Vietnam Journal of Community Medicine, Vol. 66, No. 4, 283-288

DEVELOPMENT OF AN ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODEL FOR PREMATURE VENTRICULAR COMPLEX DETECTION ON SINUS RHYTHM ELECTROCARDIOGRAM

Nguyen Van Si[1,2*], Vo Nguyen Minh Kha[1], Nguyen Hoai Nam[1], Ho Viet Anh[1], Cu Ngoc Bich[1], Ha Truong Minh Duy[1], Phan Nguyen Thuy Linh[1], Hong Huy Thang[1], Tu Thanh Thanh[1], Nguyen Vu Dat[3], Ho Khac Minh[4]

[1]*University of Medicine and Pharmacy at Ho Chi Minh City - 217 Hong Bang, Cho Lon Ward, Ho Chi Minh City, Vietnam*
[2]*Nguyen Trai Hospital – 314 Nguyen Trai, An Dong Ward, Ho Chi Minh City, Vietnam*
[3]*Nguyen Tri Phuong Hospital - 468 Nguyen Trai, An Dong Ward, Ho Chi Minh City, Vietnam*
[4]*OCTOMED Co. Ltd -*
2nd Floor, Saigon Paragon Building, No. 3 Nguyen Luong Bang, My Tan Ward, Ho Chi Minh City, Vietnam

Received: 15/04/2025
Revised: 06/05/2025; Accepted: 09/07/2025

ABSTRACT

Objectives: To develop an AI model capable of accurately detecting PVCs and to evaluate its screening performance on reference standardized ECG datasets.

Methods: This retrospective study utilized 24-hour Holter ECG data collected from Nguyen Trai Hospital and Nguyen Tri Phuong Hospital between 2021 and 2024. Data labeling and analysis were performed from October 2024 to April 2025. The AI model was constructed using a deep learning-based ResNet architecture.

Results: From a total of 453 Holter ECG datasets, 643675 PVCs were identified, with the rate of patients exhibiting frequent PVCs recorded as 4.0%. The prevalence of PVC couplet, bigeminy, and trigeminy was 17.0%, 31.8%, and 29.1%, respectively. The developed AI model demonstrated a sensitivity of over 80%, a specificity exceeding 90%, and an F1-score above 85% when validated against MIT-BIH, AHA, and ESC reference datasets.

Conclusion: Our AI model has strong potential for real-world application in large-scale ECG-based PVC screening, offering an efficient and scalable solution for PVC detection.

Keywords: Electrocardiogram, premature ventricular complex, artificial intelligence.

*Corresponding author
Email: si.nguyen@ump.edu.vn **Phone**: (+84) 888866166 **Https**://doi.org/10.52163/yhc.v66i4.2908

XÂY DỰNG MÔ HÌNH TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG NHẬN DIỆN NGOẠI TÂM THU THẤT TRÊN ĐIỆN TÂM ĐỒ NHỊP XOANG

Nguyễn Văn Sĩ[1,2*], Võ Nguyễn Minh Kha[1], Nguyễn Hoài Nam[1], Hồ Việt Anh[1], Cù Ngọc Bích[1], Hà Trương Minh Duy[1], Phan Nguyễn Thùy Linh[1], Hồng Huy Thắng[1], Từ Thanh Thanh[1], Nguyễn Vũ Đạt[3], Hồ Khắc Minh[4]

[1]Trường Đại học Y Dược Thành phố Hồ Chí Minh - 217 Hồng Bàng, P. Chợ Lớn, Tp. Hồ Chí Minh, Việt Nam
[2]Bệnh viện Nguyễn Trãi - 314 Nguyễn Trãi, P. An Đông, Tp. Hồ Chí Minh, Việt Nam
[3]Bệnh viện Nguyễn Tri Phương - 468 Nguyễn Trãi, P. An Đông, Tp. Hồ Chí Minh, Việt Nam
[4]Công ty TNHH OCTOMED -
Tầng 2, Tòa nhà Saigon Paragon, Số 3 Nguyễn Lương Bằng, P. Mỹ Tân, Tp. Hồ Chí Minh, Việt Nam

Ngày nhận: 15/04/2025
Ngày sửa: 06/05/2025; Ngày đăng: 09/07/2025

ABSTRACT

Mục tiêu: Xây dựng mô hình AI có đủ năng lực tầm soát ngoại tâm thu thất và đánh giá năng lực tầm soát ngoại tâm thu thất của mô hình AI trên các tập dữ liệu ECG tham chiếu.

Phương pháp nghiên cứu: Nghiên cứu hồi cứu trên dữ liệu Holter ECG 24 giờ từ bệnh viện Nguyễn Trãi và bệnh viện Nguyễn Tri Phương từ năm 2021 đến 2024. Việc dán nhãn và phân tích dữ liệu diễn ra từ tháng 10 năm 2024 đến tháng 4 năm 2025. Mô hình AI được xây dựng dựa trên kiến trúc ResNet thuộc về học sâu (deep learning).

Kết quả: Từ 453 bộ dữ liệu Holter ECG, có 643675 ngoại tâm thu thất được thu thập. Tỉ lệ trường hợp có ngoại tâm thu thất dày là 4,0%. Tỉ lệ beat ngoại tâm thu thất couplet, bigeminy và trigeminy lần lượt là 17,0%, 31,8% và 29,1%. Mô hình AI được xây dựng có độ nhạy trên 80%, giá trị tiên đoán dương trên 90% và điểm F1 trên 85% khi thẩm định trên các tập dữ liệu tham chiếu MIT-BIH, AHA và ESC.

Kết luận: Mô hình AI do chung tôi có tiềm năng ứng dụng thực tế để tầm soát hiệu quả ngoại tâm thu thất trên dữ liệu lớn ECG.

Từ khoá: Điện tâm đồ, ngoại tâm thu thất, trí tuệ nhân tạo.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Ngoại tâm thu thất là một dạng rối loạn nhịp tim phổ biến trong thực hành lâm sàng, với tỷ lệ hiện mắc khoảng 1–4% trong dân số chung khi ghi điện tâm đồ (ECG) 12 chuyển đạo tiêu chuẩn và hầu hết trường hợp khi theo dõi Holter 24–48 giờ[1,2]. Ở những người có tim cấu trúc bình thường, ngoại tâm thu thất thường lành tính. Tuy nhiên, khi xuất hiện trên nền bệnh tim cấu trúc, ngoại tâm thu thất không chỉ làm tăng nguy cơ đột tử mà còn có thể là dấu hiệu của các bệnh lý tiềm ẩn như bệnh tim thiếu máu cục bộ[3].

Tần suất ngoại tâm thu thất cao có thể dẫn đến bệnh cơ tim, gây suy giảm chức năng tâm thất trái hoặc làm trầm trọng thêm tình trạng bệnh lý tim mạch sẵn có. Điều đáng chú ý là bệnh cơ tim và suy giảm chức năng thất trái có thể hồi phục nếu được can thiệp kịp thời bằng triệt đốt qua ống thông hoặc điều trị nội khoa[4]. Tính chất của ngoại tâm thu thất như hình dạng, số lượng ổ phát nhịp ngoại vị và hiện tượng R/T có thể liên quan đến rối loạn nhịp thất nguy hiểm[1,2].

Đánh giá toàn diện đặc điểm ngoại tâm thu thất về số lượng và tính chất thường được thực hiện bằng khảo sát Holter ECG 24 giờ. Thông tin về ngoại tâm thu thất là yêu cầu cơ bản không thể thiếu của bảng trả lời kết quả. Mặc dù phương thức phân tích ngoại tâm thu thất hiện tại trên Holter ECG được hỗ trợ bằng phần mềm (thuật toán) nhưng vẫn còn tồn tại một số hạn chế về độ chính xác. Do đó, dù giúp sàng lọc và phát hiện rối loạn nhịp, phương pháp thuật toán vẫn đòi hỏi vai trò quan trọng của bác sĩ lâm sàng trong đánh giá kết quả.

*Tác giả liên hệ
Email: si.nguyen@ump.edu.vn **Điện thoại:** (+84) 888866166 **Https**://doi.org/10.52163/yhc.v66i4.2908

Trí tuệ nhân tạo (AI) đang mở ra nhiều triển vọng trong phân tích ECG. Các nghiên cứu trên thế giới đã chứng minh tiềm năng của AI trong nhận diện và đánh giá ngoại tâm thu thất. Vì vậy, nghiên cứu của chúng tôi được thực hiện nhằm xây dựng mô hình AI có năng lực chẩn đoán ngoại tâm thu thất hiệu quả.

2. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Thiết kế nghiên cứu: Hồi cứu dữ liệu.

2.2. Địa điểm và thời gian nghiên cứu: Nghiên cứu được thực hiện tại Bệnh viện Nguyễn Trãi và bệnh viện Nguyễn Tri Phương từ tháng 10/2024 đến tháng 4/2025.

2.3. Đối tượng nghiên cứu: Dữ liệu Holter ECG 24 giờ tại Bệnh viện Nguyễn Trãi và bệnh viện Nguyễn Tri Phương từ năm 2021 đến năm 2024 được lựa chọn sử dụng.

2.4. Cỡ mẫu, chọn mẫu

2.4.1. Công thức tính cỡ mẫu

Chúng tôi chọn độ nhạy (Se) để ước tính cỡ mẫu và công thức tính cỡ mẫu như sau:

$$n = \frac{Z^2_{\alpha} \times p_{se} \times (1 - p_{se})}{w^2 \times p_{dis}}$$

Trong đó:

+ N là cỡ mẫu nghiên cứu, đơn vị: số lượng ngoại tâm thu thất.

+ Z_{α} là trị số phân phối chuẩn, với α=0,01 thì giá trị Z_{α}=2,57.

+ p_{se} là độ nhạy của AI, p_se=87,92% theo nghiên cứu của Zhipeng Cai[5].

+ p_{dis} là tỷ lệ ngoại tâm thu thất, p_{dis} = 20008/175660 = 11,39% theo nghiên cứu của Zhipeng Cai[5].

+ w là mức sai số, chọn w=0,01.

Theo công thức trên, cỡ mẫu tính được là N = 61588 beat V.

2.4.2. Tiêu chuẩn chọn mẫu

- Tiêu chuẩn chọn vào:

Dữ liệu Holter ECG 24 giờ tại Bệnh viện Nguyễn Trãi và bệnh viện Nguyễn Tri Phương từ năm 2021 đến năm 2024 được lựa chọn sử dụng.

- Tiêu chuẩn loại trừ:

Dữ liệu băng nhịp ECG có nhịp nền cơ bản không phải nhịp xoang.

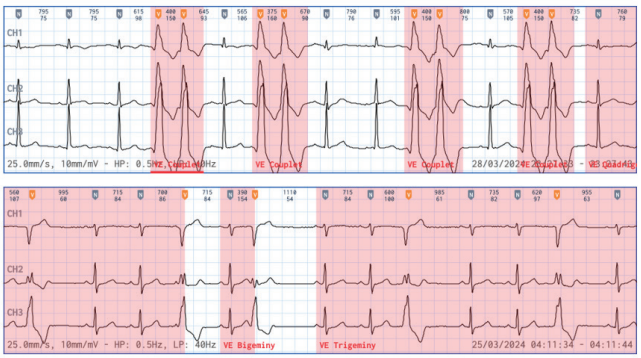
Nhiễu tín hiệu ảnh hưởng đến việc đánh giá hình ảnh ECG.

2.5. Biến số nghiên cứu

Hình ảnh ECG được chia thành 3 nhóm beat (nhịp đơn) bao gồm:

- Beat N tương đương với beat xoang.

- Beat S tương đương beat ngoại tâm thu trên thất. Beat đến sớm, có hoạt động nhĩ trước QRS và thời gian phức bộ QRS có thể hẹp hoặc rộng (nếu có rối loạn dẫn truyền lệch hướng hoặc rối loạn dẫn truyền trong thất cố định).



Hình 1. Băng nhịp ECG từ dữ liệu thực tế minh hoạ beat V với các dạng couplet (cặp), bigeminy (nhịp đôi) và trigeminy (nhịp ba)

- Beat V: tương đương beat ngoại tâm thu thất (Hình 1). Beat đến sớm, không có hoạt động nhĩ trước QRS, phức bộ QRS rộng. Tương quan với beat N, đặc điểm beat V được phân thành beat V couplet (cặp) bao gồm 2 beat V đi cùng nhau, beat V bigeminy (nhịp đôi) bao gồm 1 beat N đi cùng 1 beat V và beat V trigeminy (nhịp ba) bao gồm 2 beat N đi cùng 1 beat V. Ngoại tâm thu thất dày được định nghĩa là số lượng beat V ≥ 10% tổng beat và/hoặc ≥ 10000 beat V trong 24 giờ.

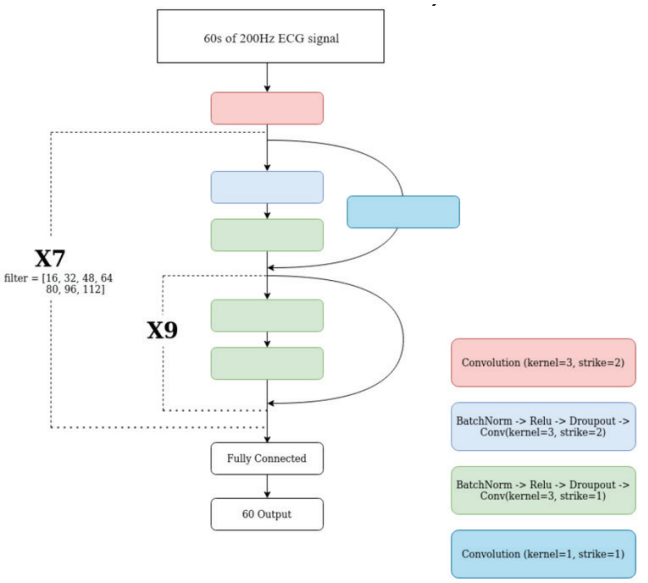
2.6. Phương pháp thu thập số liệu và dán nhãn

- Các thành viên nhóm nghiên cứu sẽ tiến hành dán nhãn beat V, beat S và beat N bằng công cụ có hỗ trợ thuật toán nhận diện beat.

- Kết quả đọc sẽ được kiểm tra chéo bởi các thành viên sau khi hoàn tất.

- Hai chuyên gia tim mạch độc lập phân tích và kiểm tra lại những beat đã dán nhãn.

- Khi không có sự thống nhất về kết luận, các chuyên gia thảo luận để đưa ra kết quả cuối cùng.



Hình 2. Cấu trúc mô hình ResNet

Chúng tôi sử dụng kiến trúc ResNet để xây dựng bộ phân loại beat V, nhờ khả năng học sâu các đặc trưng từ tín hiệu ECG, giúp mô hình nhận diện chính xác ngay cả trong môi trường nhiễu hoặc tín hiệu phức tạp.

Cấu trúc mô hình ResNet (Hình 2)

- Lớp đầu vào: Nhận tín hiệu ECG với tần số 200Hz, đảm bảo cung cấp đầy đủ thông tin cho quá trình xử lý.

- Các lớp convolutional: Trích xuất đặc trưng quan trọng với bộ lọc có số kênh lần lượt là [16, 32, 48, 64, 80, 96, 112], giúp mô hình phát hiện các mẫu đặc trưng của beat V.

- Batch Normalization, ReLU, Dropout:

- Batch Normalization: Giữ ổn định quá trình huấn luyện, tăng tốc hội tụ.

- ReLU: Loại bỏ tính tuyến tính, tăng khả năng học đặc trưng.

- Dropout: Giảm quá khớp, cải thiện tổng quát hóa.

- Lớp fully connected: Tổng hợp đặc trưng từ các lớp convolutional thành một vector biểu diễn duy nhất.

- Lớp đầu ra: Gồm 60 đơn vị, mỗi đơn vị tương ứng với xác suất của một cửa sổ 1 giây, giúp phân loại giữa beat V và các loại beat khác.

- Hàm Softmax: Chuẩn hóa xác suất, đảm bảo tổng xác suất bằng 1, hỗ trợ phân loại chính xác hơn.

Mô hình này giúp phát hiện beat V với độ chính xác cao, đáp ứng yêu cầu triển khai trong thực tế lâm sàng.

2.8. Đánh giá năng lực chẩn đoán ngoại tâm thu thất của mô hình AI

Chúng tôi sử dụng các thông số bao gồm độ nhạy (Se), giá trị tiên đoán dương (PPV) và điểm F1 để đánh giá năng lực của mô hình AI. Ba tập dữ liệu ECG chuẩn được dùng để lượng giá mô hình AI là MIT-BIH, AHA và ESC.[6]

2.9. Đạo đức nghiên cứu

Đề tài mang tính chất hồi cứu dữ liệu nên không ảnh hưởng đến quy trình chẩn đoán và điều trị của người bệnh. Tất cả thông tin cá nhân của bộ dữ liệu sẽ được giữ bí mật, mã hóa, không công bố danh tính trong bất cứ văn bản xuất bản nào có liên quan đến kết quả nghiên cứu. Đề tài đã được Hội đồng đạo đức trong nghiên cứu Y sinh học của Đại học Y dược thành phố Hồ Chí Minh cho phép thực hiện (mã số 712/HĐĐĐ-ĐHYD).

3. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

Trong thời gian tiến hành nghiên cứu, chúng tôi thu thập 453 bộ dữ liệu Holter ECG phù hợp tiêu chuẩn nghiên cứu.

3.1. Đặc điểm dân số nghiên cứu

Bảng 1. Đặc điểm dân số nghiên cứu.

Nữ	239 (53,0)
Tuổi	60 (45 – 72)

Nhận xét: Tỉ lệ nam và nữ giới cân bằng nhau.

3.2. Đặc điểm Holter ECG 24 giờ

3.2.1. Các beat cơ bản và nhịp bất thường trên dân số nghiên cứu

Bảng 2. Đặc điểm các beat cơ bản.

	Số lượng	Trung vị
Tổng beat	47458719	103864 (92873 – 116316)
Beat N	46323061	102059 (89959 – 113111)
Beat S	352099	18 (4 – 117)
Beat V	643675	19 (6 – 197)

Nhận xét: Trong mẫu nghiên cứu, đa số beat là beat N và số lượng beat V nhiều hơn beat S.

Bảng 3. Đặc điểm các rối loạn nhịp.

VT	30 (6,6)
SVT	182 (40,2)
AFIB	26 (5,7)

VT: Nhịp nhanh thất; SVT: Nhịp nhanh trên thất; AFIB: Rung/cuồng nhĩ

Nhận xét: Nhịp nhanh trên thất có tỉ lệ xuất hiện cao nhất.

3.2.2. Đặc điểm ngoại tâm thu thất

Nghiên cứu của chúng tôi ghi nhận 95% số trường hợp có xuất hiện ngoại tâm thu thất.

Bảng 4. Đặc điểm số lượng ngoại tâm thu thất

Beat V ≥ 10% tổng beat	18 (4,0)
Beat V ≥ 10000	18 (4,0)

Nhận xét: Số trường hợp ngoại tâm thu thất dày đều thoả cả hai tiêu chuẩn.

Bảng 5. Đặc điểm tính chất ngoại tâm thu thất

	Số trường hợp	Số lượng beat	Trung vị
Beat V couplet	77 (17,0)	6273	3 (1 – 9,5)
Beat V bigeminy	144 (31,8)	49491	13,5 (2–175,5)
Beat V trigeminy	132 (29,1)	56670	21 (3 – 400)

Nhận xét: Beat V trigeminy có số lượng nhiều nhất trong khi số trường hợp Holter ECG có xuất hiện beat V bigeminy là cao nhất.

3.3. Xây dựng mô hình AI có đủ năng lực chẩn đoán ngoại tâm thu thất

Bảng 6. Năng lực chẩn đoán ngoại tâm thu thất của mô hình AI

Tập dữ liệu chuẩn	Se (%)	PPV (%)	Điểm F1 (%)
MIT-BIH	89	94	91
AHA	83	90	86
ESC	91	96	93

Nhận xét: Mô hình AI của chúng tôi có khả năng chẩn đoán ngoại tâm thu thất với độ nhạy trên 80%, giá trị tiên đoán dương trên 90% và điểm F1 trên 85%.

4. BÀN LUẬN

Bảng 7. So sánh độ nhạy và độ đặc hiệu với những nghiên cứu tương tự

Nghiên cứu	Độ nhạy (%)	Điểm F1 (%)
Chúng tôi (MIT-BIH – AHA – ESC)	89 – 83 – 91	91 – 86 – 93
Cai và cộng sự, 2020 (MIT-BIH)[5]	---	85
Jung và cộng sự, 2017 (MIT-BIH)[7]	98	---
Li và cộng sự, 2019 (MIT-BIH)[8]	---	91

Nghiên cứu này đã xây dựng và đánh giá mô hình AI trong việc chẩn đoán ngoại tâm thu thất trên dữ liệu ECG lưu động. Kết quả cho thấy mô hình AI có khả năng phát hiện chính xác các ngoại tâm thu thất, góp phần hỗ trợ bác sĩ lâm sàng trong chẩn đoán và quản lý rối loạn nhịp tim. So sánh với các nghiên cứu tương tự, mô hình AI do chúng tôi xây dựng có độ nhạy thấp hơn với kết quả của Jung và cộng sự trong khi có điểm F1 tương đương hoặc tốt hơn. [5,7,8] Các tác giả khác chủ yếu sử dụng tập dữ liệu chuẩn MIT-BIH để đánh giá mô hình AI nên có thể chưa phản ánh được đầy đủ ưu điểm cũng như điểm cần khắc phục về năng lực chẩn đoán.

Kết quả đánh giá trên ba tập dữ liệu tiêu chuẩn (MIT-BIH, AHA, ESC) cho thấy mô hình AI đạt độ nhạy từ 83% đến 91%, giá trị tiên đoán dương từ 90% đến 96% và điểm F1 từ 86% đến 93%. Đặc biệt, mô hình hoạt động tốt nhất trên tập ESC với điểm F1 đạt 93%, trong khi thấp nhất trên AHA với điểm F1 là 86%. Điều này phản ánh khả năng tổng quát hóa của mô hình khi áp dụng trên các tập dữ liệu khác nhau. So sánh với các phương pháp truyền thống, mô hình AI mang lại hiệu suất vượt trội nhờ khả năng khai thác đặc trưng phức tạp từ tín hiệu ECG. Tuy nhiên, sự chênh lệch về độ nhạy giữa các tập dữ liệu cho thấy sự ảnh hưởng của các yếu tố như đặc điểm dân số, phương pháp thu thập tín hiệu và định nghĩa ngoại tâm thu thất.

Kết quả nghiên cứu khẳng định mô hình AI có thể hỗ trợ đáng kể trong chẩn đoán ngoại tâm thu thất, giúp giảm thiểu sai sót do đánh giá chủ quan của bác sĩ lâm sàng. Với độ nhạy và điểm F1 cao, mô hình AI có thể được triển khai trong các thiết bị theo dõi điện tim liên tục, giúp phát hiện kịp thời các ngoại tâm thu thất nguy hiểm mà người bệnh có thể không nhận biết.[9,10]

Bên cạnh chẩn đoán ngoại tâm thu thất, mô hình AI có tiềm năng mở rộng sang phát hiện nhiều rối loạn nhịp quan trọng khác như rung nhĩ, rối loạn nhịp thất, block dẫn truyền và các dạng rối loạn nhịp nguy

hiểm khác. Điều này đặc biệt quan trọng trong bối cảnh gia tăng ứng dụng thiết bị đeo thông minh và hệ thống theo dõi từ xa. Hơn nữa, mô hình có thể được tích hợp vào các hệ thống AI đa nhiệm, kết hợp với phân tích lâm sàng để cung cấp đánh giá toàn diện về tình trạng tim mạch của người bệnh, hỗ trợ bác sĩ trong việc đưa ra quyết định điều trị cá nhân hóa. [9,10]

Mặc dù đạt kết quả ban đầu khả quan, mô hình AI của chúng tôi xây dựng vẫn vẫn còn một số hạn chế cần được tinh chỉnh để đảm bảo tính chính xác khi triển khai trên các quần thể người bệnh khác nhau. Từ đó, một số hướng hoàn thiện và phát triển quan trọng cho những nghiên cứu tiếp theo bao gồm: (1) Mở rộng dữ liệu huấn luyện thông qua việc tiếp tục thu thập và kết hợp nhiều tập dữ liệu ECG từ các nguồn khác nhau để tăng cường khả năng tổng quát hóa, (2) thực hiện thẩm định năng lực tầm soát ngoại tâm thu thất của mô hình AI trên tập dữ liệu thực tế, (3) tiếp tục tập huấn mô hình AI về các đặc điểm của ngoại tâm thu thất như hình dạng, số lượng và vị trí ổ phát nhịp, hiện tượng R/T, (4) huấn luyện nhận diện những beat phức tạp hơn như dẫn truyền lệch hướng và beat thoát để đa dạng hoá năng lực chẩn đoán và (5) tối ưu thuật toán bằng cách áp dụng các kỹ thuật học sâu tiên tiến như transformer hoặc mô hình lai để nâng cao độ chính xác và tốc độ xử lý.

Sản phẩm của nhóm nghiên cứu có thể ứng dụng thực tế, tích hợp với thiết bị đeo thông minh, giúp giám sát nhịp tim theo thời gian thực. Lượng dữ liệu song hành này sẽ trở thành nguồn bền vững để tiếp tục hoàn thiện năng lực chẩn đoán của mô hình AI. Nghiên cứu này không chỉ cho thấy tiềm năng của AI trong chẩn đoán ngoại tâm thu thất mà còn mở ra hướng phát triển rộng hơn cho ứng dụng AI trong lĩnh vực rối loạn nhịp tim, góp phần cải thiện chất lượng chẩn đoán và điều trị tim mạch trong tương lai.

5. KẾT LUẬN

Mô hình AI do nhóm nghiên cứu xây dựng dựa trên dữ liệu lớn Holter ECG 24 giờ có năng lực phù hợp để tầm soát ngoại tâm thu thất. Việc ứng dụng mô hình AI vào thực tế lâm sàng là hoàn toàn khả thi song song với việc tiếp tục hoàn thiện khả năng chẩn đoán ngoại tâm thu thất.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Marcus GM. Evaluation and Management of Premature Ventricular Complexes. Circulation. 2020 Apr 28;141(17):1404-1418. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.119.042434.

[2] Zeppenfeld K, Tfelt-Hansen J, de Riva M, Winkel BG, Behr ER, Blom NA, Charron P, Corrado D, Dagres N, de Chillou C, Eckardt L, Friede T, Haugaa KH, Hocini M, Lambiase PD, Marijon E, Merino JL, Peichl P, Priori SG, Reichlin T, Schulz-Menger J, Sticherling C, Tzeis S, Verstrael A, Volterrani M; ESC Scientific Document Group. 2022 ESC Guidelines for the management of patients with ventricular arrhythmias and the prevention of sudden cardiac death. Eur Heart J. 2022 Oct 21;43(40):3997-4126. doi: 10.1093/eurheartj/ehac262.

[3] Amoni M, Dries E, Ingelaere S, Vermoortele D, Roderick HL, Claus P, Willems R, Sipido KR. Ventricular Arrhythmias in Ischemic Cardiomyopathy-New Avenues for Mechanism-Guided Treatment. Cells. 2021 Oct 1;10(10):2629. doi: 10.3390/cells10102629.

[4] Babayiğit E, Ulus T, Görenek B. State-of-the-art look at premature ventricular complex diagnosis and management: Key messages for practitioners from the American College of Cardiology Electrophysiology Council. Turk Kardiyol Dern Ars. 2020 Oct;48(7):707-713. English. doi: 10.5543/tkda.2020.69786.

[5] Cai Z., Li J., Johnson A.E., Zhang X., Shen Q., Zhang J., Liu C. Rule-based rough-refined two-step-procedure for real-time premature beat detection in single-lead ECG. Physiol. Meas. 2020;41:54001–54004. doi: 10.1088/1361-6579/ab87b4.

[6] ECG Databases. https://www.physionet.org/physiotools/wag/evnode3.htm. (Accessed on Mar 30, 2025)

[7] Jung Y., Kim H. Detection of PVC by using a wavelet-based statistical ECG monitoring procedure. Biomed. Signal Process. Control. 2017;36:176–182. doi: 10.1016/j.bspc.2017.03.023.

[8] Li Q., Liu C., Li Q., Shashikumar S.P., Nemati S., Shen Z., Clifford G.D. Ventricular ectopic beat detection using a wavelet transform and a convolutional neural network. Physiol. Meas. 2019;40:55001–55002. doi: 10.1088/1361-6579/ab17f0.

[9] Sun X, Yin Y, Yang Q, Huo T. Artificial intelligence in cardiovascular diseases: diagnostic and therapeutic perspectives. Eur J Med Res. 2023 Jul 21;28(1):242. doi: 10.1186/s40001-023-01065-y.

[10] Koulaouzidis G, Jadczyk T, Iakovidis DK, Koulaouzidis A, Bisnaire M, Charisopoulou D. Artificial Intelligence in Cardiology-A Narrative Review of Current Status. J Clin Med. 2022 Jul 5;11(13):3910. doi: 10.3390/jcm11133910.