

# Ứng dụng wavelet loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở trong tín hiệu ECG nhằm nâng cao chất lượng nhận dạng tín hiệu ECG

## *Application wavelet removing the influence of Respiration to improve ECG signal quality ECG signal recognition*

**Trần Hoài Linh**  
Trường ĐHBK Hà Nội  
[linh.tranhoai@hust.edu.vn](mailto:linh.tranhoai@hust.edu.vn)

**Nguyễn Đức Thảo**  
Trường Đại học Sao Đỏ  
[ducthao.edu@gmail.com](mailto:ducthao.edu@gmail.com)

**Đinh Văn Nhung**  
Trường Đại học Sao Đỏ  
[nhuongdv2000@gmail.com](mailto:nhuongdv2000@gmail.com)

### Tóm tắt

Bài báo này trình bày một giải pháp ứng dụng wavelet loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở gây ra trong tín hiệu ECG nhằm nâng cao chất lượng nhận dạng tín hiệu ECG. Giải pháp thực hiện bao gồm hai bước: 1. loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở trong tín hiệu ECG bằng wavelet Coiflet bậc 4, 2. sử dụng mạng nơ-ron TSK nhận dạng tín hiệu ECG. Các thử nghiệm được thực hiện trên tín hiệu ECG được lấy từ bộ cơ sở dữ liệu MGH/MF để kiểm chứng hiệu quả của giải pháp được đề xuất.

**Từ khóa:** Tín hiệu điện tim đồ (*Tín hiệu ECG*), mạng TSK, phép biến đổi wavelet, wavelet coiflet bậc 4.

Abstract:

This paper presents a solutions application wavelet removing the effects of breathing in ECG signal to improve the accuracy in the recognition the ECG signals. Solutions implementation consists of two steps: 1. removing the effects of breathing in the ECG signal by wavelet Coiflet level 4, 2. using neural TSK network recognition ECG signal. The test was performed on the ECG signal is taken from the MGH/MF database to verify the effectiveness of the proposed solution.

**Keywords:** Electrocardiograph signal (*ECG signal*), TSK network, wavelet transform, wavelet coiflet 4.

### 1. Phần mở đầu

Bài toán nhận dạng tín hiệu ECG có nhu cầu thực tiễn cao vẫn đang được tiếp tục quan tâm, đầu tư nghiên cứu hiện nay do đây là một vấn đề khó, yêu cầu độ chính xác và độ tin cậy ngày càng cao hơn. Một trong những nguyên nhân gây khó khăn cho nhận dạng tín hiệu ECG là sự ảnh hưởng bởi quá trình chuyển động của các hoạt động hô hấp gây ra. Đã có nhiều nghiên cứu đề xuất loại bỏ ảnh hưởng nhịp thở trong tín hiệu ECG [2,3,4,5,6]. Tuy nhiên các phương pháp này đã làm ảnh hưởng đến đặc tính và hình dạng của tín hiệu ECG ảnh hưởng đến kết quả nhận dạng tín hiệu ECG.

Bài báo này đề xuất một giải pháp sử dụng wavelet phù hợp loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở gây ra trong tín hiệu ECG làm ảnh hưởng nhỏ đến đặc tính của tín hiệu ECG để nâng cao độ tin cậy và độ chính xác kết

quả nhận dạng tín hiệu ECG hỗ trợ cho các bác sĩ trong công tác chẩn đoán, xác định bệnh, điều trị và theo dõi diễn biến của bệnh tim mạch. Việc sử dụng wavelet để loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở trong tín hiệu ECG vì wavelet là công cụ được sử dụng phổ biến để loại bỏ các loại nhiễu nói chung trong tín hiệu. Đặc biệt, với các tín hiệu ECG thì các họ wavelet có hình dạng khá tương đồng nên khả năng loại bỏ nhiễu càng được cải thiện.

Để kiểm chứng hiệu quả của giải pháp đề xuất, trong bài báo sử dụng các mẫu tín hiệu ECG chuẩn được lấy từ cơ sở dữ liệu MGH/MF[12]. Các mẫu tín hiệu ECG trước và sau khi loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở được phân tích, trích chọn đặc tính bằng hàm khai triển Hermite và sử dụng mạng nơ-ron logic mờ TSK (*Takaga - Sugeno - Kang*) nhận dạng tín hiệu ECG.

### 2. Phân tích tín hiệu sử dụng wavelet

Một họ wavelet được định nghĩa từ một hàm cơ sở được gọi là hàm cơ dẫn  $\phi(x)$  [8,9] với các tính chất sau:

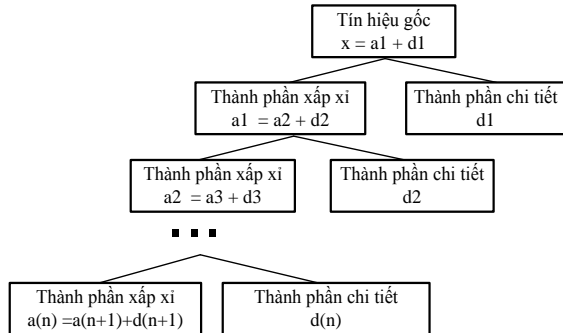
- $\phi(x)$  là hàm thực giao
- $\phi(x)$  có thể được định nghĩa theo kiểu đệ quy phụ thuộc  $\phi(2x)$
- $$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_{n=0}^N h_n \phi(2x - n)$$

Khi đó các hệ số  $h_n$  sẽ tạo thành một bộ lọc thông thấp LD (*Low pass filter for Decomposition*) tương ứng với họ wavelet của hàm cơ dẫn ban đầu. Từ các hệ số này, có thể định nghĩa được hàm sóng mẹ hay còn gọi là hàm “sinh” của họ wavelet đang xét:

$$\begin{aligned} \psi(x) &= \sqrt{2} \sum_{k=0}^N (-1)^k h_{N-k} \phi(2x - k) \\ &= \sqrt{2} \sum_{k=0}^N g_k \phi(2x - k) \end{aligned} \quad (1)$$

Trong đó các hệ số  $g_k = (-1)^k h_{N-k}$  sẽ tương ứng với một bộ lọc thông cao HD (*High pass filter for Decomposition*). Vì vậy khi sử dụng một họ wavelet để phân tích một tín hiệu thành các thành phần “xấp xỉ” ( $a_j - approximations$ ) và thành phần “chi tiết”

( $d_j$  - details) như **H. 1**. Các thành phần xấp xỉ là thành phần tần số thấp của tín hiệu được tạo ra từ một bộ lọc thông thấp, các thành phần chi tiết là thành phần tần số cao của tín hiệu được tạo ra từ một bộ lọc thông cao.



**H. 1** Phân tích tín hiệu thành các thành phần “xấp xỉ” và “chi tiết”

### 3. Mạng Nơ-ron logic mờ TSK

Mô hình mạng TSK [10] có cấu trúc như **H. 2** và có thể được xem như một hàm xấp xỉ  $y(x)$  :

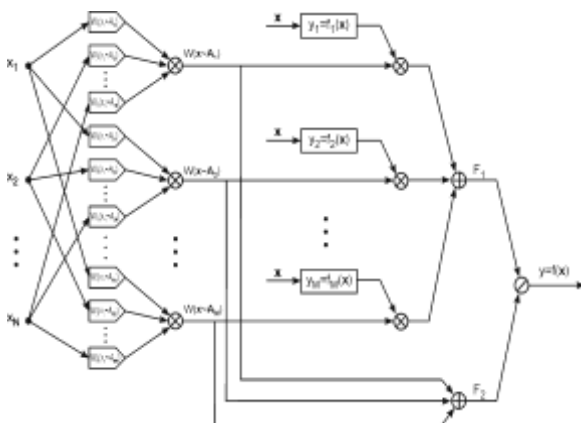
$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^K W(x \approx A_i) \cdot f_i(x)}{\sum_{i=1}^K W(x \approx A_i)} \quad (2)$$

trong đó  $W(x \approx A_i)$  là kích thích của quy tắc suy luận thứ  $i$  và là hàm Gauss mở rộng [10].

$$W(x \approx A_i) = \prod_{j=1}^N W_j(x_j \approx A_{ij}) \quad (3)$$

$f_i()$  là hàm truyền đạt tuyến tính TSK, được tính theo biểu thức (7):

$$f_i(x) = \left[ p_{i0} + \sum_{k=1}^N p_{ik} \cdot x_k \right] \quad (4)$$



**H. 2** Cấu trúc của mạng TSK

Các thông số ban đầu của các quy tắc suy luận (các giá trị thành viên  $W(x \approx A_i)$ ) và các thông số  $p_{ij}$  của các hàm tuyến tính TSK được huấn luyện bằng cách

sử dụng một thuật toán lai lập của 2 thông số: học tuyến tính và học phi tuyến [1].

## 4. Phân tích và trích chọn đặc tính

### 2.1. Trích chọn đặc tính bằng hàm Hermite

Phân tích và trích chọn đặc tính là bước quan trọng trong bài toán nhận dạng, việc lựa chọn các hàm phân tích phù hợp với đặc tính của tín hiệu sẽ cải thiện được chất lượng nhận dạng. Đối với bài toán nhận dạng tín hiệu ECG sử dụng mô hình nhận dạng TSK đã có nhiều công trình đề xuất sử dụng hàm phân tích tín hiệu ECG bằng hàm Hermite ECG [1] vì hàm phân tích tín hiệu Hermite có hình dạng khá tương đồng với tín hiệu ECG.

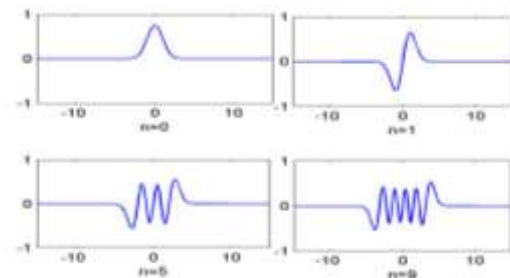
Hàm Hermite được định nghĩa theo công thức sau:

$$\psi_n(t) = \left( \sqrt{\pi} \cdot 2^n \cdot n! \right)^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{t^2}{2}} H_n(t) \quad (5)$$

với  $H_n(t)$  là đa thức Hermite được định nghĩa ở dạng đệ quy:

$$H_{n+1}(t) = 2t \cdot H_n(t) - 2n \cdot H_{n-1}(t) \quad (6)$$

cho  $n \geq 1$ , với  $H_0(t) = 1; H_1(t) = 2t$ .



**H. 3** Hàm Hermite với các bậc khác nhau

Phức bộ QRS của tín hiệu ECG được biểu thị bởi đường cong  $s(t)$  có thể biểu thị bằng các điểm theo thời gian  $t_0, t_1, \dots$  được phân tích thành chuỗi các đoạn tín hiệu của hàm Hermite theo biểu thức sau:

$$s(t_i) \approx \sum_{n=0}^{N-1} c_n \cdot \psi_n(t_i) \quad (7)$$

ở đây  $c_n$  là các hệ số phân tích,  $\psi_n(t_i)$  - là hàm Hermite cơ sở bậc  $n$  [1].

Trên **H. 4** biểu diễn phức bộ QRS của tín hiệu ECG của 5, 10, 12 và 16 hàm Hermite đầu tiên và từ H. 4 cho thấy từ bậc 16 trở lên đã có thể biểu diễn phức bộ QRS của tín hiệu ECG cho sai số tại các đỉnh Q, R và S đủ nhỏ. Vì vậy, trong bài báo này lựa chọn 16 thành phần phân tích đầu tiên của hàm Hermite.

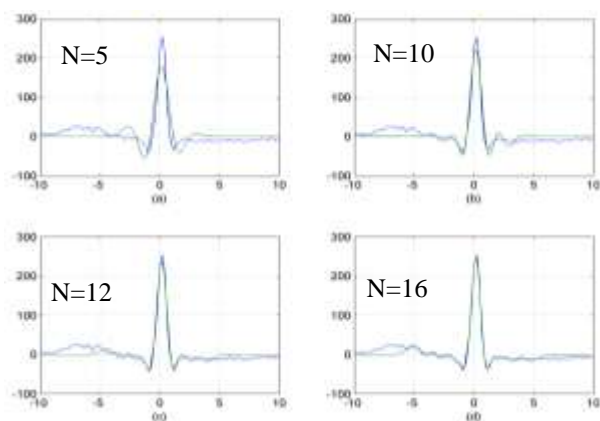
Ngoài 16 thành phần được phân tích từ 16 Hermite đầu tiên, véc-tơ đặc tính đầu vào của mô hình nhận dạng TSK còn sử dụng thêm hai thành phần đó là: khoảng R-R tức thời và trung bình của 10 khoảng R-R cuối cùng [1]. Khi đó véc-tơ đặc tính sẽ gồm 18 thành phần và quy trình tạo véc-tơ đặc tính như sau:

Đọc tuần tự các vị trí đỉnh R liên tiếp của phức bộ QRS trong đường tín hiệu ECG.

Xác định khoảng của phức bộ QRS và trích ra phức bộ này ra bằng cách cắt cửa sổ 250ms xung quanh đỉnh R (125ms trước và 125ms sau vị trí đỉnh R).

Khai triển phức bộ QRS vừa trích ở trên theo các đa thức Hermite theo công thức (3.19) để xác định 16 hệ số khai triển đầu tiên làm đặc tính.

Xác định khoảng cách R-R từ đỉnh R đang xét tới đỉnh R liền trước để làm đặc tính thứ 17. Giá trị trung bình của 10 đoạn R-R cuối cùng sẽ là đặc tính thứ 18 của phức bộ QRS đang xét.



**H. 4** Xấp xỉ tín hiệu ECG bằng N bậc đầu tiên của hàm Hermite

Đồng thời do mỗi bản ghi có 1 hoặc nhiều chuyển đạo nên để thuận tiện cho việc lập trình, tính toán và so sánh kết quả, trong bài viết này tác giả sẽ chọn sử dụng chuyển đạo chung của các bản ghi là chuyển đạo II.

**4.2. Cơ sở dữ liệu ECG**

Để kiểm chứng hiệu quả của giải pháp đề xuất chúng tôi sử dụng 20 các bản ghi được lấy từ cơ sở dữ liệu MGH/MF (<http://physionet.org>) được đánh số là: Mgh029, 030, 058, 105, 106, 107, 108, 110, 111, 114, 117, 119, 121, 123, 124, 125, 128, 131, 137 và 142 với tổng số mẫu trích ra là 4500 mẫu của 3 loại nhịp gồm: nhịp bình thường (N - Normal sinus rhythm), nhịp ngoại tâm thu thất (V - Premature ventricular contraction) và loạn nhịp trên thất (S - Supraventricular premature beat) do đây là các mẫu bệnh có thể xuất hiện trong cùng một bệnh nhân đồng thời.

Từ tập hợp tổng cộng 4500 mẫu lấy từ 20 bản ghi (20 bệnh nhân) như trong bảng 1, ta xây dựng 4 bộ số liệu cho 4 trường hợp thử nghiệm 1.1, 2.1, 1.2, 2.2 như đã nêu ở bảng 2. Trong đó, các thử nghiệm 1.1 và 2.1 được thử nghiệm với tín hiệu ECG trước và sau khi loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở bằng lọc wavelet Coiflet bậc 4 theo dạng MGH/15-5; các thử nghiệm 1.2 và 2.2 được thử nghiệm với tín hiệu ECG trước và

sau khi loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở bằng lọc wavelet Coiflet bậc 4 theo dạng MGH/19-1

**Bảng 1: Phân chia số lượng mẫu của 3 loại nhịp**

STT	Recorder	Loại nhịp		
		N	S	V
1	Mgh029	150	50	1
2	Mgh030	150	50	12
3	Mgh058	150	65	0
4	Mgh105	150	1	65
5	Mgh106	150	45	50
6	Mgh107	150	9	65
7	Mgh108	150	1	65
8	Mgh110	150	0	50
9	Mgh111	150	75	45
10	Mgh114	150	60	28
11	Mgh117	150	0	65
12	Mgh119	150	0	50
13	Mgh121	150	4	50
14	Mgh123	150	50	55
15	Mgh124	150	0	65
16	Mgh125	150	65	65
17	Mgh128	150	75	0
18	Mgh131	150	50	0
19	Mgh137	150	75	2
20	Mgh142	150	75	17
Tổng		3000	750	750

**Bảng 2: Các trường hợp thử nghiệm**

	MGH/15-5	MGH/19-1
Không lọc	1.1	1.2
Lọc wavelet	2.1	2.2

Các trường hợp thử nghiệm 1.1 và 2.1 theo dạng MGH/15-5, có nghĩa là tập số liệu mẫu chỉ chứa các mẫu của 15 bệnh nhân và tập số liệu kiểm tra chỉ chứa các mẫu mới của 5 bệnh nhân còn lại. Chúng tôi mới tạm xét 4 trường hợp con phân chia đó là tập hợp kiểm tra gồm toàn bộ mẫu các bệnh nhân (theo bảng 1): 1. từ 1 đến 5, 2. từ 6 đến 10, 3. từ 11 đến 15 và 4. từ 16 đến 20; tập hợp học gồm mẫu của các bệnh nhân còn lại.

Các trường hợp 1.2 và 2.2 ta thử nghiệm theo dạng MGH/19-1, có nghĩa là tập số liệu mẫu chỉ chứa các mẫu của 19 bệnh nhân và tập số liệu kiểm tra chỉ chứa các mẫu của bệnh nhân còn lại. Tổng cộng luận án đã xét 20 trường hợp con là tập hợp kiểm tra gồm toàn bộ các mẫu của 1 bệnh nhân từ 1 đến 20 (theo bảng 1), tập hợp học gồm mẫu các bệnh nhân còn lại.

## 5. Một số kết quả tính toán

### 5.1. Kết quả loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở

Đã có các công trình nghiên cứu đề xuất sử dụng wavelet để loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở trong tín hiệu ECG [7,8,9]. Tuy nhiên các đề xuất họ wavelet và bậc của các tác giả cũng rất khác nhau như trong [8] đề xuất wavelet Daubechies bậc 4; trong [7] đề xuất wavelet Daubechies bậc 3; trong [9] đề xuất wavelet Biorthogonal bậc 3.9... Vì vậy trong bài báo này tiến hành khảo sát nhiều họ wavelet với bậc khác nhau và tính toán các thông số SNR, CORR, PRD theo các công thức (2),(3) và (4).

- Tỉ số tín hiệu trên tạp âm (SNR - Signal to Noise Ratio)

$$SNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{\sum_{n=1}^N [y[n]]^2}{\sum_{n=1}^N [x[n] - y[n]]^2} \quad (2)$$

- Độ tương quan (CORR - Percent of cross-correlation coefficient)

$$CORR = \frac{\sum_{n=1}^N [x[n] \cdot y[n]]}{\sqrt{\sum_{n=1}^N [x[n]]^2 \cdot \sum_{n=1}^N [y[n]]^2}} \times 100 \quad (3)$$

- Phần trăm trung bình bình phương sai lệch (PRD - Percent Root mean square Difference).

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N [x[n] - y[n]]^2}{\sum_{n=1}^N [x[n]]^2}} \times 100 \quad (4)$$

Các kết quả thực nghiệm trên các tín hiệu ECG được lấy từ cơ sở dữ liệu MGH/MF (bảng 3) và trên cơ sở tính toán các thông số SNR, CORR và PRD cho thấy các họ wavelet từ bậc 4 trở lên đã cho phép cải thiện được chất lượng nhận dạng tín hiệu ECG và họ wavelet Coiflet bậc 4 (Coif4) cho kết quả tốt nhất. Vì vậy trong bài báo này đề xuất sử dụng họ wavelet Coiflet bậc 4 loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở trong tín hiệu ECG và các kết quả loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở trong tín hiệu ECG như sau.

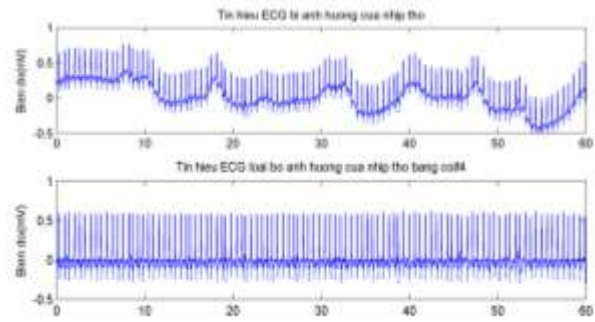
**Bảng 3: Kết quả tính toán các thông số SNR, CORR và PRD của các họ wavelet**

Họ wavelet	SNR[dB]	CORR[%]	PRD[%]
Db4	17.16	92.51	40.73
Sym4	17.19	92.53	40.66
Bior2.4	17.72	93.00	39.23
<b>Coif4</b>	<b>19.27</b>	<b>94.17</b>	<b>35.45</b>

Trên **H. 5** và **H. 6** là một số ví dụ về kết quả loại bỏ ảnh hưởng từ nhịp thở trong tín hiệu ECG khi sử dụng họ wavelet Coiflet bậc 4 làm bộ lọc.

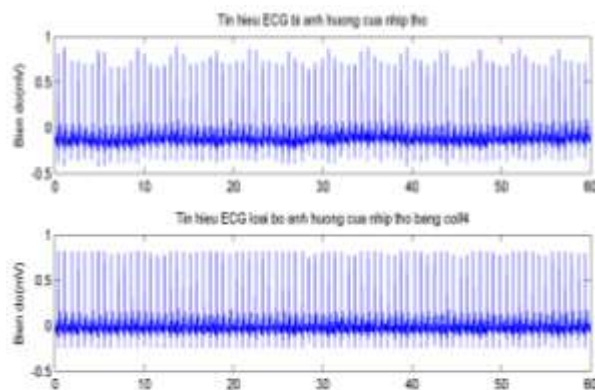
Từ **H. 5** và **H. 6** cho thấy tín hiệu ECG bị trôi dạt đường cơ sở và điều chế biên độ theo nhịp thở đã được loại bỏ hoàn toàn bằng họ wavelet Coiflet bậc 4.

- Trôi dạt đường cơ sở trong tín hiệu ECG



**H. 5** Tín hiệu ECG ảnh hưởng của nhịp thở và tín hiệu ECG được loại bỏ ảnh hưởng

- Điều chế biên độ tín hiệu ECG



**H. 6** Tín hiệu ECG ảnh hưởng của nhịp thở và tín hiệu ECG được loại bỏ ảnh hưởng

### 5.2. Kết quả nhận dạng tín hiệu ECG

Mô hình nhận dạng TSK sử dụng nhận dạng tín hiệu ECG được xây dựng với số đầu vào là 18 (tương ứng với 18 thành phần của tín hiệu ECG: 16 thành phần đầu tiên của hàm Hermite và 1 đặc tính là khoảng R-R tức thời và đặc tính là trung bình của 10 khoảng R-R cuối cùng); số đầu ra là 3 (tương ứng với 3 loại nhịp). Chất lượng nhận dạng của mô hình nhận dạng với tín hiệu ECG trước và sau khi loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở được đánh theo ba tiêu chí:

- Số trường hợp mẫu bị nhận dạng sai
- Số trường hợp chuẩn đoán âm tính giả (FN – False Negative) là các trường hợp nhịp bệnh nhưng phát hiện là bình thường
- Số trường hợp chuẩn đoán dương tính giả (FP – False Positive) là các trường hợp bình thường nhưng phát hiện là bệnh

\* Thuật toán điều chỉnh các thông số của mô hình nhận dạng như sau:

- Khảo sát số luật của mô hình từ 1 đến 20.
- Khởi tạo các giá trị ban đầu của các thông số tuyến tính và phi tuyến.
- Sử dụng các thuật toán lặp để tối ưu hóa sai số chênh lệch giữa đầu ra của mạng TSK với giá trị mã loại bệnh của tín hiệu

- Kiểm tra hàm sai số mục tiêu, nếu kết quả đã đạt yêu cầu thì dừng quá trình học, ngược lại thì quay lại bước 2.
- Mạng sau khi học sẽ được đánh giá dựa trên sai số với bộ số liệu kiểm tra.

**Bảng 4: Kết quả tính toán chỉ số chất lượng của hai thử nghiệm dạng MGH/15-5**

Trường hợp	Số mẫu kiểm tra	Thử nghiệm 1.1			Thử nghiệm 2.1		
		Sai số	FN	FP	Sai số	FN	FP
(15-5)_1	1089	456	49	383	430	36	366
(15-5)_2	1148	373	92	192	327	56	193
(15-5)_3	1089	642	68	473	640	51	483
(15-5)_4	1174	760	40	600	665	47	506
<b>Trung bình</b>	<b>1125</b>	<b>558</b>	<b>62</b>	<b>412</b>	<b>516</b>	<b>48</b>	<b>387</b>

**Bảng 5: Kết quả tính toán chỉ số chất lượng của hai thử nghiệm dạng MGH/19-1**

Trường hợp	Số mẫu kiểm tra	Thử nghiệm 2.1			Thử nghiệm 2.2		
		Sai số	FP	FN	Sai số	FP	FN
(19-1)_1	201	105	104	1	93	88	5
(19-1)_2	212	56	0	56	53	0	49
(19-1)_3	215	27	6	18	31	7	21
(19-1)_4	216	74	60	6	79	61	13
(19-1)_5	245	56	1	39	43	0	31
(19-1)_6	224	137	127	1	55	47	6
(19-1)_7	216	77	74	2	72	68	3
(19-1)_8	200	49	0	0	48	0	0
(19-1)_9	270	146	76	24	137	87	8
(19-1)_10	238	159	99	14	145	97	5
(19-1)_11	215	163	131	31	142	113	29
(19-1)_12	200	150	147	3	146	145	0
(19-1)_13	204	119	68	0	76	61	0
(19-1)_14	255	142	91	20	125	69	15
(19-1)_15	215	148	113	11	136	108	11
(19-1)_16	280	42	0	31	40	0	26
(19-1)_17	225	76	37	5	46	32	7
(19-1)_18	200	2	0	2	4	0	2
(19-1)_19	227	18	8	10	20	10	10
(19-1)_20	242	52	0	49	19	0	15
<b>Trung bình</b>	<b>225</b>	<b>90</b>	<b>57</b>	<b>16</b>	<b>76</b>	<b>50</b>	<b>13</b>

Bảng 4 là kết quả thử nghiệm các trường hợp 1.1 và 2.1 theo dạng MGH/15-5 cho thấy việc loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở trong tín hiệu ECG bằng lọc wavelet đã giúp cải thiện được chất lượng nhận dạng, cụ thể là:

- Sai số kiểm tra trung bình đã giảm 42 mẫu (từ 558 mẫu xuống còn 516 mẫu) tương ứng với:  $\frac{42}{558} \cdot 100\% = 7,53\%$

- Các trường hợp FN trung bình đã giảm 14 mẫu (từ 62 mẫu xuống còn 48 mẫu) tương ứng với:  $\frac{14}{62} \cdot 100\% = 22,74\%$
- Các trường hợp FP trung bình đã giảm 25 mẫu (từ 412 mẫu xuống còn 387 mẫu) tương ứng với:  $\frac{25}{412} \cdot 100\% = 6,07\%$

Bảng 5 là kết quả thử nghiệm các trường hợp 2.1 và 2.2 theo dạng MGH/19-1 cho thấy việc loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở trong tín hiệu ECG bằng lọc wavelet đã giúp cải thiện được chất lượng nhận dạng, cụ thể là:

- Sai số kiểm tra trung bình đã giảm 14 mẫu (từ 90 mẫu xuống còn 76 mẫu) tương ứng với:  $\frac{14}{90} \cdot 100\% = 15,56\%$
- Các trường hợp FN trung bình đã giảm 3 mẫu (từ 16 mẫu xuống còn 13 mẫu) tương ứng với:  $\frac{3}{16} \cdot 100\% = 18,75\%$
- Các trường hợp FP trung bình đã giảm 7 mẫu (từ 57 mẫu xuống còn 50 mẫu) tương ứng:  $\frac{7}{57} \cdot 100\% = 12,28\%$

## 6. Kết luận và hướng phát triển

Bài báo đã đề xuất một giải pháp loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở trong tín hiệu ECG sử dụng họ wavelet Coiflet bậc 4 nhằm cải thiện chất lượng nhận dạng tín hiệu ECG. Các kết thực nghiệm trên bộ cơ sở dữ liệu MGH/MF cho thấy kết quả nhận dạng tín hiệu ECG với 3 loại nhịp (N, S và V) sau khi loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở bằng họ wavelet Coiflet bậc 4 đã được cải thiện so với trước khi loại bỏ ảnh hưởng của nhịp thở: Với các thử nghiệm dạng MGH(15-5) đã cải thiện được: sai số kiểm tra (7,53%), số trường hợp FP (6,07%), số trường hợp FN (14,58%) và với các thử nghiệm dạng MGH(19-1) đã cải thiện được: sai số kiểm tra (15,56%), số trường hợp FP (12,28%), số trường hợp FN (18,75%). Tuy nhiên các thử nghiệm có thể tiếp tục được thử nghiệm với các trường hợp đo được nhịp thở tức thời với tín hiệu ECG hoặc khảo sát các mô hình nhận dạng khác để so sánh chất lượng nhận dạng tín hiệu ECG.

## Tài liệu tham khảo

- [1] Tran Hoai Linh, Stanisław Osowski, and Maciej Stodolski, "On-Line Heart Beat Recognition Using Hermite Polynomials and Neuro-Fuzzy Network", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2003
- [2] Philip Langley, Emma J. Bowers, and Alan Murray, "Principal Component Analysis as a Tool for Analyzing Beat-to-Beat Changes in ECG Features: Application to ECG-Derived Respiration", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 57, No. 4, April 2010.
- [3] Cassani, R.; Mejia, P.; Tavares, J.A.; Sanchez, J.C., "Adaptive filtering for respiration influence reduction on Heart Rate Variability", 2011 8th International

Conference on Electrical Engineering Computing Science and Automatic Control (CCE)

- [4] Seema rani; Amanpreet Kaur; J S Ubhi, "Comparative study of FIR and IIR filters for the removal of Baseline noises from ECG signal " 2011 International Journal of Computation Science and Information Technology
- [5] R Lakhwani, S Ayub, JP Saini, "Design and Comparison of Digital Filters for Removal of Baseline Wandering from ECG Signal", 2013 5th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN)
- [6] Rashid, A.; Zahoouruddin; Qureshi, I.M.; Saleem, A. "Electrocardiogram signal processing for baseline noise removal using blind source separation techniques": A comparative analysis, International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2011
- [7] Qi Haibing; Liu Xiongfei; Pan Chao "Discrete Wavelet Soft Threshold Denoise Processing for ECG Signal", 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)
- [8] Vega-Martinez, G.; Alvarado-Serrano, C.; Leija-Salas, L. "ECG baseline drift removal using discrete wavelet transform", 2011 8th International Conference on Electrical Engineering Computing Science and Automatic Control
- [9] Dejan Stantic; Jun Jo, "Selection of Optimal Parameters for ECG Signal Smoothing and Baseline Drift Removal", Computer and Information Science, 2014
- [10] Trần Hoài Linh, "Mạng Nơ-ron và ứng dụng trong xử lý tín hiệu", Nhà xuất bản bách khoa Hà nội – 2014.
- [11] Gennady V. Krasnikov, Miglena Y. Tyurina, Arina V. Tankanag, Galina M. Piskunova, Nikolai K. Chemeris, "Analysis of heart rate variability and skin blood flow oscillations under deep controlled breathing", Respiratory Physiology & Neurobiology 185 (2013)
- [12] <http://physionet.org/physiobank/database>



**Trần Hoài Linh** sinh năm 1974, tốt nghiệp ĐHBK Vác-sa-va năm 1997 chuyên ngành Tin học ứng dụng, nhận bằng Tiến sỹ chuyên ngành Kỹ thuật điện năm 2000 (ĐHBK Vác-sa-va), bằng Tiến sỹ khoa học chuyên ngành Kỹ thuật điện và Trí tuệ nhân tạo năm 2005

(ĐHBK Vác-sa-va). Từ năm 2007 được phong hàm Phó Giáo sư. Hiện nay Trần Hoài Linh đang công tác tại Viện Điện, trường ĐHBK Hà Nội. Các nghiên cứu chính của ông là ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong các giải pháp đo lường, điều khiển và tự động hóa, các thiết bị đo thông minh, hệ chuyên gia.



**Đinh Văn Nhượng** sinh năm 1963, tốt nghiệp ĐHBK Hà nội năm 2002 chuyên ngành Kỹ thuật Tự động hóa, nhận bằng Tiến sỹ chuyên ngành Đo lường và Điều khiển năm 2010. Hiện nay Đinh Văn Nhượng đang công tác tại Trường Đại học Sao Đỏ.

Các nghiên cứu chính của ông là Kỹ thuật Điện và Điện tử, ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong các giải pháp đo lường, điều khiển và tự động hóa, các thiết bị đo thông minh.



**Nguyễn Đức Thảo** sinh năm 1981, tốt nghiệp ĐHBK Hà nội năm 2004 chuyên ngành Điện tử viễn thông, nhận bằng Thạc sỹ chuyên ngành Đo lường và các hệ thống điều khiển năm 2009. Hiện nay Nguyễn Đức Thảo đang công tác tại Khoa Điện tử - Tin học, Trường

Đại học Sao Đỏ. Các nghiên cứu chính của ông là ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong các giải pháp đo lường, điều khiển và tự động hóa, các thiết bị đo thông minh, hệ chuyên gia.