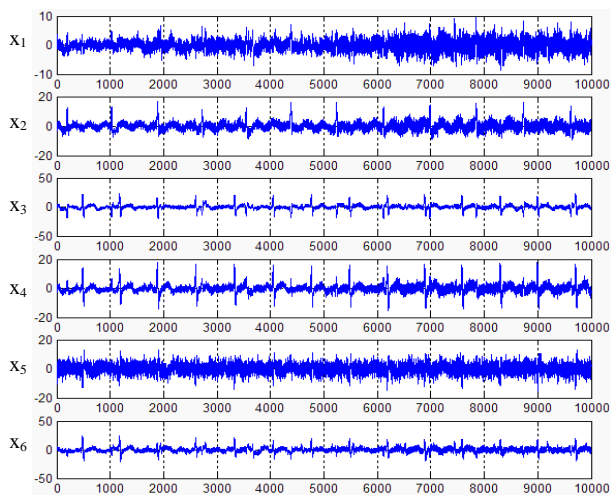
FastICA	ICs	Lần lặp	MSE	E
Cơ bản	1	3	$6.5611 \times 10^{-3}$	$1.4319 \times 10^{-3}$
	2	3	$1.3898 \times 10^{-2}$	
	3	4	$4.7287 \times 10^{-3}$	
	4	6	$7.7317 \times 10^{-4}$	
	5	5	$1.0130 \times 10^{-2}$	
	6	8	$1.6335 \times 10^{-3}$	
Cải tiến	1	3	$8.7930 \times 10^{-3}$	$2.3384 \times 10^{-3}$
	2	2	$9.9149 \times 10^{-3}$	
	3	3	$3.1204 \times 10^{-3}$	
	4	4	$5.7479 \times 10^{-4}$	
	5	2	$9.8716 \times 10^{-3}$	
	6	1	$2.0404 \times 10^{-3}$	

BẢNG 7. KẾT QUẢ PHƯƠNG PHÁP TRỰC GIAO ĐỐI XỨNG

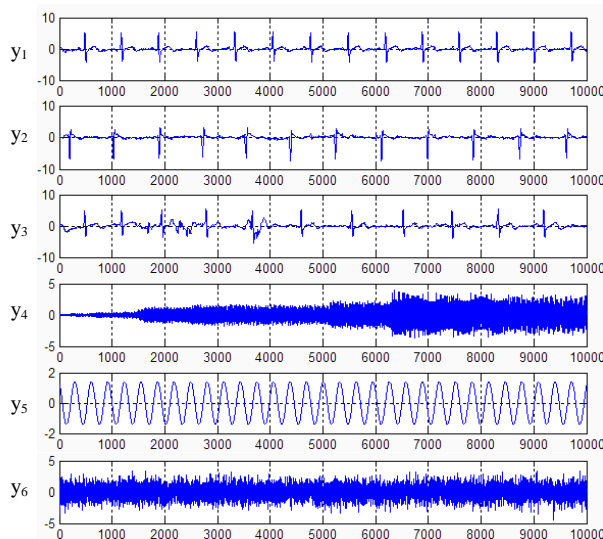
FastICA	ICs	Lần lặp	MSE	E
Cơ bản	1	6	$8.2131 \times 10^{-5}$	$9.5417 \times 10^{-3}$
	2	4	$1.0177 \times 10^{-3}$	
	3	3	$9.9190 \times 10^{-3}$	
	4	4	$1.0942 \times 10^{-2}$	
	5	3	$4.2473 \times 10^{-4}$	
	6	2	$1.7100 \times 10^{-3}$	
Cải tiến	1	3	$7.1094 \times 10^{-5}$	$7.5602 \times 10^{-3}$
	2	2	$9.9101 \times 10^{-4}$	
	3	3	$1.3601 \times 10^{-2}$	
	4	4	$6.2811 \times 10^{-4}$	
	5	2	$6.8388 \times 10^{-3}$	
	6	1	$2.0679 \times 10^{-3}$	



Hình 5. Tín hiệu nguồn trước khi trộn



Hình 6. Tín hiệu trộn thu được



Hình 7. Tín hiệu thu được sau khi tách dùng FastICA

#### Nhận xét:

Thực nghiệm 2: Kết quả phân tách tín hiệu ECG có nhiễu đạt kết quả tốt được thể hiện thông qua các giá trị MSE và hệ số đánh giá E ở bảng 6 và 7. Kết quả cho thấy rằng thuật toán FastICA sử dụng phương pháp trực giao đối xứng vẫn hiệu quả hơn trực giao tuần tự trong hầu hết các trường hợp. Tuy nhiên tính toán trong phương pháp này phức tạp và tốn nhiều thời gian hơn.

#### VI. KẾT LUẬN

Trong bài báo, chúng tôi đã đưa ra phương pháp sử dụng thuật toán FastICA để tách hỗn hợp cũng như loại bỏ nhiễu trong tín hiệu điện tâm đồ. Và đã đề xuất sử dụng phương pháp cải tiến số vòng lặp Newton's để giảm thời gian cũng như độ phức tạp trong quá trình tính toán. Với các ưu điểm của FastICA việc tách loại bỏ nhiễu Gauss đạt được kết quả tốt ngay cả khi tỷ số Tín hiệu/Tạp âm rất thấp. Ở hai trường hợp mô phỏng trên chúng tôi đã được đưa ra để minh họa cho tính hiệu quả của phương pháp đề xuất. Hướng phát triển tiếp theo, chúng tôi sẽ nghiên cứu thêm về mức độ phức tạp của thuật toán, cũng như khả năng thực thi thuật toán FastICA trên phần cứng FPGA. Sau đó giải quyết bài toán ICA tối ưu trên phần cứng để tăng khả năng ứng dụng trong thực tiễn.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Ricky Der, "Blind Signal Separation", Department of Electrical & Computer Engineering, McGill University, 2001.
- [2] S. Weerakoon and T. G. I. Fernando, "A variant of Newton's method with accelerated 3<sup>rd</sup> order convergence", Applied Mathematics Letter2, Vol. 13, Issue 8, pp. 87-93, 2000.
- [3] Feng Zhao and Min Cai, "An Improved Method for the FastICA Algorithm", IEEE International Conference on Multimedia Technology (ICMT), pp. 1-4, 2010.
- [4] K. J. Kim, S. Zhang, and S. W. Nam, "Improved FastICA algorithm using a sixth-order Newton's method", IEICE Electronics Express, Vol 6, No.13, pp.904-909, 2009.
- [5] Tahir Ahmad, Norma Alias, Mahdi Ghanbari and Mohammad Askaripour, "Improved Fast ICA Algorithm Using Eighth-Order Newton's Method", Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology, pp. 1794-1798, 2013.
- [6] S. Amari, A. Cichoki, and H. H. Yang, "A new learning algorithm for Blind Signal Separation", Advances In Neural Information Processing Systems, MIT Press, Cambridge MA, pp. 757-763, 1996.
- [7] Mrinal Phegade, P. Mukherji, "ICA Based ECG Signal Denoising", The International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), pp. 1675 – 1680, 2013.
- [8] Chan ADC, Hamdy MM, Badre A, Bader V, "Wavelet Distance Measure for Person Identification using Electrocardiograms", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 57, no. 2, pp. 248-253, 2008.