

XÂY DỰNG MÔ HÌNH TRÍ TUỆ NHÂN TẠO ĐỂ TẦM SOÁT RUNG NHĨ TRÊN DỮ LIỆU LỚN ĐIỆN TÂM ĐỒ LƯU ĐỘNG TẠI BỆNH VIỆN NGUYỄN TRÃI

Nguyễn Văn Sĩ^{1,2}, Lê Văn Minh², Hồ Khắc Minh³,
Lê Thanh Phong¹, Quách Thanh Hưng¹

TÓM TẮT

Đại cương: Rung nhĩ là rối loạn nhịp tim có ý nghĩa lâm sàng mang tính phổ biến. Tầm soát rung nhĩ hiện tại được thực hiện dựa trên phần mềm thuật toán (algorithm) với nhiều giới hạn và tạo ra gánh nặng cho nhân viên y tế khi phân tích dữ liệu lớn điện tâm đồ (ECG). Trí tuệ nhân tạo (AI) là công cụ có nhiều tiềm năng để hỗ trợ tầm soát rung nhĩ. **Mục tiêu:** Xây dựng mô hình AI có đủ năng lực tầm soát rung nhĩ và đánh giá năng lực tầm soát rung nhĩ của mô hình AI trên các tập dữ liệu Holter ECG 24 giờ thực tế. **Phương pháp nghiên cứu:** Nghiên cứu hồi cứu dữ liệu lớn Holter ECG 24 giờ được thực hiện tại bệnh viện Nguyễn Trãi từ tháng 3 đến tháng 9 năm 2024. Mô hình AI được xây dựng dựa trên kiến trúc ResNet thuộc về học sâu (deep learning). **Kết quả:** Từ 1089 bộ dữ liệu Holter ECG tập huấn, 3218 đoạn rung nhĩ (1785953 giây) và 2631 đoạn không rung nhĩ (486775 giây) được chọn lọc để xây dựng mô hình AI. Trên 400 bộ dữ liệu Holter ECG lượng giá, mô hình AI đạt độ nhạy 100% và độ đặc hiệu 80% trong tầm soát rung nhĩ. **Kết luận:** Mô hình AI của bệnh viện Nguyễn Trãi có tiềm năng ứng dụng thực tế để tầm soát hiệu quả rung nhĩ trên dữ liệu lớn ECG.

Từ khóa: Rung nhĩ, điện tâm đồ, trí tuệ nhân tạo

SUMMARY

DEVELOPING AN ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODEL FOR ATRIAL FIBRILLATION SCREENING ON BIG AMBULATORY ELECTROCARDIOGRAM DATA AT NGUYEN TRAI HOSPITAL

Background: Atrial fibrillation (AF) is a common clinical arrhythmia with significant implications. Current AF screening is performed using algorithm-based software, which has many limitations and burdens healthcare staff when analyzing big electrocardiography (ECG) data. Artificial intelligence (AI) is a promising tool to support AF screening. **Objectives:** To develop an AI model with sufficient capability to screen for atrial fibrillation and assess the performance of the AI model in screening for atrial fibrillation using real-world 24-hour Holter ECG datasets. **Methods:** A retrospective study of big 24-hour Holter ECG data was conducted at Nguyen Trai

Hospital from March to September 2024. The AI model was built based on the ResNet architecture in deep learning. **Results:** From 1089 training Holter ECG datasets, 3218 AF segments (1785953 seconds) and 2631 non-AF segments (486775 seconds) were selected to build the AI model. On 400 evaluation datasets, the optimal AI model achieved a sensitivity of 100% and specificity of 80% in screening for AF. **Conclusion:** The AI model developed by Nguyen Trai Hospital demonstrates potential for practical application in effectively screening for AF in big ECG data. **Keywords:** Atrial fibrillation, electrocardiogram, artificial intelligence.

I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Rung nhĩ là rối loạn nhịp tim phổ biến và có ý nghĩa lâm sàng quan trọng. Chẩn đoán xác định rung nhĩ thường dựa vào hình ảnh điện tâm đồ (ECG) 12 chuyển đạo. Do có nhiều trường hợp rung nhĩ cơn và rung nhĩ dưới lâm sàng, việc theo dõi ECG lưu động được lựa chọn để tầm soát bệnh và phổ biến nhất ở Việt Nam là Holter ECG 24 giờ.^[1]

Điều trị kháng đông thích hợp trên người bệnh rung nhĩ đã được chứng minh cải thiện biến cố thuyên tắc huyết khối, bao gồm đột quỵ nên việc không nhận diện kịp thời rung nhĩ sẽ dẫn đến không kiểm soát thỏa đáng nguy cơ này.^[1] Ngược lại, chẩn đoán quá tay rung nhĩ có thể dẫn đến khởi trị kháng đông không phù hợp kèm theo với các tác dụng bất lợi từ thuốc. Biện pháp phân tích dữ liệu Holter ECG dựa trên thuật toán (algorithm) là một công cụ đắc lực cho đến hiện tại nhưng vẫn còn tồn tại một số hạn chế. Ngoài ra, phân tích ECG dựa trên thuật toán tuy đem đến sự hỗ trợ nhưng vẫn yêu cầu có sự tham gia đáng kể từ bác sĩ lâm sàng.

Việc sử dụng trí tuệ nhân tạo (AI) để phân tích ECG đã cho thấy những kết quả đầy hứa hẹn trong đó có rung nhĩ. Chính vì vậy, nghiên cứu của chúng tôi được thực hiện nhằm xây dựng mô hình AI trong tầm soát rung nhĩ tại bệnh viện Nguyễn Trãi. **Mục tiêu nghiên cứu:**

1. Xây dựng mô hình AI có đủ năng lực tầm soát rung nhĩ
2. Đánh giá năng lực tầm soát rung nhĩ của mô hình AI trên các tập dữ liệu Holter ECG 24 giờ thực tế

II. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Thời gian. Tháng 3 đến tháng 9 năm 2024.

¹Bệnh viện Nguyễn Trãi

²Đại học Y Dược thành phố Hồ Chí Minh

³Công ty Trách nhiệm Hữu hạn OCTOMED

Chịu trách nhiệm chính: Nguyễn Văn Sĩ

Email: si.nguyen.ump.edu.vn

Ngày nhận bài: 22.01.2025

Ngày phản biện khoa học: 19.2.2025

Ngày duyệt bài: 28.3.2025

2.2. Địa điểm. Bệnh viện Nguyễn Trãi: khoa Tim mạch 1, Tim mạch 2, Tim mạch 3, Lão.

2.3. Mục tiêu 1

2.3.1. Thiết kế nghiên cứu. Hồi cứu dữ liệu.

2.3.2. Cỡ mẫu. Mỗi một bộ dữ liệu Holter ECG 24 giờ, có thể chọn ra 10-40 bằng nhịp điển hình để dán nhãn. Với mục tiêu huấn luyện nhận diện rung nhĩ, cần phân biệt với nhịp xoang là loại nhịp phổ biến và các trường hợp nhịp nhanh/nhịp chậm không phải rung nhĩ, số lượng trường hợp cần như sau:

- Rung nhĩ: ≥ 80 trường hợp
- Không phải rung nhĩ: ≥ 240 trường hợp

2.3.3. Tiêu chuẩn chọn mẫu. Dữ liệu Holter ECG đã được kết luận có và không có rung nhĩ từ bác sĩ lâm sàng.

2.3.4. Tiêu chuẩn loại trừ. Holter ECG thực hiện trên người bệnh có đặt máy tạo nhịp.

2.3.5. Kỹ thuật dán nhãn rung nhĩ

- Dữ liệu Holter ECG sẽ được 2 bác sĩ tim mạch độc lập phân tích và xác định các bằng nhịp có rung nhĩ để dán nhãn.
- Khi có sự không thống nhất về kết luận, 2 bác sĩ sẽ thảo luận với nhau để đạt được thống nhất.

2.3.6. Tập huấn và lượng giá năng lực của AI

- Các mô hình thuộc học sâu (deep learning) sẽ được thử nghiệm trên 3 tập dữ liệu chuẩn là MITBIH, AFDB, ESC và tinh chỉnh để đạt tối ưu các thông số đánh giá năng lực trong nhận diện rung nhĩ.

- Mô hình có độ nhạy 90% sẽ được lựa chọn sử dụng cho mục tiêu 2.

2.4. Mục tiêu 2

2.4.1. Thiết kế nghiên cứu. Hồi cứu dữ liệu.

2.4.2. Cỡ mẫu. Công thức tính cỡ mẫu: dựa trên độ nhạy (Se): $Nse = 1,96 \times Pse \times (1 - Pse)/m^2 \times Pre$

- Pse: 90%
- m: 1%
- Pre: Tần suất rung nhĩ là 12,2% theo nghiên cứu của Yenikomshian M.^[2]

Vì vậy, Nse tối thiểu là 212 bộ data Holter ECG 24 giờ.

2.4.3. Tiêu chuẩn chọn mẫu. Dữ liệu Holter ECG đã thực hiện phân tích bởi bác sĩ với kết quả đọc bao gồm có hay không có rung nhĩ trên kết luận của bác sĩ.

2.4.4. Tiêu chuẩn loại trừ

- Holter thực hiện trên người bệnh có đặt máy tạo nhịp.

2.5. Xây dựng bộ phân loại và huấn luyện mô hình AI có giám sát. Để xây dựng một bộ phân loại rung nhĩ hiệu quả, chúng tôi đã

lựa chọn kiến trúc ResNet (Residual Network) làm nền tảng cho mô hình. ResNet là một trong những tiến bộ quan trọng trong lĩnh vực học sâu, đặc biệt hiệu quả trong việc xử lý các tín hiệu có tính chất phức tạp và độ dài lớn như tín hiệu ECG.

Mô hình ResNet được thiết kế để giải quyết vấn đề suy giảm hiệu suất khi tăng độ sâu của mạng. Trong các mô hình CNN (Convolutional Neural Network) truyền thống, khi số lớp tăng lên, độ chính xác trong huấn luyện thường giảm do hiện tượng biến mất hoặc bùng nổ gradient. ResNet khắc phục điều này bằng cách sử dụng các khối residual, cho phép thông tin từ các lớp trước được chuyển trực tiếp qua các lớp tiếp theo mà không cần qua các lớp trung gian. Cụ thể, một khối residual bao gồm một hoặc nhiều lớp tích chập, nhưng điểm khác biệt chính là có một kết nối ngược (skip connection) được thêm vào, giúp dữ liệu từ đầu vào được cộng trực tiếp vào đầu ra của khối.

Khả năng của ResNet trong việc học các đặc trưng sâu và chi tiết từ dữ liệu ECG giúp mô hình nhận diện rung nhĩ một cách chính xác hơn, đặc biệt là trong các tình huống tín hiệu phức tạp hoặc nhiễu. Điều này làm tăng khả năng tổng quát của mô hình khi áp dụng vào các tình huống thực tế khác nhau, bao gồm cả các ca bệnh phức tạp mà tín hiệu ECG có thể không rõ ràng.

Mô hình này bao gồm các thành phần chính như sau

- Lớp đầu vào: Mô hình nhận tín hiệu ECG với tần số 200Hz, kéo dài trong 60 giây làm đầu vào, cung cấp thông tin ban đầu cho toàn bộ quá trình xử lý.

- Các lớp convolutional: Để trích xuất các đặc trưng cục bộ từ tín hiệu ECG, mô hình sử dụng các lớp convolutional với kích thước bộ lọc lần lượt là [16, 32, 48, 64, 80, 96, 112]. Các lớp này đóng vai trò nhận diện các mẫu và đặc trưng quan trọng từ tín hiệu.

- Batch Normalization, ReLU, Dropout: Sau mỗi lớp convolutional, các bước chuẩn hóa Batch Normalization, hàm kích hoạt ReLU, và Dropout được áp dụng nhằm đảm bảo sự ổn định, giảm thiểu quá khớp, và cải thiện hiệu suất học của mô hình.

- Lớp fully connected: Để kết hợp các đặc trưng đã được trích xuất từ các lớp convolutional, mô hình sử dụng một lớp fully connected. Lớp này hợp nhất thông tin để tạo ra một biểu diễn vector duy nhất.

- Lớp đầu ra: Lớp cuối cùng là một lớp fully connected với 60 đơn vị đầu ra, mỗi đơn vị đại diện cho xác suất của từng cửa sổ 1 giây tương ứng với các trạng thái (bình thường hoặc rung nhĩ).

-Hàm kích hoạt Softmax: Hàm Softmax được sử dụng ở lớp đầu ra để chuẩn hóa các xác suất, đảm bảo tổng các xác suất này bằng 1, từ đó hỗ trợ quá trình phân loại chính xác hơn.

2.6. Đạo đức trong nghiên cứu Y sinh học. Đề tài mang tính chất hồi cứu dữ liệu nên không ảnh hưởng đến quy trình chẩn đoán và điều trị của người bệnh. Thông tin chỉ sử dụng cho mục đích nghiên cứu và đảm bảo bảo mật về định danh cá nhân. Đề tài đã được Hội đồng đạo đức trong nghiên cứu Y sinh học của bệnh viện Nguyễn Trãi cho phép thực hiện.

III. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

Trong thời gian tiến hành nghiên cứu, tổng cộng 1489 bộ Holter ECG 24 giờ được thu thập hồi cứu. Trong đó, 1089 bộ ECG được sử dụng để xây dựng dữ liệu tập huấn và 400 bộ để đánh giá năng lực tầm soát rung nhĩ của mô hình AI. Có 134 trường hợp không tìm thấy kết quả đọc từ bác sĩ lâm sàng nên không được đưa vào phân tích đặc điểm dân số.

3.1. Đặc điểm dân số nghiên cứu

Bảng 1. Tuổi và giới

	Chung (N=1354)	Tập huấn (N=992)	Đánh giá (N=362)	p-value
Tuổi (năm)	67,0 (58,0-75,0)	68,0 (59,0-76,0)	66,0 (57,0-74,0)	0,049
≥75 tuổi	355 (26,2)	271 (27,3)	84 (23,2)	0,146
Giới nữ	843 (62,3)	605 (61,0)	238 (65,7)	0,125

3.2. Tỷ lệ rung nhĩ trên Holter ECG 24 giờ. Kết luận rung nhĩ trên các bộ ECG 24 giờ được xác định độc lập bởi 2 bác sĩ tim mạch.

Bảng 2. Tỷ lệ rung nhĩ trong dân số nghiên cứu

	Chung (N=1489)	Tập huấn (N=1089)	Đánh giá (N=400)	p-value
Rung nhĩ	107 (7,2)	82 (7,5)	25 (6,3)	>0,05

3.3. Xây dựng mô hình AI có đủ năng lực tầm soát rung nhĩ. Từ 1089 bộ Holter ECG 24 giờ để phục vụ cho tập huấn AI, nhóm nghiên cứu chọn ra các băng nhịp rung nhĩ và băng nhịp không rung nhĩ. Trong số các băng nhịp không rung nhĩ, 3 phân nhóm được lựa chọn đưa vào tập huấn là nhịp xoang, nhịp nhanh không phải rung nhĩ và nhịp chậm không phải rung nhĩ.

Bảng 3. Đặc điểm số băng nhịp sử dụng để tập huấn mô hình AI

	Số trường hợp	Số băng nhịp	Thời gian (phút)
Rung nhĩ	82	3218	29765
Không rung nhĩ	1007	2631	8112
- Nhịp xoang	1023	1867	5600
- Nhịp nhanh	246	505	1885

- Nhịp chậm	146	259	627
-------------	-----	-----	-----

Chúng tôi sử dụng dữ liệu từ 1089 trường hợp Holter 24 giờ, trong đó có 82 ca rung nhĩ, bao gồm:

- Rung nhĩ: 3218 đoạn ECG, tổng cộng 1785953 giây tín hiệu

- Không rung nhĩ: 2631 đoạn ECG, tổng cộng 486775 giây tín hiệu

Về tổng thể, gần 380000 đoạn dữ liệu ECG 60 giây đã được sử dụng cho quá trình huấn luyện. Trong quá trình huấn luyện, dữ liệu được chia thành các tập huấn luyện và đánh giá để đảm bảo khả năng tổng quát hóa của mô hình.

Sau khi tiến hành tập huấn tập huấn, mô hình AI được lựa chọn cho thấy đạt đủ độ nhạy (Se) yêu cầu đối với 3 tập dữ liệu chuẩn là MITBIH, AFDB và ESC để có thể tiến hành mục tiêu tiếp theo trên dữ liệu thực tế.

Bảng 4. Giá trị chẩn đoán rung nhĩ của AI trên tập dữ liệu tham chiếu

Tập dữ liệu chuẩn	ESe	E+P	DSe	D+P
MITBIH	0,84	0,72	0,95	0,87
AFDB	0,90	0,95	0,82	0,99
ESC	1	0,08	1	0,83

- ESe: Độ nhạy (sensitivity) tính trên số băng nhịp của tập tham chiếu

- E+P: Độ chính xác (precision) tính trên số băng nhịp của tập tham chiếu

- DSe: Độ nhạy (sensitivity) tính trên thời gian của tập tham chiếu

- D+P: Độ chính xác (precision) tính trên thời gian của tập tham chiếu

3.4. Năng lực tầm soát rung nhĩ của mô hình AI dựa trên phân tích hồi cứu dữ liệu Holter ECG 24 giờ thực tế

Bảng 5. Giá trị tầm soát rung nhĩ của mô hình AI trên bộ dữ liệu đánh giá

Độ nhạy	1
Độ đặc hiệu	0,80

IV. BÀN LUẬN

Khảo sát của chúng tôi cho thấy tuổi dân số nghiên cứu ở mức cao. Đáng lưu ý, tỉ lệ từ 65 tuổi trở lên chiếm hơn một nửa người tham gia. Kết quả này khá tương đồng với các nghiên cứu khác của tác giả Zhang và tác giả Chang.^[3,4] Tuy nhiên, nghiên cứu của tác giả Lubitz lại có tuổi trẻ hơn do người tham gia đều ở trong cộng đồng.^[5] Tuổi là một yếu tố nguy cơ của rung nhĩ. Bên cạnh đó, tuổi là yếu tố nguy cơ của đột quỵ nên khi hiệp đồng với rung nhĩ sẽ gia trọng thêm nguy cơ này. Ngoài ra với nhóm từ 75 tuổi trở lên chiếm tỉ lệ đáng kể, tương đương với điểm CHA₂DS₂-VA từ 2 điểm trở lên, nhu cầu chỉ định

bắt buộc kháng đông trong dự phòng đột quỵ cần được lưu ý.^[1]

Nghiên cứu của chúng tôi có số dữ liệu người bệnh tham gia nhiều hơn đáng kể hơn so với tác giả Zhang nhưng số lượng và thời gian băng nhịp thấp hơn rõ rệt.^[3] Khác với nghiên cứu của tác giả Zhang, chúng tôi không cắt đoạn băng nhịp rung nhĩ thành 30 giây mà để thành thời gian thực tế vì nhận thấy bản chất của rung nhĩ không giới hạn về mặt thời gian và cách tiếp cận này sẽ có tiềm năng đánh giá gánh nặng rung nhĩ (số cơn, thời gian rung nhĩ) chính xác hơn. Ngoài ra, chúng tôi chỉ chọn tối đa 40 băng nhịp cho mỗi bộ dữ liệu hơn là chọn hết tất cả các băng nhịp. Cách tiếp cận này vẫn đảm bảo tính đa dạng về dữ liệu cũng như tiết kiệm được tài nguyên dành cho lưu trữ và xử lý. Tương tự như vậy về mặt thời gian, rung nhĩ là trọng điểm tập huấn nên thời gian nhiều vượt trội hơn so với nhóm không rung nhĩ.

Bảng 6. So sánh độ nhạy và độ đặc hiệu với những nghiên cứu tương tự

Nghiên cứu	Độ nhạy	Độ đặc hiệu
Chúng tôi (N=400)	1	0,80
Zhang và cộng sự, 2023 (N=330) ^[3]	0,97	0,81
Chang và cộng sự, 2022 (N=200) ^[4]	0,97	0,89
Lubitz và cộng sự, 2022 (N=1057) ^[5]	0,68	0,98

Nghiên cứu của chúng tôi xây dựng được mô hình AI có độ nhạy cao trong nhận diện rung nhĩ. Kết quả này tương đồng với nghiên cứu của tác giả Zhang và tác giả Chang.^[3,4] Tuy nhiên, nghiên cứu của tác giả Lubitz lại cho kết quả thấp hơn rõ rệt.^[5] Việc chỉ sử dụng một kênh ECG trong nghiên cứu của Lubitz có thể giúp giảm tải dữ liệu cần lưu trữ và phân tích nhưng lại tạo thách thức khi nhận diện rung nhĩ, đặc biệt khi chất lượng tín hiệu có thể không được đảm bảo khi thu nhận từ thiết bị đeo tay.

Độ đặc hiệu của mô hình AI do chúng tôi xây dựng có độ đặc hiệu tương đồng với tác giả Zhang.^[3] Tuy nhiên, khi so với các tác giả khác thì có phần thấp hơn, đặc biệt là với tác giả Lubitz và cộng sự.^[5] Độ đặc hiệu cho biết khả năng không nhận diện sai lầm rung nhĩ. Khi độ đặc hiệu cao, có thể sẽ cần đánh đổi độ nhạy cần giảm thấp hơn nhưng trong thực hành lâm sàng, điều này bất lợi đối với rung nhĩ. Ngoài ra, với vai trò hiện tại của mô hình AI cũng như phần mềm (thuật toán), việc nhận diện quá tay rung nhĩ có thể được giải quyết nhờ vai trò đánh giá lại và kết luận cuối cùng từ bác sĩ. Để có thể đạt được vai trò hỗ trợ hiệu quả cho bác sĩ thì cần có sự cân bằng tối ưu giữa hai chỉ số này.

Với vị trí hiện tại của phần mềm (thuật toán) và mô hình AI trong thực hành lâm sàng, yếu tố tiên quyết chính là năng lực phân tích ECG của bác sĩ. Mặc dù năng lực nhận diện ECG rung nhĩ được xem là chuẩn đầu ra của các trường đào tạo bác sĩ đa khoa nhưng các khảo sát cho thấy có sự chưa tối ưu về năng lực đọc ECG của nhân viên y tế.^[6,7] Nếu chuyên ngành y khoa ít có cơ hội phân tích ECG rung nhĩ thì năng lực này không thể cải thiện theo thâm niên làm việc. Kỹ năng này có thể được rèn luyện để nâng cao chất lượng nhưng cần thời gian kéo dài.

Sự khác biệt về bản chất hoạt động của mô hình AI khi so với phần mềm (thuật toán) có thể mang đến tiềm năng ứng dụng trong tầm soát rung nhĩ trên ECG lưu động. Phần mềm được xây dựng dựa trên các thuật toán cố định vốn phù hợp với những đặc điểm ECG đơn giản như đánh giá nhịp nhanh và nhịp chậm. Tuy nhiên, ECG về nhịp nói chung và về rung nhĩ nói riêng lại có nhiều ngoại lệ nên là thách thức cho phần mềm. Đối với mô hình AI, cách tiếp cận phân tích dựa trên những quy luật thống kê trên số lượng lớn "bài học". AI có năng lực động và mang tiềm năng có thể tiệm cận với chuyên gia về ECG. Xây dựng mô hình AI không cần nhiều thời gian khi so sánh với đào tạo bác sĩ nhờ sự tiến bộ của công nghệ tin học và xử lý điện toán. Hơn nữa, mô hình AI còn có thể dễ dàng nhân bản để có thể ứng dụng ở nhiều nơi với tốc độ xử lý nhanh trên khối lượng dữ liệu lớn.^[8]

V. KẾT LUẬN

Mô hình AI do bệnh viện Nguyễn Trãi xây dựng dựa trên dữ liệu lớn Holter ECG 24 giờ có độ nhạy cao nên đảm bảo không bỏ sót tầm soát rung nhĩ. Việc cải thiện độ đặc hiệu là bước tiếp theo của nghiên cứu để nâng cao năng lực mô hình AI. AI trong phân tích ECG là lựa chọn hứa hẹn cho việc chẩn đoán rung nhĩ cũng như những rối loạn nhịp tim khác.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Van Gelder IC, Rienstra M, Bunting KV, et al. 2024 ESC Guidelines for the management of atrial fibrillation developed in collaboration with the European Association for Cardio-Thoracic Surgery (EACTS). Eur Heart J. 2024 Sep 29; 45(36): 3314-3414. doi: 10.1093/eurheartj/ehae176.
2. Yenikomshian M, Jarvis J, Patton C, et al. Cardiac arrhythmia detection outcomes among patients monitored with the Zio patch system: a systematic literature review. Curr Med Res Opin. 2019 Oct;35(10): 1659-1670. doi: 10.1080/03007995.2019.1610370.
3. Zhang Y, Xu S, Xing W, et al. Robust Artificial Intelligence Tool for Atrial Fibrillation Diagnosis: Novel Development Approach Incorporating Both

- Atrial Electrograms and Surface ECG and Evaluation by Head-to-Head Comparison With Hospital-Based Physician ECG Readers. *J Am Heart Assoc.* 2024 Feb 6;13(3):e032100. doi: 10.1161/JAHA.123.032100.
4. **Chang PC, Wen MS, Chou CC, et al.** Atrial fibrillation detection using ambulatory smartwatch photoplethysmography and validation with simultaneous holter recording. *Am Heart J.* 2022 May;247:55-62. doi: 10.1016/j.ahj.2022.02.002.
 5. **Santala OE, Lipponen JA, Jäntti H, et al.** Continuous mHealth Patch Monitoring for the Algorithm-Based Detection of Atrial Fibrillation: Feasibility and Diagnostic Accuracy Study. *JMIR Cardio.* 2022 Jun 21;6(1): e31230. doi: 10.2196/31230.
 6. **Mabuza LH, Mntla PS.** Generalist practitioners' self-rating and competence in electrocardiogram interpretation in South Africa. *Afr J Prim Health Care Fam Med.* 2020 Aug 24;12(1):e1-e7. doi: 10.4102/phcfm.v12i1.2421.
 7. **Rakab A, Swed S, Alibrahim H, et al.** Assessment of the competence in electrocardiographic interpretation among Arabic resident doctors at the emergency medicine and internal medicine departments: A multi-center online cross-sectional study. *Front Med (Lausanne).* 2023 Apr 24;10:1140806. doi: 10.3389/fmed.2023.1140806.
 8. **Martinez-Sellés M, Marina-Breyse M.** Current and Future Use of Artificial Intelligence in Electrocardiography. *J Cardiovasc Dev Dis.* 2023 Apr 17;10(4):175. doi: 10.3390/jcdd10040175.

THẬN Ứ NƯỚC KHỔNG LỒ: BÁO CÁO CA LÂM SÀNG VÀ TỔNG QUAN Y VĂN

Nguyễn Minh Tuấn^{1,2}, Bùi Thị Minh Huệ^{1,2}, Cao Minh Phúc^{1,2}, Vũ Tiến Châu², Nguyễn Trường Giang¹

TÓM TẮT

Giới thiệu: Thận ứ nước khổng lồ được định nghĩa là khi một thận ở người trưởng thành ứ nước có hệ thống đài bể thận bị giãn lớn và chứa nhiều hơn 1 lít dịch hoặc nặng ít nhất 1,5% khối lượng cơ thể. Nguyên nhân thường gặp nhất của thận ứ nước khổng lồ ở người trưởng thành là hội chứng hẹp khúc nối bể thận niệu quản. Chúng tôi báo cáo một ca lâm sàng thận ứ nước mất chức năng khổng lồ chứa hơn 13 lít dịch được phẫu thuật cắt thận thành công qua đường nội soi sau phúc mạc. **Ca lâm sàng:** Bệnh nhân nam 52 tuổi có tiền sử vòng bụng to từ nhỏ, đợt này tình cờ phát hiện thận trái ứ nước khổng lồ. Trên phim chụp cắt lớp vi tính ổ bụng, thận trái giãn lớn chứa nhiều dịch kích thước 27 x 27 x 36cm chiếm gần hết ổ bụng, thực tế dẫn lưu tổng cộng ra được 13 lít dịch. Bệnh nhân được phẫu thuật nội soi sau phúc mạc cắt thận trái với thời gian phẫu thuật 110 phút, lượng máu mất ước tính 50ml, thời gian nằm viện sau mổ 4 ngày và theo dõi sau 1 tháng hậu phẫu không có biến chứng. **Bàn luận:** Trước đây tỷ lệ chẩn đoán chính xác thận ứ nước khổng lồ là dưới 50%. Cắt lớp vi tính có tiêm thuốc cản quang được coi là tiêu chuẩn vàng để chẩn đoán chính xác thận ứ nước khổng lồ. Điều trị chủ yếu của thận ứ nước khổng lồ là cắt thận có dẫn lưu thận giảm áp trước vì thận thường mất chức năng, dễ gây một số biến chứng và có nguy cơ xuất hiện các ổ loạn sản ở nhu mô thận hay đường bài xuất. **Kết luận:** Đối với những thận GH rất lớn (chứa > 5 lít

dịch, đặc biệt chứa > 10 lít dịch) thì phương pháp tiếp cận chủ yếu vẫn là mổ mở, đường mổ nội soi khả thi nhưng đòi hỏi nhiều vào kinh nghiệm của phẫu thuật viên. **Từ khóa:** thận ứ nước khổng lồ, cắt thận, bệnh hiểm, hội chứng hẹp khúc nối bể thận niệu quản, thận mất chức năng

SUMMARY

GIANT HYDRONEPHROSIS: A CASE REPORT AND REVIEW OF LITERATURE

Introduction: A giant hydronephrosis is defined as the adult's renal pelvis containing more than 1 liter of urine, or at least 1.5% of the body weight. The commonest cause of giant hydronephrosis in adults is congenital ureteropelvic junction obstruction. We report a clinical case of giant hydronephrosis containing more than 13 liters of fluid that was successfully removed using retroperitoneal laparoscopic nephrectomy. **Case presentation:** A 52-year-old male with a medical history of large abdominal girth since childhood was accidentally discovered left giant hydronephrosis. On the computed tomography scan image, a large dilated left kidney containing a lot of fluid measuring 27 x 27 x 36cm occupied most of the abdominal cavity. In fact, a total of 13 liters of fluid was drained from the renal pelvis. The patient underwent laparoscopic retroperitoneal simple nephrectomy with good results: operating time was 110 minutes; estimated blood loss was 50ml, the length of hospital stay after surgery was 4 days and an uneventful following-up time of 1 month. **Discussion:** Historically, the accurate diagnosis rate of giant hydronephrosis was less than 50%. Contrast enhanced computed tomography is considered the gold standard for diagnosis of giant hydronephrosis. The main treatment for giant hydronephrosis is nephrectomy with preoperative renal drainage to decompress because the kidneys are

¹Bệnh viện Bạch Mai

²Trường Đại học Y Hà Nội

Chịu trách nhiệm chính: Nguyễn Trường Giang

Email: ntgiang.yhn@gmail.com

Ngày nhận bài: 21.01.2025

Ngày phản biện khoa học: 21.2.2025

Ngày duyệt bài: 01.4.2025