

Tổng quan

GIÁ TRỊ CỦA TRÍ TUỆ NHÂN TẠO (AI-QCT) TRONG NÂNG CAO ĐỘ CHÍNH XÁC CHẨN ĐOÁN VÀ PHÂN TẦNG NGUY CƠ MẢNG XƠ VỮA MẠCH VÀNH TRÊN CCTA

Hồ Trần Bảo Nhi^{1*}, Trần Bảo Ngọc¹, Trần Thanh Ngọc¹, Bùi Xuân Khải^{1,2}

1. Trường Đại học Khoa học Sức khỏe, Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh
2. Bệnh viện Thống Nhất, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

* Tác giả liên hệ: Hồ Trần Bảo Nhi ✉ baonhi15070508@gmail.com

TÓM TẮT: Nghiên cứu nhằm đánh giá vai trò của định lượng mảng xơ vữa tự động bằng trí tuệ nhân tạo (AI-QCT) trong việc nâng cao độ chính xác chẩn đoán và phân tầng nguy cơ so với đánh giá bằng mắt thường theo tiêu chuẩn CAD-RADS 2.0 trên bệnh nhân hẹp mạch vành không tắc nghẽn (<50%) qua chụp cắt lớp vi tính mạch vành (CCTA). Dữ liệu trích xuất từ Pubmed, Research Gate, Science Direct trong 6 năm gần đây. Các tiêu chí lựa chọn tập trung vào nghiên cứu lâm sàng về AI-QCT, đặc điểm mảng xơ vữa nguy cơ cao và hệ thống CAD-RADS 2.0. Kết quả ghi nhận AI-QCT mang lại hiệu quả vượt trội với độ nhạy trong phát hiện mảng xơ vữa nguy cơ cao (85%-94%, có thể đạt gần 99% ở một số nghiên cứu). Chỉ số diện tích dưới đường cong (AUC) trong phân tầng nguy cơ tim mạch đạt 0,8 đến 0,93 (đa số ≥ 0.85). Việc tích hợp AI-QCT vào phân tích CCTA và hệ thống CAD-RADS 2.0 mang giá trị chiến lược kép: triệt tiêu sai số chủ quan để tối ưu phân tầng nguy cơ và tạo nền tảng cá thể hóa điều trị dự phòng và nâng cao tiên lượng lâm sàng dài hạn cho bệnh nhân

Từ khóa: trí tuệ nhân tạo định lượng, phân tầng nguy cơ, mảng xơ vữa dễ tổn thương, CAD-RADS 2.0, hẹp mạch vành không tắc nghẽn, CCTA.

VALUE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE-ENABLED QUANTITATIVE COMPUTED TOMOGRAPHY (AI-QCT) IN ENHANCING DIAGNOSTIC ACCURACY AND RISK STRATIFICATION OF CORONARY PLAQUE ON CCTA

Hồ Trần Bảo Nhi, Trần Bảo Ngọc, Trần Thanh Ngọc, Bùi Xuân Khải

ABSTRACT: This study aims to evaluate the role of automated quantification of atherosclerotic plaque using Artificial intelligence-guided quantitative coronary CT angiography (AI-QCT) in enhancing diagnostic accuracy and risk stratification compared to manual assessment using the CAD-RADS 2.0 standard in patients with non-obstructive coronary artery stenosis (<50%) via Coronary Computed Tomography Angiography (CCTA). Data were extracted from PubMed, ResearchGate, and ScienceDirect over the past six years. Selection criteria focused on clinical studies involving AI-QCT, high-risk plaque (HRP) characteristics, and the CAD-RADS 2.0 system. Results indicated that AI-QCT delivers superior performance, with sensitivity in detecting high-risk plaques (ranging from 85% to 94% and achieving nearly 99% in several studies). The Area Under the Curve (AUC) for cardiovascular risk stratification reached 0.8 to 0.93 (most values ≥ 0.85). The integration of AI-QCT into CCTA analysis and the CAD-RADS 2.0 framework holds a dual strategic value: eradicating subjective bias to optimize risk stratification, while establishing a core foundation for personalizing preventive therapies and enhancing long-term clinical outcomes.

Keywords: AI-QCT, risk stratification, vulnerable plaque, CAD-RADS 2.0, non-obstructive coronary artery disease, CCTA.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Bệnh động mạch vành (CAD) là vấn đề sức khỏe cấp thiết toàn cầu, đặc biệt ở người cao tuổi [1]. Tuổi cao làm thay đổi cấu trúc và chức năng động mạch, khiến tổn thương vành lan tỏa, đa nhánh và phức tạp hơn người trẻ [2-4].

Chụp cắt lớp vi tính mạch vành (CCTA) là phương tiện hình ảnh học không xâm lấn, giá trị tiên lượng cao và phát hiện đáng kể hẹp động mạch vành không tắc nghẽn (NOCAD) [5]. Dù 81,1% bệnh nhân chụp CCTA không bị hẹp tắc nghẽn nhưng chiếm 66,3% biến cố tim mạch chính (MACE) và 63,7% tử vong (ORFAN) [6]. Một phân tích tổng hợp năm 2023 trên nhóm nhồi máu cơ tim không hẹp tắc nghẽn (MINOCA), sự hiện diện mảng xơ vữa không tắc nghẽn liên quan độc lập với nguy cơ biến cố cao hơn (aHR=1,67) [7]. Phân tầng nguy cơ NOCAD chính xác đóng vai trò quyết định trong dự phòng thứ phát.

CAD-RADS 2.0 (2022) chuẩn hóa báo cáo CCTA dựa trên mức độ hẹp, gánh nặng mảng xơ vữa (P1-P4) và chỉnh sửa như CT-FFR [8, 9]. Tuy nhiên, CAD-RADS 2.0 mang tính bán định lượng, chịu ảnh hưởng chủ quan [10, 11]. Một nghiên cứu đa trung tâm cho thấy, thêm phân độ P1-P4 không cải thiện tiên lượng so với mô hình chỉ gồm mức độ hẹp và mảng nguy cơ cao [12]. Hạn chế này nổi bật ở nhóm NOCAD, cần phương pháp định lượng chính xác hơn.

Trí tuệ nhân tạo (AI) là công cụ phân tích định lượng khách quan với các thuật toán học sâu tự động đo thể tích, thành phần mảng xơ vữa và đặc điểm nguy cơ lặp lại cao [13]. Một tổng quan khẳng định AI-QP xác định chính xác hơn nhóm bệnh nhân có nguy cơ biến cố bất lợi [14]. Nghiên cứu CONFIRM2 (2025) cho thấy AI-QCT cải thiện phân tầng MACE so với CAD-RADS (AUC 0,81 với 0,79; $p < 0,001$); khi loại trừ hẹp nặng, chỉ AI-QCT còn ý nghĩa với MACE và tử vong/nhồi máu cơ tim [15]. Nghiên cứu khác ghi nhận đồng thuận giữa AI-QCT và SIS rất cao (93%, $k=0,87$) nhưng trung bình với phân độ hẹp CAD-RADS ($k \approx 0,488$) [16]. Như vậy, AI vượt trội trong nhận diện gánh nặng mảng xơ vữa, kể cả mức độ hẹp thấp.

Các bằng chứng chủ yếu trên bệnh nhân tổng thể, chưa tổng hợp trên nhóm NOCAD. Câu hỏi nghiên cứu: định lượng mảng xơ vữa tự động bằng AI có độ chính xác ở mức độ nào so với đánh giá trực quan theo CAD-RADS 2.0 trong phân tầng nguy cơ ở nhóm NOCAD. Chúng tôi thực hiện tổng quan hệ thống nhằm so sánh độ chính xác định lượng mảng xơ vữa bằng AI với CAD-RADS 2.0 trong phân tầng nguy cơ mạch vành ở bệnh nhân NOCAD, giúp tối ưu liệu pháp nội khoa, cải thiện tiên lượng và quản lý nhóm không tái thông.

2. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Thiết kế nghiên cứu

Tổng quan hệ thống dựa trên tiêu chuẩn PRISMA. Quy trình thực hiện gồm: xác định câu hỏi nghiên cứu, xây dựng chiến lược tìm kiếm, sàng lọc nghiên cứu, trích xuất dữ liệu và tổng hợp kết quả.

2.2. Phương pháp tìm kiếm, thu thập dữ liệu

Tất cả các nghiên cứu được xuất bản trên các cơ sở dữ liệu quốc tế uy tín bao gồm Pubmed, Google Scholar, Research Gate, Science Direct và các tạp chí chuyên ngành trong khoảng 6 năm gần đây (từ 2020 đến 2026). Lần cuối truy xuất dữ liệu diễn ra vào ngày 22/04/2026. Và nhóm nghiên cứu đã sử dụng các từ khóa tiếng Anh và tiếng Việt tương ứng: "non-obstructive coronary artery disease", "AI-QCT", "artificial intelligence", "automated plaque quantification", "CAD-RADS 2.0", "visual assessment", "risk stratification", "high-risk plaque". Các từ khóa kết hợp bằng toán tử logic "AND" (và) hoặc "OR" (hoặc). Lệnh tổng hợp đưa vào công cụ tìm kiếm:

("Non-obstructive coronary artery disease" OR "Non-obstructive CAD" OR "Coronary stenosis <50%" OR "Mild coronary artery disease")

AND ("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning" OR "AI-

QCT" OR "Automated plaque quantification" OR "AI-enabled CCTA")

AND ("CAD-RADS 2.0" OR "CAD-RADS" OR "CAD-RADS P modifier" OR "Visual assessment" OR "Expert interpretation")

AND ("Risk stratification" OR "Plaque characterization" OR "High-risk plaque" OR "Vulnerable plaque" OR "Adverse cardiovascular events")

2.3. Đối tượng nghiên cứu

Tiêu chuẩn lựa chọn: (1) Bệnh nhân ≥ 18 tuổi chụp CCTA và có bệnh mạch vành không tắc nghẽn (NOCAD) với mức hẹp lòng mạch $< 50\%$ hoặc thuộc phân độ CAD-RADS 0 - 2; các nghiên cứu trên quần thể bệnh nhân hỗn hợp được chấp thuận nếu có dữ liệu riêng cho nhóm NOCAD. (2) Nghiên cứu phải thực hiện AI-QCT, sử dụng các thuật toán machine learning hoặc deep learning. (3) Có so sánh AI với phương pháp đánh giá trực quan theo CAD-RADS 2.0, hoặc kết quả đọc chuyên môn từ bác sĩ. (4) Nghiên cứu phải báo cáo các kết cục chính về độ chính xác chẩn đoán (AUC, độ nhạy, độ đặc hiệu), hoặc các kết cục phụ như độ chính xác định lượng gánh nặng mảng xơ vữa, khả năng phát hiện mảng nguy cơ cao, độ lặp lại giữa các người đọc và dự đoán biến cố tim mạch chính (MACE). (5) Chỉ chọn các nghiên cứu gốc như nghiên cứu thuần tập tiến cứu hoặc hồi cứu, nghiên cứu cắt ngang và nghiên cứu đánh giá giá trị của nghiệm pháp chẩn đoán. (6) Đối với bài báo quốc tế, ưu tiên lựa chọn các bài thuộc Journal Rankings on Medicine: Q1,Q2,Q3. (7) Đối với bài báo trong nước, chọn các bài thuộc danh mục các tạp chí có tính điểm của hội đồng chức danh giáo sư nhà nước từ 0.5-1 điểm. Quy trình lựa chọn theo các hướng dẫn của PRISMA2020.

Tiêu chuẩn loại trừ: (1) Nghiên cứu thực hiện trên đối tượng < 18 tuổi, có tiền sử can thiệp stent hoặc phẫu thuật bắc cầu, thử nghiệm trên động vật hoặc thuộc tiền lâm sàng, mô hình giả lập, hoặc các nghiên cứu không có dữ liệu tách biệt cho nhóm NOCAD, hình ảnh CT không đạt chất lượng để phân tích bằng AI. (2) Các kỹ thuật phân tích định lượng thủ công hoặc bán tự động phụ thuộc vào thủ công, các phần mềm không ứng dụng AI, hoặc các thiết kế nghiên cứu không có nhóm chứng. (3) Các bài báo không cung cấp số liệu thống kê đầy đủ, thiếu các giá trị định lượng. (4) Các báo cáo ca bệnh, bài tổng quan, phân tích gộp, xã luận, thư gửi ban biên tập, ý kiến chuyên gia và bất kỳ tài liệu nào không phải là nghiên cứu gốc với dữ liệu đầy đủ.

2.4. Quy trình quản lý, trích xuất và tổng hợp dữ liệu

Toàn bộ tài liệu được quản lý bằng phần mềm Zotero và sàng lọc thông qua Rayyan. Quy trình lựa chọn nghiên cứu thực hiện theo sơ đồ PRISMA. Sau đó, hai thành viên kiểm tra độc lập để trích xuất dữ liệu: (1) Thông tin chung (tựa đề, tác giả, năm xuất bản); (2) Đối tượng nghiên cứu (cỡ mẫu, đặc điểm lâm sàng nhóm hẹp mạch vành $< 50\%$); và (3) Kết quả lâm sàng (độ nhạy, độ đặc hiệu, chỉ số AUC, mức độ đồng thuận giữa người đọc). Cuối cùng, tổng hợp dữ liệu để đánh giá độ chính xác của AI-QCT trong định lượng mảng xơ vữa. Nhóm nghiên cứu xây dựng các khuyến cáo về việc tích hợp AI vào quy trình chẩn đoán hình ảnh thường quy, tối ưu hóa việc phân tầng nguy cơ và cá thể hóa chiến lược điều trị dự phòng cho bệnh nhân.

3. KẾT QUẢ

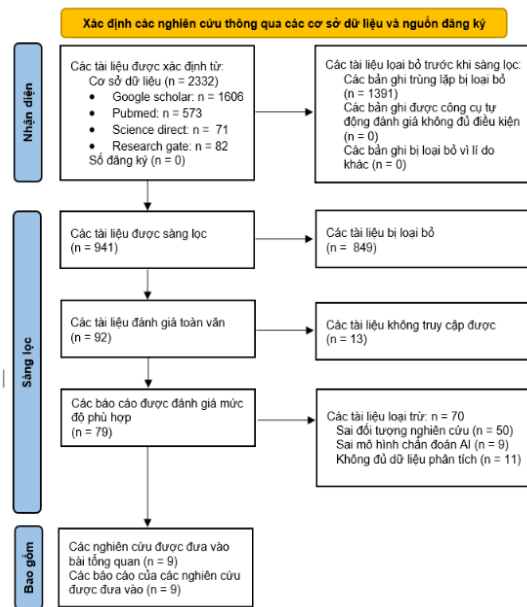
3.1. Các nghiên cứu được tổng hợp đánh giá

Tổng cộng 2.332 tài liệu đã được xác định từ các cơ sở dữ liệu điện tử, bao gồm Google Scholar (n = 1.606), PubMed (n = 573), ScienceDirect (n = 71) và ResearchGate (n = 82). Sau khi loại bỏ 1.391 tài liệu trùng lặp, còn lại 941 tài liệu vào giai đoạn sàng lọc.

Trong giai đoạn sàng lọc tiêu đề và tóm tắt, 849 tài liệu bị loại do không liên quan đến chủ đề hoặc không đáp ứng các tiêu chí lựa chọn. 92 bài báo toàn văn được đánh giá chi tiết, 13 bài không thể truy xuất, còn lại 79 bài. Sau khi đọc toàn văn, 70 bài bị loại với các lý do chính: không phù hợp với đối tượng nghiên cứu (n = 50), không sử dụng mô hình chẩn đoán dựa trên trí tuệ nhân tạo (AI) (n = 9), cùng một số lý do khác. Để

đảm bảo tính khách quan và giảm thiểu các sai lệch này, chúng tôi đã thực hiện đánh giá chất lượng phương pháp luận một cách nghiêm ngặt bằng công cụ QUADAS-2 trên bốn miền chính. Cách tiếp cận này cho phép kiểm chứng độ tin cậy của dữ liệu thu nhận và đạt được sự đồng thuận cao trong nhóm nghiên cứu đối với các kết luận được đưa ra. Cuối cùng, 9 nghiên cứu đưa vào phân tích, các nghiên cứu tiêu biểu thể hiện trong [Bảng 1].

Dựa trên các nghiên cứu, có sự chuyển biến trong thiết kế bằng chứng lâm sàng về AI-QCT. Các nghiên cứu ban đầu tập trung xác thực độ chính xác của AI trong phát hiện hẹp và phân loại CAD-RADS, so với đồng thuận của 3 chuyên gia trên kết quả chụp mạch xâm lấn (ICA) [19, 22]. Về sau, các nghiên cứu quy mô lớn hơn đánh giá tác động lâm sàng dài hạn, sử dụng kết cuộc như MACE, ACS hoặc tử vong tim mạch [17, 18, 21]. Đa số nghiên cứu mang tính đa trung tâm hoặc đa quốc gia, với cỡ mẫu lớn nhất 6.054 bệnh nhân [21] và thời gian theo dõi gần 7 năm [17]. Tiêu chuẩn tham chiếu chuyển từ hình ảnh học xâm lấn sang kết cuộc lâm sàng thực tế qua registry quốc gia hoặc hồ sơ bệnh án điện tử. Điều này khẳng định AI-QCT không chỉ dừng lại ở công cụ hỗ trợ đọc hình ảnh mà đang trở thành hệ thống định lượng nguy cơ cá thể hóa, phân tầng điều trị nội khoa và dự phòng biến cố tim mạch.



Hình 1. Sơ đồ PRISMA về sự lựa chọn

3.2. Hiệu quả của AI-QCT

Việc xác định mảng xơ vữa dễ tổn thương đóng vai trò then chốt trong dự báo các biến cố tim mạch cấp tính, thể hiện trong [Bảng 2].

AI-QCT nâng cao độ chính xác chẩn đoán (tăng AUC và độ nhạy 5%-20% so với phương pháp truyền thống) và định lượng khách quan, giúp tối ưu hóa phân tầng nguy cơ. Trong phát hiện tổn thương, AI-QCT đạt độ nhạy cao, 99,4% so với 96,6% của đánh giá trực quan, cải thiện khả năng phân biệt với diện tích dưới đường cong (AUC) từ 0,87-0,90 so với 0,65-0,79 của bác sĩ [17, 19, 25]. Nghiên cứu cho thấy tích hợp AI cải thiện hiệu năng của các bác sĩ ít kinh nghiệm, với độ nhạy tăng từ 65,5% lên 93,5% [25].

Bên cạnh vai trò đánh giá mức độ hẹp, AI-QCT còn cung cấp khả năng định lượng mảng xơ vữa khách quan, hỗ trợ phân tầng nguy cơ lâm sàng. Các chỉ số định lượng như tỷ lệ thể tích mảng bám (plaque volume fraction – PAV) cho phép xác định các ngưỡng nguy cơ có ý nghĩa tiên lượng. Việc chuyển từ đánh giá định tính sang định lượng giúp nâng cao tính tái lập và chuẩn hóa báo cáo theo CAD-RADS 2.0, đồng thời góp phần tăng cường vai trò của CCTA trong dự báo biến cố tim mạch và hỗ trợ các quyết định điều trị cá thể hóa.

Bảng 2. Hiệu quả AI-QCT

STT	Tác giả - năm	Cut-off ¹	AUC ² (AI ³ / TQ ⁴)	Se ⁵ / Sp ⁶ AI (%)	Se / Sp TQ (%)
1	Bär, et al. (2025) [17]	PAV ⁷ ≥ 2.6% (Dự báo ACS ⁸)	AI: 0.68 (Tr ⁹) / 0.64 (Val ¹⁰)	90.0 / 46.8 (Tr) 92.6 / 35.7 (Val)	-
2	Han, et al. (2022) [19]	≥ 50% (bệnh nhân) / ≥ 50% (mạch máu)	0.80 / 0.77 0.84 / 0.85	93.5 / 57.9 78.1 / 82.5	65.5-77.7 / 64.9-68.4 50.9-64.2 / 89.8-93.1
3	Zou, et al. (2026) [23]	≥ 50% (bệnh nhân) / ≥ 50% (tổn thương)	0.90 / 0.79 0.97 / 0.90	99.4 / 65.4 97.5 / 89.5	96.6 / 34.6 88.8 / 73.7
4	Chen, et al. (2024) [24]	Không báo cáo	0.87 / 0.65	85.2 / -	35.8 / -

- 1 Ngưỡng phân tầng
- 2 Area Under the Curve: diện tích dưới đường cong
- 3 Artificial Intelligence: trí tuệ nhân tạo
- 4 Trực quan
- 5 Sensitivity: độ nhạy
- 6 Specificity: độ đặc hiệu
- 7 Percent Atherosclerotic Volume: phần trăm thể tích mảng xơ vữa
- 8 Acute Coronary Syndrome: hội chứng vành cấp
- 9 Tập huấn luyện
- 10 Tập kiểm định

Bảng 3. Độ đồng thuận giữa AI-QCT và đánh giá trực quan theo CAD-RADS 2.0

STT	Tác giả - năm	Biến số đánh giá	Cohen's Kappa - κ (95% KTC ¹)	ICC ² (95% KTC)	% Đồng thuận tổng thể
1	Han, et al. (2022) [19]	Người đọc với người đọc (+AI ³)	κ = 0.75 (bệnh nhân) κ = 0.80 (mạch máu)	-	-
2	Zou, et al. (2026) [23]	Độ hẹp: người đọc với người đọc	-	0.97 (0.94-0.98)	80% (AI vs HIR ⁴)
3	Chen, et al. (2024) [24]	Người đọc với người đọc Yếu tố nguy cơ cao Đặc điểm mảng xơ vữa nguy cơ cao	-	0.830 (0.758 – 0.883)	-
4	Brendel, et al. (2025) [26]	CAD-RADS (AI với người đọc)	κ = 0.58 (50%) κ = 0.72 (70%) (p < 0.001)	-	-
5	Huang, et al. (2023) [25]	CAD-RADS (AI với người đọc)	κ = 0.775 – 0.802 (p < 0.001)	-	-

- 1 Khoảng tin cậy
- 2 Intraclass Correlation Coefficient: hệ số tương quan nội lớp
- 3 Artificial Intelligence: trí tuệ nhân tạo
- 4 Hybrid iterative reconstruction: kỹ thuật tái tạo lặp lại / Tái tạo hỗn hợp lặp

3.3. Độ đồng thuận giữa AI-QCT và đánh giá trực quan theo CAD-RADS 2.0

Mức độ tương hợp giữa hệ thống định lượng tự động (AI-QCT) và bác sĩ chẩn đoán hình ảnh khi phân loại theo CAD-RADS 2.0 đạt mức từ tốt đến xuất sắc, thể hiện trong [Bảng 3].

Trong phân loại CAD-RADS, hệ số Kappa (κ) giữa AI và bác sĩ đọc dao động từ 0.58 đến 0.802 ($p < 0.001$) [25, 26]. AI cải thiện sự nhất quán khi so sánh giữa các bác sĩ với nhau ($\kappa = 0.75 - 0.80$), tạo sự đồng nhất trong đọc kết quả giữa các bác sĩ [19]. Đối với các chi tiết phức tạp hơn như đánh giá mảng xơ vữa nguy cơ cao hay mức độ hẹp, hệ số tương quan nội lớp (ICC) ghi nhận ở mức rất cao, từ 0.830 đến 0.97 [23, 24]. Về tỷ lệ đồng thuận tổng thể, sự thống nhất tuyệt đối giữa AI và người đọc đạt khoảng 80.0% [22, 23]. Những số liệu này minh chứng rằng các sai số lớn giữa phân tích của AI và đánh giá lâm sàng thực tế là rất hiếm gặp, củng cố độ tin cậy của AI-QCT trong chẩn đoán mạch vành.

4. BÀN LUẬN

Kết quả của tổng quan này cho thấy việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo định lượng (AI-QCT) trong phân tích hình ảnh CCTA mang lại nhiều lợi ích đáng kể so với đánh giá trực quan truyền thống. Nổi bật nhất là khả năng cải thiện độ nhạy trong phát hiện tổn thương, đặc biệt ở nhóm hẹp động mạch vành không tắc nghẽn. Kết quả này tương đồng với các nghiên cứu quy mô lớn gần đây (SCOT-HEART hoặc PARADIGM), khẳng định AI có thể nhận diện các đặc điểm mảng xơ vữa tinh vi. Đặc biệt, việc phân tích hiệu suất của AI tại các ngưỡng cut-off 50% và 70% đóng vai trò quan trọng trong việc khẳng định giá trị chẩn đoán nhóm NOCAD. Với giá trị tiên đoán âm (NPV) cao (89,7% đến 99,9%), AI giúp loại trừ tình trạng tắc nghẽn và xác định đúng quần thể hẹp mạch vành dưới 50%, tăng khả năng tầm soát sớm các tổn thương hẹp tối thiểu (trung bình 2,6%) thường bị bỏ sót trong lâm sàng. Tuy nhiên, lợi ích về độ nhạy cao của AI đi kèm với thách thức về xu hướng đánh giá quá mức độ hẹp, đặc biệt ở các tổn thương vôi hóa nặng (hiệu ứng calcium blooming), tăng tỷ lệ dương tính giả và dẫn đến chỉ định can thiệp không cần thiết nếu không cân nhắc lâm sàng cẩn trọng.

AI-QCT hỗ trợ cải thiện tính nhất quán và độ đồng thuận giữa những người đọc. Việc áp dụng AI giúp chuẩn hóa quá trình đánh giá và giảm phụ thuộc vào kinh nghiệm cá nhân, hỗ trợ hệ thống phân loại CAD-RADS 2.0 khách quan hơn, tạo ngôn ngữ chung giữa bác sĩ chẩn đoán hình ảnh và bác sĩ lâm sàng. Tuy nhiên, mức độ đồng thuận có thể thay đổi tùy theo thuật toán của từng hệ thống AI. AI chưa thể thay thế vai trò kiểm chứng của bác sĩ.

Một xu hướng đáng chú ý là sự chuyển dịch từ cách tiếp cận dựa trên mức độ hẹp lòng mạch sang đánh giá toàn diện về gánh nặng mảng xơ vữa. AI-QCT cho phép định lượng chi tiết các đặc điểm như thể tích, thành phần và tính chất dễ tổn thương, phân tích mảng đậm độ thấp, tái cấu trúc tích cực và dấu hiệu vòng nhẫn với độ chính xác cao, qua đó cung cấp thông tin có giá trị vượt trội so với các chỉ số truyền thống như điểm canxi động mạch vành (CAC). Đặc biệt, khả năng phát hiện các mảng xơ vữa không vôi hóa giúp cải thiện đáng kể phân tầng nguy cơ, nhất là ở những bệnh nhân có điểm CAC thấp hoặc bằng không nhưng vẫn có nguy cơ biến cố cao do sự hiện diện của các mảng xơ vữa giàu lipid.

AI-QCT hỗ trợ cá thể hóa chiến lược điều trị, từ chỉ định các xét nghiệm chức năng như FFR-CT đến tối ưu hóa liệu pháp statin mạnh, mở ra hướng tiếp cận mới trong y học chính xác. Tuy nhiên, cần thêm các nghiên cứu tiến cứu ngẫu nhiên để xác nhận thay đổi trong chiến lược điều trị dựa trên AI có thực sự cải thiện kết cục lâm sàng dài hạn hay không.

Tổng quan này tồn tại một số hạn chế. Thứ nhất, sự không đồng nhất về thiết kế nghiên cứu, quần thể bệnh nhân và các mô hình AI khác nhau gây khó khăn cho việc gộp số liệu thống kê. Thứ hai, việc thiếu các "chuẩn vàng" xâm lấn (như IVUS hoặc OFDI) trong nghiên cứu thành phần có thể hạn chế tính xác thực của định lượng thành phần mảng xơ vữa. Ngoài ra, nguy cơ xung đột lợi ích ở các nghiên cứu được tài trợ bởi doanh nghiệp công nghệ là một yếu tố cần được xem xét. Cuối cùng, rào cản về chi phí và hạ

tầng công nghệ vẫn là thách thức lớn cho việc triển khai rộng rãi AI tại các nước đang phát triển.

5. KẾT LUẬN

Ứng dụng trí tuệ nhân tạo định lượng (AI-QCT) trong phân tích hình ảnh CCTA cho thấy tiềm năng vượt trội trong việc nâng cao độ chính xác chẩn đoán và phân tầng nguy cơ tim mạch, đặc biệt ở bệnh nhân hẹp động mạch vành không tắc nghẽn. AI-QCT không chỉ cải thiện khả năng phát hiện mảng xơ vữa dễ tổn thương mà còn góp phần giảm sai sót chủ quan của người đọc. Sự kết hợp giữa AI-QCT và CAD-RADS 2.0 là một hướng đi chiến lược trong tương lai, giúp chuẩn hóa đánh giá hình ảnh, tối ưu hóa điều trị dự phòng và cải thiện tiên lượng tim mạch lâu dài. Tuy nhiên, cần thêm các nghiên cứu chất lượng cao để xác nhận và chuẩn hóa việc ứng dụng AI trong thực hành lâm sàng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Damluji AA, Nanna MG, Mason P, Lowenstern A, Orkaby AR, Washam JB, et al. Coronary Artery Revascularization in the Older Adult Population: A Scientific Statement From the American Heart Association. *Circulation*. 2025;152(25):e494-e525. doi: 10.1161/CIR.0000000000001387.
- [2] Çelik MC, Kalçık M, Birgün A, Yetim M, Bekar L, Karavelioğlu Y. Endothelial dysfunction and vascular stiffness: molecular drivers of cardiovascular aging. *Exploration of Cardiology*. 2025;3:101279. doi: 10.37349/ec.2025.101279.
- [3] Vink AS, A.M. Beijk M. The Treatment of Complex Coronary Artery Disease. *Reviews in Cardiovascular Medicine*. 2025;26(11):46214. doi: 10.31083/RCM46214.
- [4] Ben Ahmed H Fau - Bouzouita K, Bouzouita K Fau - Hamdi I, Hamdi I Fau - Ben Hassan F, Ben Hassan F Fau - Mokaddem A, Mokaddem A Fau - Ben Ameer Y, Ben Ameer Y Fau - Boujnah MR, et al. [Coronary angiographic characteristics in septuagenarian patients with acute coronary syndrome]. (0041-4131 (Print)).
- [5] Vinh NX, Hien NT. 2025 2025/03/25/.
- [6] Chan K, Wahome E, Tsiachristas A, Antonopoulos AS, Patel P, Lyasheva M, et al. Inflammatory risk and cardiovascular events in patients without obstructive coronary artery disease: the ORFAN multicentre, longitudinal cohort study. *The Lancet*. 2024;403(10444):2606-18. doi: 10.1016/S0140-6736(24)00596-8.
- [7] Tsaban G, Peles I, Barrett O, Abramowitz Y, Shmueli H, Alnsasra H, et al. Nonobstructive coronary atherosclerosis is associated with adverse prognosis among patients diagnosed with myocardial infarction without obstructive coronary arteries. *Atherosclerosis*. 2023;366:8-13. doi: 10.1016/j.atherosclerosis.2023.01.005.
- [8] Cury RC, Leipsic J, Abbara S, Achenbach S, Berman D, Bittencourt M, et al. CAD-RADS 2.0 - 2022 Coronary Artery Disease-Reporting and Data System: An Expert Consensus Document of the Society of Cardiovascular Computed Tomography (SCCT), the American College of Cardiology (ACC), the American College of Radiology (ACR), and the North America Society of Cardiovascular Imaging (NASCI). *Journal of Cardiovascular Computed Tomography*. 2022;16(6):536-57. doi: 10.1016/j.jcct.2022.07.002.
- [9] Celeng C, Takx RAP. Moving towards a uniform diagnosis of coronary artery disease on coronary CTA. *Netherlands Heart Journal*. 2024;32(11):378-85. doi: 10.1007/s12471-024-01903-6.
- [10] Nieman K, García-García HM, Hideo-Kajita A, Collet C, Dey D, Pugliese F, et al. Standards for quantitative assessments by coronary computed tomography angiography (CCTA): An expert consensus document of the society of cardiovascular computed tomography (SCCT). *Journal of Cardiovascular Computed Tomography*. 2024;18(5):429-43. doi: 10.1016/j.jcct.2024.05.232.
- [11] Yoo W-S, Son J, Kim JY, Park JH, Park HJ, Kim C, et al. Large Language Models Versus Human Readers in CAD-RADS 2.0 Categorization of Coronary CT Angiography Reports. *Journal of Imaging Informatics in Medicine*. 2025. doi: 10.1007/s10278-025-01704-2.
- [12] Hall J. CCTA Study: Plaque Burden Offers No Prognostic Benefit for Predicting Cardiac Events in Patients with Acute Chest Pain | Diagnostic Imaging 2025 [cited 2026].
- [13] Pinna A, Boi A, Mannelli L, Balestrieri A, Sanfilippo R, Suri J, et al. Machine Learning for Coronary Plaque Characterization: A Multimodal Review of OCT, IVUS, and CCTA. *Diagnostics*.

2025;15(14):1822. doi: 10.3390/diagnostics15141822.

[14] Jukema RA, Blanke P, Khoo JK, Tzimas G, Ahmadi A, Danad I, et al. Artificial Intelligence–based Coronary Plaque Quantification Using Coronary CT Angiography: Current Insights and Future Directions. *Radiology: Cardiothoracic Imaging*. 2025;7(5):e240568. doi: 10.1148/ryct.240568.

[15] van Rosendaal A, Nakanishi R, Bax Jeroen J, Pontone G, Mushtaq S, Buechel Ronny R, et al. Prognostic Value of AI-Based Quantitative Coronary CTA vs Human Reader-Based Visual Assessment. *JACC: Cardiovascular Imaging*. 2026;19(3):345-59. doi: 10.1016/j.jcmg.2025.09.021.

[16] Khan H, Griffin KBWF, Cantlay C, Blankstein ASNSNRKZRJKR, Choi JPEAD. Assessment of atherosclerotic plaque burden: comparison of AI-QCT versus SIS, CAC, visual and CAD-RADS stenosis categories 2024.

[17] Bär S, Knuuti J, Saraste A, Klén R, Kero T, Nabeta T, et al. Derivation and validation of an artificial intelligence-based plaque burden safety cut-off for long-term acute coronary syndrome from coronary computed tomography angiography. *European Heart Journal Cardiovascular Imaging*. 2025;26(7):1163-73. doi: 10.1093/ehjci/jeaf121.

[18] Feuchtner GM, Lacaita PG, Bax JJ, Rodriguez F, Nakanishi R, Pontone G, et al. AI-Quantitative CT Coronary Plaque Features Associate With a Higher Relative Risk in Women: CONFIRM2 Registry. *Circulation: Cardiovascular Imaging*. 2025;18(6):e018235. doi: 10.1161/CIRCIMAGING.125.018235.

[19] Han X, Luo N, Xu L, Cao J, Guo N, He Y, et al. Artificial intelligence stenosis diagnosis in coronary CTA: effect on the performance and consistency of readers with less cardiovascular experience. *BMC Medical Imaging*. 2022;22:28. doi: 10.1186/s12880-022-00756-y.

[20] Ihdahid AR, Sehly A, He A, Joyner J, Flack J, Konstantopoulos J, et al. Coronary Artery Stenosis and High-Risk Plaque Assessed With an Unsupervised Fully Automated Deep Learning Technique. *JACC Advances*. 2024;3(9):100861. doi: 10.1016/j.jacadv.2024.100861.

[21] Parsa S, Peng AW, Bell J, Sengupta S, Mullen S, Rogers C, et al. Artificial intelligence-enabled coronary plaque quantification for personalized risk assessment and lipid-lowering therapy: Insights from the FISH&CHIPS study. *American Journal of Preventive Cardiology*. 2026;26:101452. doi: 10.1016/j.ajpc.2026.101452.

[22] Choi AD, Marques H, Kumar V, Griffin WF, Rahban H, Karlsberg RP, et al. CT Evaluation by Artificial Intelligence for Atherosclerosis, Stenosis and Vascular Morphology (CLARIFY): A Multi-center, international study. *Journal of Cardiovascular Computed Tomography*. 2021;15(6):470-6. doi: 10.1016/j.jcct.2021.05.004.

[23] Zou L, Xu C, Liu X, Wang L, Zhou T, Yang L, et al. Super-Resolution Deep Learning Reconstruction for Coronary CT Angiography: Coronary Stenosis Assessment and CAD-RADS Reclassification. *Radiology*. 2026;318(2):e252163. doi: 10.1148/radiol.252163.

[24] Chen W, Nie J, Zhang M, Zhu Z, Zhou Y, Wu Q, et al. The Plaque Analysis Classifies the Coronary Artery Disease-Reporting and Data System (CAD-RADS) Stenosis and Plaque Burden Categories: Association of the Plaque Features, Fat Attenuation Index, Coronary Computed Tomography Fractional Flow Reserve, and the Combination of Stenosis and Calcification. *Clinical Cardiology*. 2024;47(6):e24305. doi: <https://doi.org/10.1002/clc.24305>.

[25] Huang Z, Xiao J, Wang X, Li Z, Guo N, Hu Y, et al. Clinical Evaluation of the Automatic Coronary Artery Disease Reporting and Data System (CAD-RADS) in Coronary Computed Tomography Angiography Using Convolutional Neural Networks. *Academic Radiology*. 2023;30(4):698-706. doi: 10.1016/j.acra.2022.05.015.

[26] Brendel JM, Walterspiel J, Hagen F, Kübler J, Brendlin AS, Afat S, et al. Coronary artery disease detection using deep learning and ultrahigh-resolution photon-counting coronary CT angiography. *Diagnostic and Interventional Imaging*. 2025;106(2):68-75. doi: 10.1016/j.diii.2024.09.012.