

PHÁT HIỆN RUNG NHĨ BẰNG PHƯƠNG PHÁP HỌC MÁY KẾT HỢP CỦA SỔ TRƯỢT ENTROPY XẤP XỈ TRÊN TÍN HIỆU NHỊP TIM

Đỗ Ngọc Thương^{1*}; Phạm Văn Thuận¹; Trần Ngọc Quang¹
Trần Ngọc Nam²

TÓM TẮT

Bài viết này đưa ra cách tiếp cận Entropy nghiên cứu biến thiên nhịp tim. Phân tích và đánh giá sự thay đổi Entropy xấp xỉ của chuỗi các khoảng RR trong tín hiệu điện tim ở các trường hợp loạn nhịp khác nhau. Đề xuất phương pháp của sổ trượt Entropy xấp xỉ và học máy để phát hiện rung nhĩ. Đánh giá chất lượng và hiệu quả của phương pháp đề xuất trên bộ CSDL dùng cho nghiên cứu rung nhĩ.

Từ khóa: khoảng RR, Entropy, cửa sổ trượt.

ABSTRACT

This paper presents an entropy-based approach to study heart rate variability. It analyzes and evaluates the changes in approximate entropy of RR interval series in electrocardiogram (ECG) signals under different arrhythmia conditions. The paper proposes a method using sliding window approximate entropy and machine learning to detect atrial fibrillation. The quality and effectiveness of the proposed method are assessed on a dataset used for atrial fibrillation research.

Keywords: RR intervals, entropy, sliding windows

1. GIỚI THIỆU

Ngày nay trong số những vấn đề quan trọng của các nghiên cứu về tim mạch đòi hỏi các giải pháp thực tế đó là phát hiện các loạn nhịp tim phức tạp. Một trong những dấu hiệu của chúng là sự thay đổi không theo trật tự (hỗn loạn) các khoảng thời gian giữa các nhịp tim (khoảng RR), quan sát trên điện tâm đồ ECG. Trong các căn bệnh liên quan tới tim mạch thì chứng rối loạn nhịp tim các loại

chiếm tỉ lệ phần nhiều, trong đó sự thay đổi bất thường độ dài các chu trình tim được gọi là rung nhĩ có cấu trúc rất phức tạp và là căn bệnh nguy hiểm. Rung nhĩ là một loại rối loạn nhịp nhanh trên thất với hoạt động điện hỗn loạn của tâm nhĩ với tần số 350-700 xung mỗi phút, loại trừ khả năng co bóp phối hợp của chúng. Trên ECG, rung nhĩ xuất hiện dưới dạng các hỗn loạn phức hợp thất, trong khoảng giữa các phức hợp này có các sóng hoạt động tự phát của nhĩ (Linh và nnk, 2023).

Các thuật toán hiện tại để nhận dạng rung nhĩ có thể chia thành ba nhóm chính. Nhóm đầu tiên bao gồm các thuật toán dựa trên việc phát

¹ Học viện Kỹ thuật Quân sự

² Trường ĐH Cửu Long

* Người chịu trách nhiệm bài viết: Đỗ Ngọc Thương (Email: ngocquang.tran@lqdtu.edu.vn)

hiện sự không đều trong chuỗi các khoảng RR, các thuật toán này bao gồm: thuật toán Logan và Healey (Logan & Healey, 2005), sử dụng phân tích phân tán; thuật toán (Linker, 2006), sử dụng kết hợp các cửa sổ thống kê. Nhóm thứ hai bao gồm các thuật toán dựa trên việc xác định sự vắng mặt của sóng P trên điện tâm đồ, đặc biệt là thuật toán của Slocum cùng cộng sự (Slocum, 1992), sử dụng phân tích phổ của ECG. Nhóm thứ ba bao gồm các thuật toán kết hợp cả hai phương pháp đã mô tả ở trên, chẳng hạn như thuật toán của Babaeizadeh cùng cộng sự (Babaeizadeh & et al, 2008), kết hợp phát hiện sự không đều của khoảng RR với việc nghiên cứu vị trí và hình thái của sóng P, thuật toán của Couceiro cùng cộng sự (Couceiro & et al, 2008) sử dụng mạng nơron.

2. NỘI DUNG NGHIÊN CỨU

2.1 Dữ liệu phân tích

Dữ liệu phân tích khai thác từ cơ sở dữ liệu “MIT-BIH Atrial Fibrillation Database” có sẵn trên trang web PhysioNet. Bộ dữ liệu này được phát triển để hỗ trợ nghiên cứu về rung nhĩ. Bộ cơ sở dữ liệu này được sử dụng rộng rãi trong các nghiên cứu về phát hiện và phân loại rung nhĩ từ tín hiệu ECG.

Số lượng bản ghi: 25 bản ghi ECG.

Thời lượng mỗi bản ghi: Mỗi bản ghi kéo dài 10 giờ.

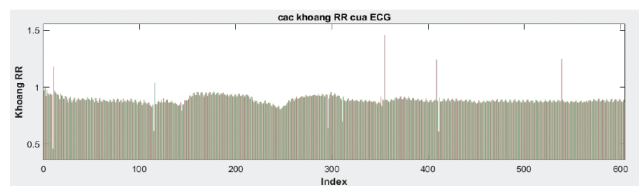
Tần số lấy mẫu: 250 Hz.

Mỗi bản ghi chứa hai kênh ECG, với mỗi kênh được ghi lại từ các vị trí điện cực khác nhau trên cơ thể. Các bản ghi bao gồm các giai đoạn rung nhĩ (AF), nhịp bình thường (Normal Sinus Rhythm) và các loại rối loạn nhịp khác, đồng thời mỗi bản ghi có kèm theo các chú thích chi tiết về thời gian và loại rối loạn nhịp.

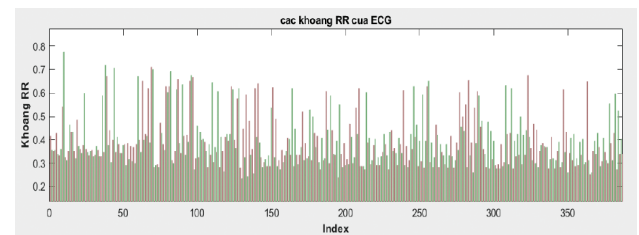
2.2 Mô hình hệ thống

Trong nghiên cứu này chúng tôi đề xuất

một phương pháp mới phát hiện rung nhĩ thời gian thực dựa trên đánh giá các đặc trưng ApEn, số mũ Hurst (H) và độ lệch chuẩn Std của chuỗi thời gian các khoảng RR. Các đặc trưng này được trích xuất từ cửa sổ trượt dữ liệu và đưa tới đầu vào mạng nơron để huấn luyện phát hiện. Vị trí các đỉnh R có sẵn trong bộ CSDL sử dụng và lưu dưới file dạng ".qrs". Cụ thể là số thứ tự các mẫu là đỉnh R trong tín hiệu. Trên hình 1 và 2 là minh họa RR của bản ghi bình thường và bản ghi có rung nhĩ.



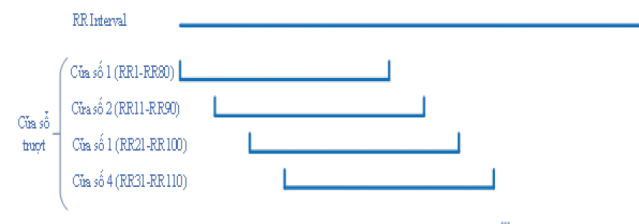
Hình 1. Minh họa các khoảng RR của 1 đoạn tín hiệu bình thường của bản ghi 04048.



Hình 2. Minh họa các khoảng RR của 1 đoạn tín hiệu rung nhĩ của bản ghi 04048.

2.2.1 Cửa sổ trượt dữ liệu

Cửa sổ trượt sử dụng để trích xuất các đặc trưng được minh họa trên hình 3.



Hình 3. Mô hình cửa sổ trượt trích xuất đặc trưng.

Độ dài cửa sổ: mỗi cửa sổ chứa 80 khoảng RR liên tiếp trong chuỗi RR.

Bước trượt: bước trượt của cửa sổ là 20,

có nghĩa là sau mỗi lần tính toán, cửa sổ sẽ di chuyển thêm 20 phần tử RR để tính cho cửa sổ tiếp theo.

Quá trình gán nhãn cho các cửa sổ dựa trên cách đếm số lượng các khoảng RR nằm trong các khoảng lẻ và chẵn dựa trên danh sách các vị trí. Chi tiết cách gán nhãn như sau:

- Vị trí các khoảng RR: danh sách vị trí chứa các vị trí chia dữ liệu RR thành các khoảng. Các khoảng lẻ (1, 3, 5, ...) được xem là tương ứng với các khoảng "bình thường", trong khi các khoảng chẵn (2, 4, 6, ...) được xem là tương ứng với các khoảng "rung nhĩ".

- Đếm số lượng khoảng RR trong mỗi cửa sổ: Với mỗi cửa sổ trượt, mã code sẽ kiểm tra từng phần tử RR trong cửa sổ đó để xem phần tử này nằm trong khoảng lẻ hay chẵn, từ đó đếm số lượng RR trong từng khoảng lẻ và chẵn.

- Gán nhãn:

- Nếu số lượng khoảng RR trong các khoảng lẻ nhiều hơn các khoảng chẵn, cửa sổ đó được gán nhãn là 0 (bình thường).

- Nếu số lượng khoảng RR trong các khoảng chẵn nhiều hơn, cửa sổ đó được gán nhãn là 1 (rung nhĩ).

- Nếu số lượng bằng nhau, nhãn 0 sẽ được ưu tiên.

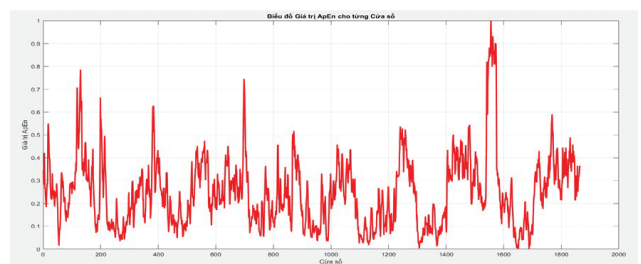
Bằng cách này, mỗi cửa sổ trượt sẽ được gán một nhãn 0 hoặc 1 dựa trên vị trí các khoảng RR và thuộc tính của các khoảng lẻ/chẵn trong danh sách vị trí.

2.2.2 Entropy xấp xỉ (ApEn)

Phương pháp phân tích chuỗi thời gian dựa trên đánh giá Entropy thuộc nhóm các phương pháp động lực phi tuyến. Đối với chuỗi thời gian không đồng đều, chẳng hạn như chuỗi các khoảng RR, các phương pháp Entropy để

xác định độ phức tạp của chuỗi bắt đầu được sử dụng và phát triển từ năm 1991, sau khi định nghĩa Entropy xấp xỉ (Pincus, 1991). ApEn là một đặc tính của "trật tự nội bộ" của chuỗi thời gian các khoảng RR (Gudkov, 2009). Về mặt toán học, ApEn phản ánh xác suất phát hiện hai vector lân cận theo một chuỗi khác nhau khi di chuyển từ không gian có chiều m sang không gian có chiều $m+1$. Nói cách khác, giá trị ApEn càng cao thì càng chứa nhiều thay đổi không đồng đều.

ApEn thường được sử dụng như là chỉ số về mức độ trật tự của chuỗi thời gian các khoảng RR và được dùng cho bài toán phân loại nhịp tim. Khi xử lý dữ liệu trong thời gian thực, việc phân tích tín hiệu không nên thực hiện trên toàn bộ bản ghi mà sử dụng các đoạn nhỏ được chọn theo trình tự. Điều này đòi hỏi thời gian trễ giữa thời điểm dữ liệu đến đầu vào của thuật toán và thời điểm kết quả xử lý phải càng ngắn càng tốt. Trong thuật toán được đề xuất, dữ liệu được xử lý theo từng đoạn gồm 80 khoảng RR với bước 20 giây (Моторина, 2015). Sử dụng thuật toán tính AnEn trong (Манило, 2009), ta có thể đánh thu được giá trị AnEn cho các phân đoạn RR bình thường và có rung nhĩ.

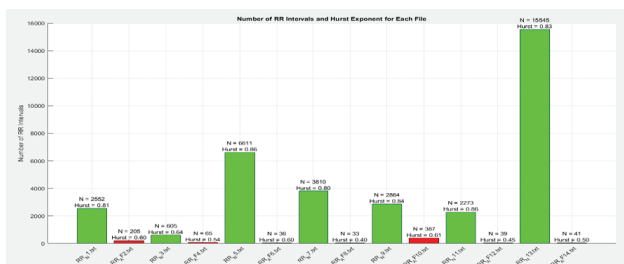


Hình 4. Biểu đồ một số các giá trị ApEn của bản ghi 04048

Trên hình 4 là kết quả ApEn của các cửa sổ trượt trong bản ghi 04048, trên hình đang minh họa giá trị ApEn của 1864 cửa sổ.

2.2.3 Chỉ số Hurst

Các công trình nghiên cứu về biến thiên nhịp tim (HRV) đã chỉ ra rằng các phương pháp động lực phi tuyến cho phép tìm ra các quy luật trong chuỗi thời gian với bản chất ban đầu có vẻ hoàn toàn ngẫu nhiên. Đồng thời, một số sai lệch trong cấu trúc chuỗi thời gian, quan trọng về mặt chẩn đoán, lại liên quan đến các tính chất phi tuyến tính của tín hiệu được phân tích. Mặt khác các phép đo HRV thông thường không thể phát hiện được các thay đổi nhỏ trong cấu trúc thời gian của sự điều hòa nhịp tim (Баевский, 2001). Để nâng cao khả năng phát hiện các thay đổi trong cấu trúc thời gian tín hiệu nhịp tim, một yếu tố góp phần nâng cao độ nhạy của phương pháp phát hiện rung nhĩ trong nghiên cứu này đề xuất đánh giá thêm số mũ Hurst (H) của chuỗi các khoảng RR. Nhịp tim thường có cấu trúc bất biến tỉ lệ, tức là cấu trúc của nó lặp lại ở các khoảng thời gian. Chỉ số Hurst là một đại lượng được sử dụng tích cực để đánh giá tính tự đồng dạng và các thuộc tính tương quan của chuỗi thời gian, chỉ số này cũng được dùng để xác định sự hiện diện có hay không sự phụ thuộc lũy thừa trong tín hiệu. Khi phân tích động lực học nhịp tim, chỉ số Hurst có thể được áp dụng để mô tả hành vi không ổn định của các giai đoạn trong biểu đồ nhịp tim (Старченко, 2019).



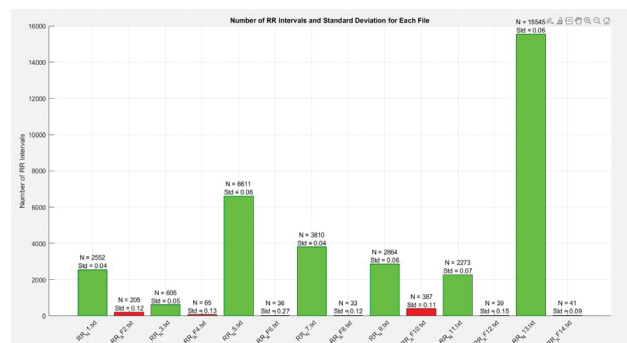
Hình 5. Số mũ Hurst của 1 số đoạn tín hiệu trong bản ghi 04048

Sử dụng phương pháp phân tích biên độ chuẩn hóa (phân tích R/S) và thuật toán tính chỉ số mũ Hurst trong (Старченко, 2019)

ta được các giá trị số mũ Hurst cho bản ghi RR 04048, minh họa trên hình 5; các cột màu xanh thể hiện đoạn tín hiệu bình thường, các cột màu đỏ thể hiện đoạn tín hiệu rung nhĩ. N: số các khoảng RR trong mỗi đoạn; Hurst: số mũ Hurst của mỗi đoạn.

2.2.4 Độ lệch chuẩn SD

Một chỉ số thống kê khác cũng được sử dụng để đánh giá mức độ thay đổi của các khoảng thời gian nhịp tim và mức độ thường xuyên (tính điều hòa) của chúng đó là độ lệch chuẩn Sd. Chỉ số này là một tham số quan trọng của HRV phân tích trong miền thời gian, nó cho phép đánh giá mức độ tản mát độ dài các khoảng RR xung quanh giá trị trung bình. Hình 6 minh họa độ lệch chuẩn các khoảng RR của các đoạn bình thường và rung nhĩ, các cột màu xanh thể hiện đoạn tín hiệu bình thường, các cột màu đỏ thể hiện đoạn tín hiệu rung nhĩ. N-số các khoảng RR trong mỗi đoạn.

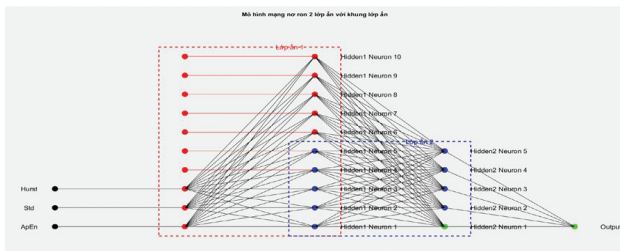


Hình 6. Kết quả độ lệch chuẩn của 1 số đoạn tín hiệu trong bản ghi 04048

2.2.5 Mô hình mạng Neural.

Mô hình mạng nơ ron được chỉ ra trên hình 7. Đây là mạng truyền thẳng, dữ liệu đi theo một chiều từ đầu vào đến đầu ra mà không có sự hồi tiếp. Cụ thể, mạng nơ-ron được khởi tạo với một cấu trúc có các tầng ẩn với số lượng nơ-ron xác định. Mô hình mạng nơ-ron có cấu trúc gồm 2 lớp ẩn với 10 nơ-ron trong lớp đầu tiên và 5 nơ-ron trong lớp thứ hai. Việc chọn cấu

trúc này phản ánh một số đặc điểm và ưu điểm quan trọng của mạng nơ-ron trong việc học và phân loại. Việc sử dụng nhiều lớp ẩn giúp mô hình có khả năng học và mô hình hóa các mối quan hệ phức tạp giữa các đặc trưng đầu vào (như ApEn, độ lệch chuẩn và số mũ Hurst). Mặt khác mỗi lớp ẩn có thể học các đặc trưng khác nhau từ dữ liệu. Các lớp ẩn cho phép mô hình nắm bắt các tương tác không tuyến tính giữa các đầu vào. Điều này rất quan trọng trong các bài toán phân loại, nơi mà mối quan hệ giữa các đặc trưng và nhãn không phải lúc nào cũng là tuyến tính. Việc thêm các lớp ẩn cho phép mô hình tổng quát hóa tốt hơn trên dữ liệu chưa thấy. Điều này có thể cải thiện hiệu suất phân loại khi áp dụng mô hình vào các tập dữ liệu khác.



Hình 7. Mô hình mạng nơ-ron được sử dụng

Số lượng 10 nơ-ron trong lớp đầu tiên đảm bảo đủ để nắm bắt các đặc trưng phức

tạp từ dữ liệu đầu vào. Lớp đầu tiên thường được xem như một bộ lọc cho các đặc trưng chính. Ngoài ra số nơ-ron này có khả năng phát hiện các đặc trưng cơ bản giúp mạng bắt đầu từ những thông tin quan trọng nhất. Số lượng nơ-ron ít hơn trong lớp thứ hai (5 nơ-ron) giúp giảm thiểu độ phức tạp của mô hình, từ đó tránh tình trạng quá khớp (overfitting) trong khi vẫn duy trì khả năng học các mẫu từ dữ liệu. Lớp thứ hai thường tập trung vào việc tổng hợp các đặc trưng đã được học từ lớp đầu tiên và đưa ra dự đoán cuối cùng.

Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đã sử dụng 2 mô hình phát hiện: Mô hình không trọng số cho các đặc trưng đầu vào và mô hình có trọng số. Với mô hình không trọng số thì ảnh hưởng của các đặc trưng (ApEn, số mũ Hurst, độ lệch chuẩn Std) là như nhau. Trong mô hình có trọng số thì trọng số của ApEn là 0.8, trọng số của số mũ Hurst (H) là 0.1 và của độ lệch chuẩn là 0.1.

3. KẾT QUẢ

Trên bảng số 1 là kết quả chạy dữ liệu cho cả 2 mô hình. Các tham số bản ghi, thông số cửa sổ và chất lượng mô hình được chỉ ra cụ thể

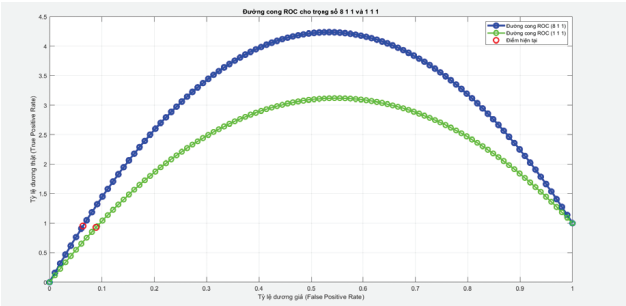
Bảng số 1. Kết quả tính toán theo mô hình có và không có trọng số

Bản ghi	Số mẫu đã lấy		Độ dài kiểm tra theo mẫu	Số cửa sổ	Cửa sổ bắt đầu kiểm tra	Kết quả trọng số 8 1 1 (%)			Kết quả không trọng số (%)		
	Từ	Đến				Độ chính xác	Độ nhạy	Độ đặc hiệu	Độ chính xác	Độ nhạy	Độ đặc hiệu
04015	0	1,500,000	1,500,000	835	87	99.66	92.00	100.00	99.20	88.00	99.59
04043	2,500,000	4,000,000	1,500,000	1,043	774	91.11	90.86	91.67	66.67	52.69	97.62
04048	300,000	4,300,000	4,000,000	1,864	1,252	99.51	100.00	99.48	99.67	100.00	99.65
04126	0	1,000,000	1,000,000	725	543	95.08	98.95	90.91	88.52	95.79	80.68
04746	1,000,000	7,600,000	6,600,000	3,725	2,533	99.75	100.00	92.50	99.66	100.00	90.00
04908	0	3,500,000	3,500,000	2,379	1,293	89.67	99.61	88.33	75.62	98.61	73.89
04936	0	8,000,000	8,000,000	4,520	4,172	91.12	90.73	93.62	91.12	90.40	95.74
05121	700,000	2,700,000	2,000,000	1,071	857	87.32	87.02	100.00	87.91	87.56	100.00
06453	7,000,000	7,800,000	800,000	315	189	95.28	100.00	94.96	77.95	100.00	76.47
08219	3,000,000	5,000,000	2,000,000	1,351	1,040	87.82	88.33	86.11	85.90	87.50	80.56
Tổng			30,900,000	17,828							
Trung bình						94.08	95.09	93.63	90.53	92.73	91.13

Kết quả phát hiện cho thấy chất lượng của mô hình có trọng số cao hơn đáng kể so với mô hình không trọng số. Điều này được lý giải như sau: trong mô hình có trọng số, trọng số

ApEn được chọn bằng 0.8, nó cho thấy ApEn là một đặc trưng quan trọng trong việc đánh giá tính bất thường của chuỗi RR. ApEn giúp xác định mức độ phức tạp và hỗn loạn của tín

hiệu sinh học, vì vậy nó rất có giá trị trong việc phân loại các tình trạng như rung nhĩ (AF) và các tình trạng tim mạch khác. ApEn có khả năng phát hiện các mẫu bất thường trong dữ liệu tốt hơn so với các đặc trưng khác, do đó đặc trưng này được ưu tiên cao hơn trong việc ảnh hưởng đến quyết định của mô hình. Trọng số cao hơn cho ApEn cho phép mô hình nhấn mạnh vào những thông tin quan trọng này.



Hình 8 . Đường cong ROC cho các mô hình phát hiện.

Đường cong ROC của mô hình trọng số có độ nhạy cao hơn và tỷ lệ dương giả thấp hơn so với mô hình không trọng số, điều đó có nghĩa mô hình trọng số phân loại các trường hợp tốt hơn, ít nhầm lẫn hơn. Điều này thể hiện qua đường cong ROC của mô hình trọng số nằm cao hơn và sát với góc trên bên trái (lý tưởng). Điểm đỏ trên đồ thị đại diện cho mức hiệu suất hiện tại của mô hình. Một đường cong càng gần với góc trên bên trái biểu thị mô hình càng hiệu quả.

Đánh giá hiệu quả của phương pháp nghiên cứu.

Nhóm nghiên cứu đã tiến hành đánh giá hiệu quả của phương pháp nghiên cứu này với các nghiên cứu đã được công bố dựa trên các chỉ tiêu chất lượng như trong bảng số 2.

Bảng số 2. So sánh chất lượng các phương pháp

Thuật toán	Chỉ số chất lượng			
	Độ dài cửa sổ	Độ nhạy (%)	Độ đặc hiệu (%)	Lỗi (%)
Moondy và Mark [6]	60	86.31	96.54	7.46
Logan n Heal2y [7]	120	87.30	90.31	10.89
Linker [8]	10	97.64	85.55	9.61
Tatento và Glass [9]	50	91.20	96.08	5.32
Cerutti và cộng sự [10]	90	96.10	81.55	16.62
Slocum và cộng sự[11]	180	62.80	77.46	20.39
Schmidt và cộng sự [12]	60	89.20	94.58	7.57
Babaeizadeh và cộng sự [13]	40	87.27	95.47	7.80
Couceiro và cộng sự [14]	60	96.58	82.66	11.77
Mô hình QTT	80	95.09	93.63	5.92

4. KẾT LUẬN

Thuật toán phát hiện rung nhĩ được đề xuất đã cho kết quả tốt hơn so với các thuật toán khác hiện có. Chất lượng của thuật toán có thể được cải thiện nếu chúng ta lựa chọn được khoảng tính ApEn sao cho giá trị tính được đánh giá chính xác cấu trúc đoạn. Mô

hình phát hiện dùng mạng nơ-ron có tính linh hoạt cao, nhờ khả năng thay đổi số lượng nơ-ron và lớp ẩn. Mô hình này có thể cải thiện độ chính xác phát hiện bằng cách kết hợp các đặc trưng khác nhau. Các khả năng của thuật toán có thể được mở rộng để nhận diện không chỉ rung nhĩ mà còn các rối loạn nhịp tim khác.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Phạm Trần Linh, Vũ Huy Thành, Trần Song Giang, Phan Đình Phong, Một số nghiên cứu nổi bật về rối loạn nhịp tim năm 2023, Tạp chí Tim mạch học Việt Nam: Số 107S(1) (2024).
- [2] Logan B., Healey J. Detection of Atrial Fibrillation for a Long Term Telemonitoring System // Computers in Cardiology. 2005. № 32. P. 619–622.
- [3] Linker D. T. Long-Term Monitoring for detection of Atrial Fibrillation. Seattle, US: Patent Application Publication, 2006. 498 p.
- [4] Slocum J., Sahakian A., Swiryn S. Diagnosis of Atrial Fibrillation from Surface Electrocardiograms Based on Computer-detected Atrial Activity // J. of Electrocardiology. 1992. № 25. P. 1–8.
- [5] Improvements in atrial fibrillation detection for realtime monitoring / S. Babaeizadeh, R. Gregg, E. Helfenbeinet al. // J. of Electrocardiology. 2009. № 42. P. 522–526.
- [6] Detection of Atrial Fibrillation using model-based ECG analysis / R. Couceiro, P. Carvalho, J. Henriques et al. // 19th International Conf. on Pattern Recognition, 2008. Tampa. P. 1–5.
- [7] Манило Л. А. Распознавание фибрилляции предсердий в кардиологических системах диагностики и наблюдения // Биотехносфера. 2009, № 2. С. 41–45.
- [8] Баевский Р.М., Иванов Г.Г., Чирейкин Л.В. и др. Анализ вариабельности сердечного ритма при использовании различных электрокардиографических систем (методические рекомендации). // Вестник аритмологии, № 24, 2001. с. 65–87.
- [9] К.С. Старченкова Показатель Хёрста в анализе ритмограмм сердечного ритма [Текст] / К.С. Старченкова // АО «Издательство «Политехника». Биотехносфера. – 2019. – №6. – С.37–40
- [10] Моторина С. В., Калиниченко А. Н., Немирко А. П. Выбор метода кластеризации для алгоритма выявления мерцательной аритмии // Биотехносфера. 2015. № 4 (40). С.2–5.