Artificial Intelligence in the Screening and Management of Cardiac Arrhythmias

Nguyen Khiem Thao ✉, **Huynh Van Minh**
Hue University of Medicine and Pharmacy

▶ **Correspondence to**
Dr. Nguyen Khiem Thao
Department of Internal Medicine, Hue University of Medicine and Pharmacy
Email: thaonkmd@yahoo.com

▶ Received 07 May 2025
Accepted 30 May 2025
Published online 21 June 2025

To cite: Nguyen KT, Huynh VM. *J Vietnam Cardiol* 2025;**115**:12-17

ABSTRACT

In addition to ambulatory heart rhythm monitors (Holter ECG), several other types of devices such as smart watches, smartphones, and insertable cardiac monitors also contribute to making the diagnosis and management of arrhythmias more convenient. However, the processing of filtering data and analysis of the huge amount of electrocardiogram (ECG) data from these devices cannot be done manually but requires the help of artificial intelligence (AI).

The application of AI in ECG and Holter ECG data analysis not only helps reduce the workload of ECG analysis physicians but also supports faster and more accurate diagnosis. Some studies show that automated AI analysis combined with other clinical information can suggest clinical prognosis of cardiac events related to arrhythmias and monitor response of treatment more effectively.

AI technology has advanced significantly and is increasingly being utilized in the treatment of complex arrhythmias, including atrial fibrillation (AF) and ventricular tachycardia (VT). Initial clinical intervention studies have shown that the application of AI can help to identify targeted/ interested zones of arrhythmias for ablation, improve intervention outcomes, shorten intervention times, but not increase the risk of complications.

Key words: Artificial intelligence, atrial fibrillation, ventricular tachycardia.

Trí tuệ nhân tạo trong sàng lọc và quản lý rối loạn nhịp tim

Nguyễn Khiêm Thao ✉, **Huỳnh Văn Minh**
Trường Đại học Y Dược, Đại học Huế

▶ **Tác giả liên hệ**
BS. Nguyễn Khiêm Thao
Bộ môn Nội, Trường Đại học Y Dược, Đại học Huế
Email: thaonkmd@yahoo.com

▶ Nhận ngày 07 tháng 05 năm 2025
Chấp nhận đăng ngày 30 tháng 05 năm 2025
Xuất bản online ngày 21 tháng 06 năm 2025

Mẫu trích dẫn: Nguyen KT, Huynh VM. *J Vietnam Cardiol* 2025;**115**:12-17

TÓM TẮT

Ngoài máy theo dõi nhịp tim lưu động (Holter ECG), một số loại thiết bị khác như đồng hồ thông minh, điện thoại thông minh và máy theo dõi tim cấy dưới da cũng góp phần giúp chẩn đoán và quản lý loạn nhịp tim được thuận tiện hơn. Tuy nhiên, việc xử lý lọc dữ liệu và phân tích lượng lớn dữ liệu điện tâm đồ (ECG) từ các thiết bị này không thể thực hiện thủ công mà cần sự trợ giúp của trí tuệ nhân tạo (AI).

Việc ứng dụng AI trong phân tích dữ liệu ECG và Holter ECG không chỉ giúp giảm khối lượng công việc của các bác sĩ phân tích ECG, mà còn hỗ trợ chẩn đoán nhanh hơn và chính xác hơn. Một số nghiên cứu cho thấy phân tích AI tự động kết hợp với các thông tin lâm sàng khác có thể gợi ý tiên lượng các biến cố tim mạch trên lâm sàng liên quan đến loạn nhịp tim và theo dõi đáp ứng điều trị hiệu quả hơn.

Công nghệ AI đã tiến bộ đáng kể và ngày càng được sử dụng nhiều hơn

trong điều trị các rối loạn nhịp phức tạp, bao gồm rung nhĩ (RN) và nhịp nhanh thất (VT). Các nghiên cứu can thiệp triệt phá loạn nhịp tim đã cho thấy việc áp dụng AI có thể giúp xác định các vùng loạn nhịp mục tiêu để triệt phá nhanh hơn, cải thiện kết quả can thiệp, rút ngắn thời gian can thiệp nhưng không làm tăng nguy cơ biến chứng.

Từ khóa: Trí tuệ nhân tạo, rung nhĩ, nhịp nhanh thất.

GIỚI THIỆU

Trên lâm sàng, nhiều trường hợp loạn nhịp tim khởi phát đột ngột, xuất hiện không liên tục hoặc thay đổi mức độ nặng ở những thời điểm khác nhau và trong các điều kiện khác nhau. Do đó, việc chẩn đoán loại loạn nhịp tim có thể gặp khó khăn do thiếu hình ảnh ECG của loạn nhịp tim, đặc biệt là những hình ảnh ECG của loạn nhịp liên quan đến các triệu chứng của bệnh nhân. Theo dõi Holter ECG dài hạn không chỉ làm tăng khả năng ghi nhận được hình ảnh ECG của loạn nhịp tim, mà còn xác định các triệu chứng liên quan cùng lúc xuất hiện loạn nhịp (nếu có). Hơn nữa, việc ghi lại thời điểm khởi phát, thời gian kéo dài và cách kết thúc loạn nhịp tim, cũng như thông tin về nhịp tim nền cơ bản và đặc tính dẫn truyền trong tim, sẽ rất hữu ích cho các bác sĩ lâm sàng trong việc quyết định chiến lược điều trị. Mặt khác, Holter ECG cũng được sử dụng để theo dõi đáp ứng của bệnh nhân đối với điều trị loạn nhịp tim, phát hiện các tác dụng phụ không mong muốn của thuốc chống loạn nhịp lên nhịp tim nền cơ bản/ dẫn truyền trong tim từ lúc bắt đầu và điều chỉnh thuốc chống loạn nhịp tim. Mặc dù Holter ECG có nhiều ưu điểm, tuy nhiên đòi hỏi cần có bác sĩ tim mạch hoặc chuyên gia về loạn nhịp tim thực hiện phân tích nhanh chóng, đầy đủ và chính xác trong các trường hợp loạn nhịp tim phức tạp. Ngoài ra, dữ liệu Holter ECG thường có dung lượng lớn, đặc biệt trong các trường hợp theo dõi liên tục trong nhiều ngày (lên đến 30 ngày), có thể gây áp lực về thời gian và kỹ năng cần thiết để lọc nhiễu và phân tích của bác sĩ. Do đó, việc kết hợp ứng dụng AI trong hỗ trợ lọc dữ liệu Holter ECG, phân tích sơ bộ để phát hiện và phân loại loạn nhịp sẽ làm giảm đáng kể thời gian phân tích cũng như tăng độ chính xác của chẩn đoán [1].

Việc sử dụng Holter ECG cũng có những hạn chế trong việc theo dõi và phát hiện loạn nhịp có tần suất xuất hiện ít/ rất ít, biểu hiện thoáng qua và không có tác nhân/ hoàn cảnh khởi phát loạn nhịp rõ ràng. Ngoài ra, Holter ECG có thể không có sẵn và không thoải mái cho bệnh nhân khi theo dõi dài ngày. Do đó, sự phát triển của các loại thiết bị di động thông minh cá nhân khác như đồng hồ và điện thoại thông minh có thể hỗ trợ ghi ECG đơn giản (chỉ có một đạo trình) mang đến khả năng phát hiện loạn nhịp và theo dõi các triệu chứng liên quan đến loạn nhịp tim được thuận tiện hơn. Các ứng dụng AI trên thiết bị di động cung cấp khả năng phân tích nhanh các đoạn ECG để phát hiện các loạn nhịp tiềm ẩn trong quá trình ghi ECG. Dữ liệu này có thể được lưu trữ để bác sĩ tim mạch có thể xem lại sau này và phân tích lại chính xác hơn. Tuy nhiên, các thiết bị thông minh cá nhân này cũng có những hạn chế về độ chi tiết của tín hiệu ECG và giới hạn chỉ ghi được một đạo trình ECG. Ngoài ra, các thiết bị này chỉ được thiết kế để sàng lọc một số loại loạn nhịp tim nhất định như rung nhĩ và ngoại tâm thu thất [2].

Việc sử dụng AI để kết hợp thông tin từ nhiều nguồn có thể giúp đánh giá ban đầu về nguy cơ tim mạch, đặc biệt là ở nhóm bệnh nhân mắc bệnh cơ tim không do thiếu máu cục bộ hoặc bệnh nhân bị hội chứng vành cấp. Ứng dụng AI có thể hỗ trợ bác sĩ trong phân tầng nhanh chóng các nguy cơ tim mạch và đưa ra các chiến lược điều trị phù hợp. Sự phát triển công nghệ của phần cứng giúp gia tăng sức mạnh của AI trong việc hỗ trợ điều trị can thiệp triệt phá các loại loạn nhịp phức tạp như RN dai dẳng kéo dài [3] và VT hiệu quả hơn [4].

AI TRONG SÀNG LỌC VÀ CHẨN ĐOÁN RỐI LOẠN TIM

Dữ liệu thu thập được thông qua các thiết bị thông minh có thể giúp gợi ý về loạn nhịp tim chủ yếu bao gồm dữ liệu quang thể tích (PPG) và dữ liệu hình ảnh ECG trực tiếp (một hoặc nhiều đạo trình). Trong đó dữ liệu PPG được sử dụng để phân tích nhịp tim đơn giản và thường được dùng trên các thiết bị di động thông minh cá nhân nhỏ gọn. Dữ liệu hình ảnh ECG có độ chính xác cao hơn được sử dụng để hỗ trợ sàng lọc các loạn nhịp tim cụ thể. Vòng đeo tay thông minh có phần mềm AI phân tích dữ liệu PPG có thể được sử dụng để cảnh báo nghi ngờ rung nhĩ ở những bệnh nhân có nguy cơ. Một nghiên cứu của Guo Y và cộng

sự đã tiến hành theo dõi PPG trong ít nhất 14 ngày trên khoảng 246,541 người tham gia và ghi nhận được khoảng 87% số người "nghi ngờ RN" được xác định có RN thực sự trong quá trình theo dõi lâm sàng [5]. Nghiên cứu này ghi nhận giá trị tiên đoán dương tính của tín hiệu PPG là 91,6% (95% CI, 91,5% - 91,8%). Nghiên cứu Apple Heart Study đã sử dụng một ứng dụng AI được tích hợp trên Apple Watch để phân tích hình ảnh ECG một đạo trình ở hơn 419 nghìn người tham gia, với thời gian theo dõi trung bình là 117 ngày. Nghiên cứu ghi nhận rằng trong nhóm người có cảnh báo "nhịp không đều" và được theo dõi tiếp bằng miếng dán ECG sau đó, ghi nhận được khoảng 34% trường hợp được xác định là RN với giá trị tiên đoán dương là 0.84 (95% CI, 0.76 – 0.92) [2]. Một nghiên cứu khác của Ford C và cộng sự ghi nhận đồng hồ thông minh và vòng đeo tay thông minh có độ chính xác tổng thể khá cao trong việc phát hiện RN từ 87% đến 91% [6]. Tuy nhiên, cần lưu ý rằng khi dựa trên dữ liệu PPG và ECG một chuyển đạo, có tới 38% đến 43% dữ liệu không thể được phân loại là có hay không có RN khi được phân tích bằng các mô hình AI.

Một nghiên cứu của Mannhart D và cộng sự đã so sánh trực tiếp độ chính xác trong chẩn đoán RN của năm thiết bị thông minh di động phổ biến dựa trên dữ liệu ECG một đạo trình. Chẩn đoán được xác nhận bởi bác sĩ lâm sàng dựa trên phân tích ECG 12 chuyển đạo được đo trước đó. Kết quả nghiên cứu cho thấy độ nhạy của các thiết bị dao động từ 58% đến 85% và độ đặc hiệu dao động từ 69% đến 79% [7]. Trong những trường hợp không thể kết luận được chẩn đoán cho đoạn ECG dựa trên mô hình AI tích hợp (chiếm tỷ lệ từ 17% đến 26%), 99% hình ảnh đoạn ECG vẫn có thể được phân tích lại thủ công và kết luận chẩn đoán bởi bác sĩ tim mạch.

Ứng dụng AI cũng được dùng để hỗ trợ phân tích những dữ liệu phức tạp của máy ghi ECG di động. Johnson LS và coojgn sự nghiên cứu khả năng chẩn đoán của mô hình AI tổng hợp (DeepRhythmAI) so với kỹ thuật viên đọc ECG trong việc phân tích dữ liệu ECG di động và đưa ra chẩn đoán [8]. Các kết quả chẩn đoán rối loạn nhịp tim quan trọng của DeepRhythmAI được ghi lại và so sánh với kỹ thuật viên đọc ECG cho thấy độ nhạy chẩn đoán tốt hơn (98,6% so với 80,3%), tỷ lệ âm tính giả thấp hơn (0,32% so với 4,43%) tương ứng với khả năng kỹ thuật viên bỏ sót chẩn đoán cao hơn gần 14 lần so với mô hình AI. Tuy nhiên, DeepRhythmAI có tỷ lệ dương tính giả cao hơn kỹ thuật viên. Nghiên cứu này cho thấy khả năng sử dụng các mô hình AI trong phân tích Holter ECG có thể hữu ích trong thực hành lâm sàng.

Ở những bệnh nhân đau ngực nghi ngờ nhồi máu cơ tim cấp, việc sử dụng mô hình AI không chỉ có thể hỗ trợ chẩn đoán/ loại trừ bệnh mà còn giúp phân tầng nhanh nguy cơ tim mạch của bệnh nhân. Một nghiên cứu của Lee MS và cộng sự đã cho thấy ngoài việc tuân thủ các quy trình thống nhất đã có để chẩn đoán bệnh, một mô hình AI dựa trên phân tích ECG có thể xác định và dự đoán các biến cố tim mạch ở những bệnh nhân nhồi máu cơ tim cấp. Trong đó, khả năng chẩn đoán của mô hình AI có diện tích dưới đường cong (AUC) là 0.866, tương tự như thang điểm HEART là 0.858 và vượt trội hơn các phương pháp đánh giá khác như thang điểm GRACE 2.0, mức troponin độ nhạy cao và điểm Physician AMI [9]. Nghiên cứu này gợi ý việc ứng dụng AI trong phòng cấp cứu để hỗ trợ chẩn đoán và phân tầng nguy cơ cho những bệnh nhân nghi ngờ nhồi máu cơ tim cấp. Tuy nhiên, vì đây là nhóm bệnh cấp tính quan trọng, có nguy cơ cao nên tránh chỉ dựa vào mô hình AI để chẩn đoán và dự đoán bệnh, mà nên kết hợp các chỉ dẫn đã được khuyến cáo với mô hình AI để đưa ra kế hoạch chăm sóc bệnh nhân chủ động hơn.

AI TRONG VIỆC DỰ ĐOÁN NGUY CƠ TIM MẠCH

Dự đoán nguy cơ rung nhĩ

Việc xác định những đối tượng có nguy cơ lâm sàng cao bị RN giúp tăng cường hiệu quả của các chiến lược sàng lọc nhằm phát hiện sớm và can thiệp kịp thời, từ đó làm giảm nguy cơ biến chứng liên quan đến RN. Điểm số nguy cơ lâm sàng, cụ thể như CHARGE-AF và HARMS2-AF, đã chứng minh được tính hữu ích trong việc ước lượng nguy cơ bị RN mới xuất hiện trong 5 năm. Ngoài ra, việc áp dụng các mô hình AI phân tích khối dữ liệu ECG mang đến cách tiếp cận đầy hứa hẹn giúp cải thiện dự đoán nguy cơ và hỗ trợ ra quyết định lâm sàng chủ động. Choi JH và cộng sự cho thấy khi áp dụng các thuật toán học máy trên các tập dữ liệu đã xác thực bên ngoài, mô hình sử dụng

dữ liệu khối ECG vượt trội hơn mô hình sử dụng dữ liệu ECG đơn lẻ trong việc dự đoán RN mới xuất hiện. Cụ thể là có độ nhạy cao hơn (81% so với 74,4%), độ đặc hiệu (82,2% so với 74,2%) và độ chính xác (81,6% so với 74,3%) tốt hơn [10]. Đánh giá nguy cơ bị RN nên được cập nhật định kỳ, vì các yếu tố nguy cơ của từng cá nhân có thể phát triển dần hoặc tích tụ theo thời gian. Hơn nữa, vì hầu hết các mô hình dự đoán AI rút ra trên các quần thể dân tộc nhất định, nên cần xem xét tính không đồng nhất về mặt di truyền vì nó có thể ảnh hưởng đến độ chính xác và khả năng khái quát hóa của các mô hình dự đoán RN.

Dự đoán nguy cơ xảy ra các biến cố loạn nhịp thất và đột tử do tim

Các mô hình dự đoán nguy cơ đối với loạn nhịp thất hoặc đột tử do tim có thể có hạn chế khi áp dụng rộng rãi cho dân số chung vì tính không đồng nhất của các bệnh lý khác nhau. Các bệnh lý loạn nhịp thất khác nhau có thể có các cơ chế loạn nhịp riêng biệt, mức độ gây loạn nhịp khác nhau, độ nặng và sự tiến triển bệnh khác nhau theo thời gian. Ngoài ra, các bệnh lý đồng mắc ngoài tim có thể ảnh hưởng đến sự tiến triển của loạn nhịp thất, làm phức tạp thêm việc phân tầng nguy cơ của bệnh nhân. Do đó, việc áp dụng hiệu quả các mô hình dự đoán đòi hỏi phải đánh giá toàn diện bệnh tim mạch nền, cũng như các yếu tố khác góp phần thúc đẩy loạn nhịp tiến triển. Việc xác định những bệnh nhân có nguy cơ cao đột tử do loạn nhịp thất có vai trò rất quan trọng để tiên lượng và thực hiện các chiến lược điều trị phù hợp. Cần đặc biệt chú ý đến các nhóm dân số có nguy cơ cao, bao gồm những bệnh nhân bị bệnh tim thiếu máu cục bộ, bệnh cơ tim phì đại, hội chứng loạn nhịp liên quan di truyền (ví dụ: hội chứng Brugada, hội chứng QT dài, nhịp nhanh thất đa dạng liên quan catecholamine) và những bệnh nhân suy tim trong suốt quá trình chăm sóc và quản lý bệnh.

Ở những bệnh nhân mắc bệnh cơ tim không do thiếu máu cục bộ, các mô hình dự đoán đa phương thức đã chứng minh được độ chính xác cao hơn trong việc đánh giá nguy cơ đột tử do tim. Kolk MZH và cộng sự đã thực hiện một mô hình học sâu, DEEP RISK, kết hợp các dữ liệu lâm sàng, hình ảnh tăng tín hiệu gadolinium muộn (LGE) trên cộng hưởng từ tim (MRI) và các đặc điểm trên ECG để dự đoán khả năng xảy ra loạn nhịp thất đe dọa tính mạng [11]. Trong nhóm bệnh nhân được xác thực, khả năng dự đoán của mô hình đạt được AUC là 0.84 (95% CI, 0.71 – 0.96), với độ nhạy là 0.98 (95% CI, 0.75 – 1.00) và độ đặc hiệu là 0.73 (95% CI, 0.58 – 0.97). Nghiên cứu cũng chứng minh rằng phương pháp tiếp cận đa phương thức được tích hợp vượt trội hơn các mô hình dựa trên từng phương thức đơn lẻ. Cụ thể, AUC của khả năng dự đoán cho các mô hình chỉ dùng MRI, chỉ dùng ECG và lâm sàng đơn thuần lần lượt là 0.80 (95% CI, 0.65 – 0.94), 0.54 (95% CI, 0.26 – 0.82) và 0.64 (95% CI, 0.39 – 0.87), nhấn mạnh giá trị gia tăng của việc kết hợp các nguồn dữ liệu đa dạng vào trong mô hình dự đoán.

Nakamura T và cộng sự đã thực hiện ứng dụng mô hình AI sử dụng mạng nơ-ron tích hợp để dự đoán các biến cố rung thất (VF) ở những bệnh nhân có ECG Brugada [12]. Nghiên cứu bao gồm 157 bệnh nhân, với tổng cộng 2,053 bản ghi ECG được phân tích và phân thành năm tập dữ liệu riêng biệt để xác thực chéo. Mô hình đã chứng minh hiệu quả dự đoán của mô hình đầy hứa hẹn, đạt được AUC trung bình là 0.81 ± 0.09. Các số liệu hiệu quả dự đoán khác của mô hình bao gồm độ chính xác tổng thể là 0.93 ± 0.02, khả năng thu hồi là 0.77 ± 0.14, giá trị tiên đoán âm là 0.94 ± 0.11 và giá trị tiên đoán dương là 0.44 ± 0.29. Những phát hiện này cho thấy các mô hình học sâu dựa trên ECG có thể có tiềm năng phân tầng rủi ro VF ở những bệnh nhân mắc hội chứng Brugada.

ỨNG DỤNG AI TRONG CAN THIỆP NHỊP TIM

Thu thập dữ liệu toàn diện bao gồm các đặc điểm trên lâm sàng, ECG trong và ngoài các cơn loạn nhịp, cũng như thông tin cấu trúc và chức năng tim là cần thiết để lập kế hoạch điều trị triệt phá loạn nhịp tim được hiệu quả. Phân tích thủ công truyền thống các nguồn dữ liệu này có thể tốn nhiều thời gian và công sức, đặc biệt là trong việc xác định cơ chế loạn nhịp và định vị các vùng khởi phát loạn nhịp quan trọng để triệt phá thành công. Việc từng bước tích hợp các công cụ AI để tổng hợp và phân tích dữ liệu từ nhiều phương thức khác nhau, bao gồm ECG bề mặt, MRI tim, chụp cắt lớp vi tính (CT) tim và tiwsn hiệu điện học trong tim từ việc khảo sát điện sinh lý và lập bản đồ giải phẫu điện học tim. Các hệ thống AI hỗ trợ đã

chứng minh hiệu quả trong giảm thời gian phân tích cơ chế loạn nhịp, định vị các ổ loạn nhịp với độ chính xác cao hơn, cải thiện kết quả triệt phá và giảm thiểu tổn thương mô. Nghiên cứu của Fox SR và cộng sự cho thấy hiệu quả của ứng dụng AI trong lập bản đồ giải phẫu điện học và triệt phá loạn nhịp . Cụ thể mô hình Algiúp giảm 19% thời gian triệt phá (p = 0,02), giảm 22,6% thời gian thực hiện thủ thuật (p < 0,001) và giảm 43,7% thời gian chiếu tia X (p < 0,001) so với các phương pháp triệt phá loạn nhịp tiêu chuẩn [4]. Những bằng chứng này cho thấy sự hữu ích của việc dùng AI như một công cụ hỗ trợ ngày càng tăng giúp tối ưu hóa các can thiệp triệt phá loạn nhịp tim.

Nghiên cứu của Liu CM và cộng sự cho thấy vai trò của học sâu trong triệt phá cơn RN kịch phát. Dữ liệu nghiên cứu chứng minh việc áp dụng các thuật toán học sâu có thể giúp dự đoán nguồn gốc của các ổ loạn nhịp khởi kích cơn RN. Đáng chú ý, các ổ loạn nhịp khởi kích nằm ngoài tĩnh mạch phổi (non-PVT) không chỉ khởi phát RN, mà còn góp phần làm giảm hiệu quả của thủ thuật triệt phá nếu không được phát hiện và ra chiến lược triệt phá phù hợp [13]. Mô hình đạt được độ chính xác dự đoán là 88.6 ± 2.3% đối ở nhóm non-PVT, với độ nhạy là 75.0 ± 5.8% và độ đặc hiệu là 95.7 ± 1.8%. AUC của mô hình dự đoán là 0.82 ± 0.01 trên mỗi hình ảnh và 0.88 ± 0.07 trên mỗi bệnh nhân. Những kết quả này nhấn mạnh tính hữu ích trên lâm sàng của mô hình học sâu dựa trên hình ảnh CT tĩnh mạch phổi trong việc xác định những bệnh nhân có nguy cơ cao của non-PVT trước khi thực hiện thủ thuật triệt phá. Cách tiếp cận với AI tích hợp này có thể cá nhân hóa chiến lược triệt phá cho từng bệnh nhân và nâng cao hiệu quả thủ thuật.

Ở các thủ thuật triệt phá phức tạp hơn cho bệnh nhân bị RN dai dẳng, một số nghiên cứu đã ứng dụng AI trong phân tích sự phân tán tín hiệu điện tim đa cực. Phương pháp này nhằm mục đích chuẩn hóa các chiến lược triệt phá RN dai dẳng và cải thiện tính nhất quán trong kết quả thủ thuật của trung tâm chính và các trung tâm vệ tinh. Đáng chú ý, nghiên cứu của Seitz J và cộng sự đã chứng minh rằng việc triển khai phần mềm do AI điều khiển tích hợp đã giúp can thiệp triệt phá đạt kết quả chấm dứt cơn RN ở 92% bệnh nhân tại các trung tâm chính và 83% tại các trung tâm vệ tinh, với sự khác biệt không có ý nghĩa thống kê (p = 0.31) [14]. Hơn nữa, tỷ lệ không có bất kỳ loạn nhịp nhĩ nào sau thủ thuật (bất kể có sử dụng thuốc chống loạn nhịp hay không) đạt được là 54% sau một thủ thuật duy nhất và tăng lên 73% sau trung bình 1,3 thủ thuật cho mỗi bệnh nhân (p < 0,001). Những bằng chứng này cho thấy tiềm năng của lập bản đồ giải phẫu điện học có tích hợp hỗ trợ AI để chuẩn hóa kết quả can thiệp triệt phá được đồng nhất giữa các trung tâm. Tuy nhiên bên cạnh đó cho thấy việc điều trị triệt phá RN dai dẳng vẫn còn là thách thức, ngay cả với các chiến lược cắt đốt được tăng cường công nghệ AI.

Dự đoán kết quả trung hạn và dài hạn sau khi cắt đốt RN theo truyền thống dựa trên sự kết hợp của các thông tin lâm sàng, bao gồm đặc điểm bệnh tim nền, các thông tin về cấu trúc và chức năng tim, mức độ giãn nhĩ trên siêu âm tim, triệt phá đạt được chấm dứt RN trong khi thực hiện thủ thuật và cô lập tĩnh mạch phổi thành công hay không. Tuy nhiên, khả năng tiên lượng sử dụng các yế tố truyền thống này không đồng nhất giữa các nghiên cứu. Các nghiên cứu hiện tại đã đề xuất tích hợp các mô hình AI để nâng cao hiệu suất dự đoán bằng cách kết hợp dữ liệu từ hình ảnh PV trên chụp CT trước khi thực hiện thủ thuật, điện tâm đồ trong buồng tim và ECG bề mặt. Các phương pháp tiếp cận tích hợp AI này có tiềm năng cải thiện phân tầng bệnh nhân và hướng dẫn các chiến lược điều trị và theo dõi dài hạn. Nghiên cứu của Tang S và cộng sự đã chứng minh rằng một mô hình AI hợp nhất kết hợp tín hiệu điện trong tâm nhĩ, ECG và các đặc điểm lâm sàng mang lại độ chính xác dự đoán cao nhất cho thành công của thủ thuật, với AUC là 0,859 [15]. Tương tự nghiên cứu của Asaeikheybari G và cộng sự cho thấy phân tích hình ảnh PV dựa trên AI giúp xác định các đặc điểm cấu trúc của PV có liên quan đáng kể đến sự tái phát RN, nhấn mạnh tiềm năng của AI trong việc tinh chỉnh dự đoán rủi ro và lập chiến lược thực hiện thủ thuật can thiệp triệt phá RN [16].

KẾT LUẬN

Trí tuệ nhân tạo và các mô hình học sâu đang phát triển nhanh chóng và ngày càng được tích hợp vào nhiều lĩnh vực khác nhau của y học lâm sàng. Trong lĩnh vực điện sinh lý tim, AI đã chứng minh tiềm năng đáng

kể từ việc hỗ trợ chẩn đoán loạn nhịp tim nhanh chóng và chính xác, cải thiện dự đoán nguy cơ loạn nhịp tim, phân tầng nguy cơ tim mạch liên quan đến rối loạn nhịp tim chính xác hơn. Hơn nữa tiện ích của tích hợp AI không giới hạn ở các ứng dụng chẩn đoán và theo dõi, mà ứng dụng AI đang từng bước đóng góp vào việc tối ưu hóa các kế hoạch điều trị, bao gồm lập chiến lược can thiệp triệt phá loạn nhịp, khả năng hỗ trợ theo thời gian thực trong quá trình can thiệp loạn nhịp tim, từ đó nâng cao hiệu quả của quá trình điều trị.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Fiorina L, Maupain C, Gardella C, et al. Evaluation of an Ambulatory ECG Analysis Platform Using Deep Neural Networks in Routine Clinical Practice. J Am Heart Assoc. 2022;11(18):e026196. doi:10.1161/JAHA.122.026196
2. Perez MV, Mahaffey KW, Hedlin H, et al. Large-Scale Assessment of a Smartwatch to Identify Atrial Fibrillation. N Engl J Med. 2019;381(20):1909-1917. doi:10.1056/NEJMoa1901183
3. Bahlke F, Englert F, Popa M, et al. First clinical data on artificial intelligence-guided catheter ablation in long-standing persistent atrial fibrillation. J Cardiovasc Electrophysiol. 2024;35(3):406-414. doi:10.1111/jce.16184
4. Fox SR, Toomu A, Gu K, et al. Impact of artificial intelligence arrhythmia mapping on time to first ablation, procedure duration, and fluoroscopy use. J Cardiovasc Electrophysiol. 2024;35(5):916-928. doi:10.1111/jce.16237
5. Guo Y, Wang H, Zhang H, et al. Mobile Photoplethysmographic Technology to Detect Atrial Fibrillation. J Am Coll Cardiol. 2019;74(19):2365-2375. doi:10.1016/j.jacc.2019.08.019
6. Ford C, Xie CX, Low A, et al. Comparison of 2 Smart Watch Algorithms for Detection of Atrial Fibrillation and the Benefit of Clinician Interpretation: SMART WARS Study. JACC Clin Electrophysiol. 2022;8(6):782-791. doi:10.1016/j.jacep.2022.02.013
7. Mannhart D, Lischer M, Knecht S, et al. Clinical Validation of 5 Direct-to-Consumer Wearable Smart Devices to Detect Atrial Fibrillation: BASEL Wearable Study. JACC Clin Electrophysiol. 2023;9(2):232-242. doi:10.1016/j.jacep.2022.09.011
8. Johnson LS, Zadrozniak P, Jasina G, et al. Artificial intelligence for direct-to-physician reporting of ambulatory electrocardiography. Nat Med. 2025;31(3):925-931. doi:10.1038/s41591-025-03516-x
9. Lee MS, Shin TG, Lee Y, et al. Artificial intelligence applied to electrocardiogram to rule out acute myocardial infarction: the ROMIAE multicentre study. Eur Heart J. 2025;46(20):1917-1929. doi:10.1093/eurheartj/ehaf004
10. Choi JH, Song SH, Kim H, et al. Machine Learning Algorithm to Predict Atrial Fibrillation Using Serial 12-Lead ECGs Based on Left Atrial Remodeling. J Am Heart Assoc. 2024;13(19):e034154. doi:10.1161/JAHA.123.034154
11. Kolk MZH, Ruipérez-Campillo S, Allaart CP, et al. Multimodal explainable artificial intelligence identifies patients with non-ischaemic cardiomyopathy at risk of lethal ventricular arrhythmias. Sci Rep. 2024;14(1):14889. Published 2024 Jun 27. doi:10.1038/s41598-024-65357-x
12. Nakamura T, Aiba T, Shimizu W, Furukawa T, Sasano T. Prediction of the Presence of Ventricular Fibrillation From a Brugada Electrocardiogram Using Artificial Intelligence. Circ J. 2023;87(7):1007-1014. doi:10.1253/circj.CJ-22-0496
13. Liu CM, Chang SL, Chen HH, et al. The Clinical Application of the Deep Learning Technique for Predicting Trigger Origins in Patients With Paroxysmal Atrial Fibrillation With Catheter Ablation. Circ Arrhythm Electrophysiol. 2020;13(11):e008518. doi:10.1161/CIRCEP.120.008518
14. Seitz J, Durdez TM, Albenque JP, et al. Artificial intelligence software standardizes electrogram-based ablation outcome for persistent atrial fibrillation. J Cardiovasc Electrophysiol. 2022;33(11):2250-2260. doi:10.1111/jce.15657
15. Tang S, Razeghi O, Kapoor R, et al. Machine Learning-Enabled Multimodal Fusion of Intra-Atrial and Body Surface Signals in Prediction of Atrial Fibrillation Ablation Outcomes. Circ Arrhythm Electrophysiol. 2022;15(8):e010850. doi:10.1161/CIRCEP.122.010850
16. Asaeikheybari G, El-Harasis M, Gupta A, et al. Artificial Intelligence-Based Feature Analysis of Pulmonary Vein Morphology on Computed Tomography Scans and Risk of Atrial Fibrillation Recurrence After Catheter Ablation: A Multi-Site Study. Circ Arrhythm Electrophysiol. 2024;17(12):e012679. doi:10.1161/CIRCEP.123.012679