



Tạp chí Khoa học và Kinh tế Phát triển  
Trường Đại học Nam Cần Thơ

Website: [jsde.nctu.edu.vn](http://jsde.nctu.edu.vn)



## Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong đánh giá chức năng động mạch vành

Truyện Thiện Tấn Trí Tài<sup>1\*</sup>, Vũ Trí Lộc<sup>2</sup>, Nguyễn Thị Hương Dung<sup>1</sup>, Thái Viết Tặng<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Khoa Y, Đại Học Nam Cần Thơ, Cần Thơ, Việt Nam

<sup>2</sup>Đại Học Tân Tạo, Long An, Việt Nam

\*Người chịu trách nhiệm bài viết: Truyện Thiện Tấn Trí Tài (email: [ttttai@nctu.edu.vn](mailto:ttttai@nctu.edu.vn))

Ngày nhận bài: 20/4/2024

Ngày phản biện: 10/5/2024

Ngày duyệt đăng: 5/6/2024

**Title:** Applying artificial intelligence in assessing coronary artery function

**Keywords:** artificial intelligence, coronary artery

**Từ khóa:** động mạch vành, trí tuệ nhân tạo

### ABSTRACT

*In the current era, leading causes of death such as cardiovascular disease need to be approached, evaluated and managed with new methods, especially applying high-tech methods such as artificial intelligence. generation, machine learning, deep learning. This trend is increasingly growing clearly through the advent of many studies, prediction models, and methods to assess cardiovascular function, especially assessing the function of the coronary artery system in providing blood for the heart. Although many difficulties and challenges still exist, the initial achievements and great potential of artificial intelligence in supporting clinicians in diagnosis, assessment and treatment cannot be denied patient.*

### TÓM TẮT

*Trong thời đại hiện nay, các nguyên nhân gây tử vong hàng đầu như bệnh lý tim mạch cần được tiếp cận đánh giá và quản lý với các phương thức mới đặc biệt là áp dụng các phương pháp công nghệ kỹ thuật cao như trí tuệ nhân tạo, học máy, học sâu. Xu hướng này ngày càng phát triển rõ rệt thông qua sự ra đời của rất nhiều nghiên cứu, mô hình dự báo, và phương pháp đánh giá chức năng tim mạch, đặc biệt là đánh giá chức năng hệ động mạch vành trong việc cung cấp máu cho tim. Mặc dù vẫn tồn tại nhiều khó khăn và thách thức, không thể phủ nhận được những thành tựu ban đầu và tiềm năng lớn của trí tuệ nhân tạo trong việc hỗ trợ các bác sĩ lâm sàng trong việc chẩn đoán, đánh giá và điều trị bệnh nhân.*

## 1. GIỚI THIỆU

Bệnh lý tim mạch là nguyên nhân gây tử vong hàng đầu trên thế giới trong những thập niên gần đây [1]. Với các nước đang phát triển như Việt Nam, chúng ta đặc biệt quan sát được sự chuyển dịch của mô hình bệnh tật từ các bệnh lây nhiễm (ví dụ như lao, viêm phổi, tiêu chảy,...) về xu hướng các bệnh lý mạn tính không lây (ví dụ như bệnh tim mạch, đái tháo đường,...) [1]. Do quá trình điều trị kéo dài (có thể cả đời) nên trong quản lý các bệnh lý mạn tính thì dự phòng là nguyên tắc hàng đầu. Có rất nhiều công cụ dự báo nguy cơ mới mắc của bệnh nhân tim mạch được phát triển như thang điểm nguy cơ tim mạch (ASCVD) 10 năm, mô hình suy tim của đại học Seattle. Tuy nhiên, các phương pháp này chủ yếu dựa vào các thông tin về lâm sàng và phần nào đó là các xét nghiệm cơ bản của bệnh nhân chứ chưa tích hợp các biến số về chức năng tim mạch đặc biệt là chức năng động mạch vành (mạch máu chủ yếu nuôi tim) hoặc về các đặc trưng giải phẫu tổn thương mạch máu [2]. Việc sử dụng các công nghệ kỹ thuật cao (trí tuệ nhân tạo - AI) trong đánh giá chức năng động mạch vành là một xu hướng tất yếu của sự phát triển nền y học.

## 2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Các nhà nghiên cứu đã sử dụng rất nhiều phương pháp tiếp cận nhằm phát triển các hệ thống thang điểm, hoặc công cụ mới trên nền tảng các phương pháp chẩn đoán, đánh giá sẵn có như chụp cắt lớp vi tính (CT) tim, chụp mạch vành xâm lấn (CMV) đo phân suất dự trữ vành (FFR), xạ hình tưới máu cơ tim (MPI) với chụp cắt lớp vi tính phát xạ đơn (SPECT).

## 3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

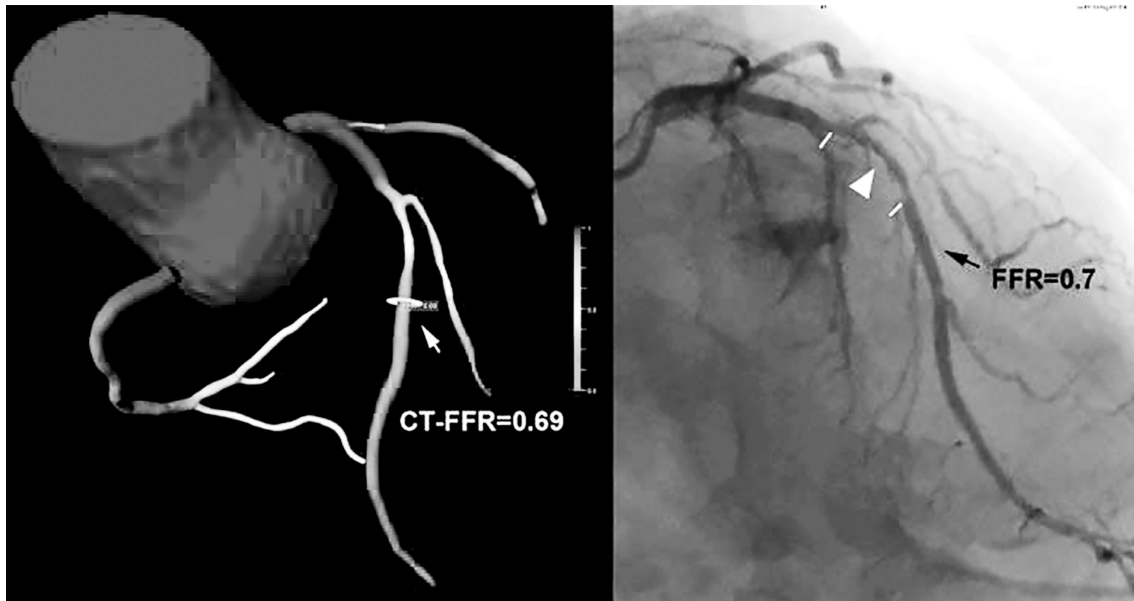
### 3.1 Ước tính chỉ số FFR bằng chụp cắt lớp vi tính (CT-FFR) thông qua ứng dụng thuật toán học máy

FFR là một chỉ số có được thông qua phương pháp chụp mạch vành xâm lấn. Chỉ số này giúp các bác sĩ tim mạch có thể đánh giá được mức độ ảnh hưởng của tổn thương hẹp trên động mạch vành đến khả năng truyền dẫn máu của mạch máu này. Từ đó, các bác sĩ có thể đưa ra các quyết định điều trị thích hợp cho bệnh nhân nhằm cải thiện kết quả điều trị cũng như giảm các biến cố tim mạch lớn. CT-FFR là một phương pháp ước lượng FFR dựa trên kết quả chụp CT động mạch vành (CCTA) dựa trên những tiến bộ của công nghệ Điện toán động lực học chất lưu (CFD). Các nhà nghiên cứu đã phát triển rất nhiều thuật toán để ước lượng CT-FFR và đã cho ra các kết quả đầy hứa hẹn. Một trong những thuật toán học máy (ML) được sử dụng thường xuyên nhất là thuật toán cFFR phiên bản 3.0 của hãng Siemens Healthcare tại Đức. Sau khi chụp CCTA, các dữ liệu được phân tích nhằm tạo ra một đường trục giữa (centerline) và hệ thống mạch máu uốn lượn của toàn bộ hệ động mạch vành. CT-FFR sẽ được ước lượng tại vị trí đầu xa tổn thương trong phạm vi 2cm. Toàn bộ thông số được hình ảnh hóa 3 chiều với các màu sắc đặc trưng cho các giá trị FFR khác nhau (Hình 1) [3]. Giá trị CT-FFR được tính toán theo phương pháp này có giá trị cao trong đánh giá chức năng động mạch vành.

Trong một nghiên cứu được công bố bởi tác giả Mengmeng Yu và cộng sự vào năm 2018 cho thấy mối tương quan đáng kể giữa chỉ số CT-FFR và FFR được đo bằng phương pháp CMV với hệ số tương quan Person  $r = 0,69$  (khoảng tin cậy 95%: 0,6 đến 0,76) [3]. Nghiên cứu này cũng cho thấy CT-FFR là chỉ số tốt nhất để dự báo các tổn thương hẹp đáng kể ( $FFR \leq 0,8$ ) với giá trị diện tích dưới đường cong (AUC) là 0,85 và độ nhạy, độ đặc hiệu lần lượt là 87,5% và 78,2%. Mặt khác theo phân tích Bland-

Altman, sự khác biệt giữa giá trị CT-FFR đánh giá bằng ML với FFR đo bằng CMV có giá trị trung bình là 0,01 (khoảng tin cậy 95%: 0,18 đến -0,15). Một nghiên cứu khác được công bố vào cùng năm 2018 trên tạp chí European Radiology của tác giả Philipp L. von Knebel

Doerberitz và cộng sự cũng có thấy kết quả tương tự. CT-FFR được ước lượng bằng thuật toán cFFR phiên bản 2.1 của hãng Siemen có giá trị AUC 0,89 trong chẩn đoán các tổn thương hẹp gây thiếu máu trong bệnh lý mạch vành [4].



**Hình 1. Phương pháp đánh giá CT-FFR bằng CCTA với mạch vành hẹp trung bình FFR < 0,8. CT-FFR cho thấy giá trị 0,69. CMV cho thấy hẹp trung bình đoạn giữa động mạch LAD với giá trị FFR 0,7 [3]**

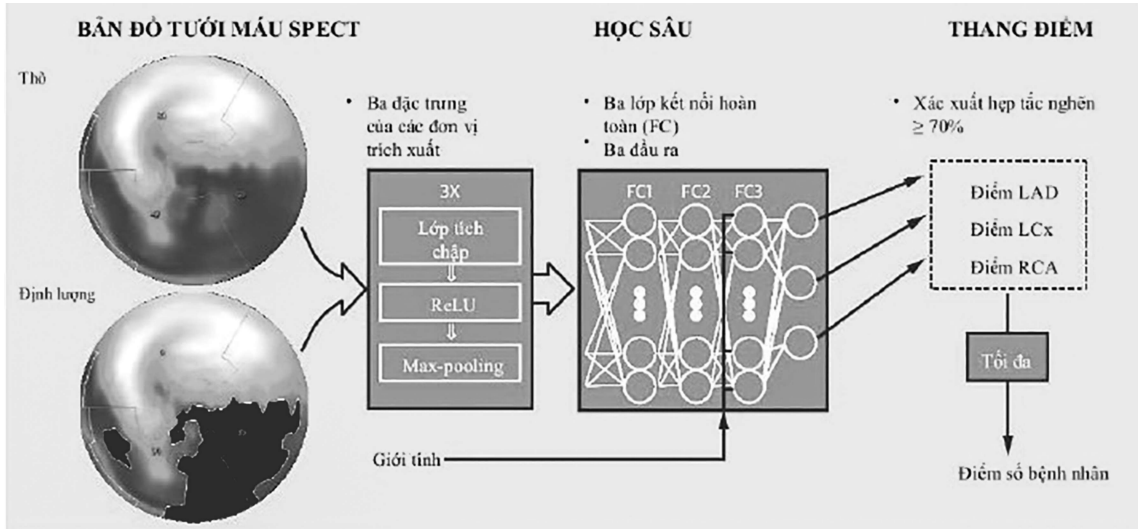
### 3.2 Ứng dụng học sâu vào trong đánh giá bệnh mạch vành tắc nghẽn bằng xạ hình tưới máu cơ tim

Chụp xạ hình tưới máu cơ tim bằng SPECT là một công cụ thường dùng để chẩn đoán bệnh mạch vành. Mức độ tưới máu cơ tim được định lượng bằng cách sử dụng các thông số cơ bản nhằm tính toán giá trị tổng khuyết xạ (TPD) từ đó ước tính mức độ thiếu máu cơ tim hay ảnh hưởng của các tổn thương hẹp mạch vành. Mô hình học sâu (DL) được áp dụng trong dự đoán bệnh mạch vành thông qua một mạng neuron tích chập (CNNs) qua 2 giai đoạn (Hình 2) [5]. Giai đoạn 1 tập trung vào trích xuất các đặc trưng được quy định trước thông qua các dữ

liệu hình ảnh có từ SPECT, từ đó tạo nên một bản đồ đặc trưng cho các tổn thương. Bản đồ này sẽ tiếp tục xử lý tại giai đoạn 2 với 3 lớp tích chập liên kết hoàn toàn từ đó cho ra 3 kết quả đầu ra tương ứng với 3 mạch máu lớn của hệ động mạch vành: Động mạch liên thất trước (LAD), động mạch vành mũ (LCx), động mạch vành phải (RCA). Số điểm cuối cùng của cả 3 động mạch này sẽ được tổng hợp và cho ra điểm số cụ thể cho từng bệnh nhân. Nghiên cứu của tác giả Julian Betancur và cộng sự công bố vào năm 2018 trên Tạp chí trường môn tim mạch Hoa Kỳ (JACC) là một trong những nghiên cứu tiên phong chứng minh cho giá trị của phương pháp chẩn đoán này [5]. 1.638

bệnh nhân với 4.914 nhánh động mạch vành đã được phân tích. Kết quả cho thấy giá trị tiên đoán bệnh của phương pháp DL vượt trội hơn giá trị TPD thông thường một cách đáng kể. Trị số AUC của DL so với TPD trong đánh giá

bệnh mạch vành với từng bệnh nhân và từng mạch máu lần lượt là 0,8 với 0,78, và 0,76 với 0,73. Với cùng độ đặc hiệu, DL cho độ nhạy vượt trội hơn TPD: 82,3% so với 79,8% trong chẩn đoán bệnh mạch vành.

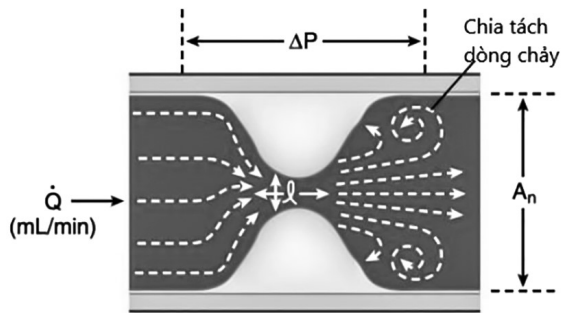


**Hình 2. Mạng neuron tích chập với dữ liệu hình ảnh có được SPECT dùng để phân tích xác suất bệnh mạch vành tắc nghẽn tại các nhánh động mạch chính thuộc hệ động mạch vành nuôi tim [5]**

**3.3 Ứng dụng công nghệ DL vào nhận diện và đánh giá chức năng mạch vành thông qua chỉ số thời gian pha động mạch (AP)**

Chỉ số AP được phát triển dựa trên phương trình động học của chất lỏng Navier-Stokes (NS):  $\rho \cdot \left(\frac{\Delta v}{\Delta t} + v \cdot \Delta v\right) = -\nabla P + \mu \nabla^2 v + f$ , với  $\rho$  là mật độ máu,  $v$  là vận tốc tức thời,  $t$  là thời gian,  $P$  là áp suất,  $\mu \nabla^2 v$  đại diện cho độ nhớt và  $f$  là lực khác. Theo phương trình NS, nếu chênh lệch áp suất càng lớn thì cả gia tốc tức thời và gia tốc đối lưu đều giảm ( $\frac{\Delta v}{\Delta t} + v \cdot \Delta v$ ). Trong bệnh lý mạch vành, khi dòng máu đi qua các tổn thương hẹp do vôi hóa, xơ vữa thì áp suất sau hẹp sẽ giảm khi so với áp suất trước hẹp. Nguyên nhân là sự thất thoát năng lượng do ma sát (tại chỗ hẹp) và sự chia tách của dòng chảy khiến các lớp dòng chảy hỗn loạn, va chạm, và triệt tiêu

động năng lẫn nhau (Hình 3). Do đó, nếu bệnh lý mạch vành càng nặng thì trị số AP càng lớn. Để tính toán chỉ số này, tác giả Thạch Nguyễn và cộng sự đã sáng tạo một cách chụp mạch vành mới. Nguyên tắc CMV là tất cả bệnh nhân đều được bơm đầy cản quang (màu đen) cho tất cả hệ thống mạch máu. Sau đó, thời gian pha động mạch được tính từ khung hình thứ 1 khi máu (màu trắng) tiến vào đầu động mạch đến khung hình cuối cùng khi toàn bộ mạch máu không còn hiện diện chất cản quang (màu đen) (Hình 4) với tốc độ 15 khung hình mỗi giây. Công nghệ DL được áp dụng trong việc xác định 2 khung hình đầu và cuối như trên theo thuật toán: xác định vị trí đầu đoạn mạch máu, trích xuất hình ảnh xoang vành, dựng ảnh đoạn động mạch vành bằng mô hình U-Net và Dense-Net-121 (Hình 5) [6].



$$\Delta P = f_1(1/A_s^2, l, \dot{Q}) + f_2(1/A_s^2, 1/A_n^2, \dot{Q}^2)$$

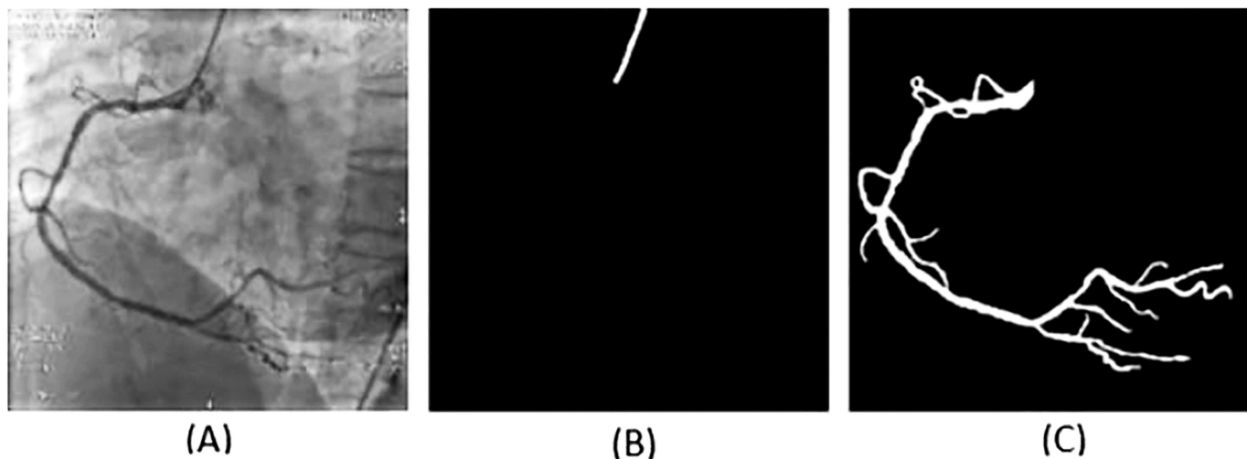
**Hình 3. Năng lượng thất thoát khi dòng máu di chuyển qua một sang thương hẹp chủ yếu do 2 hiện tượng: Ma sát tại đoạn hẹp và chia tách dòng chảy gây hỗn loạn**

(Nguồn: Deepak L. Bhatt (2016). *Cardiovascular intervention: A companion to Braunwald's Heart Disease (1<sup>st</sup> edition)*).

Trong các nghiên cứu của tác giả Thạch Nguyễn, Vũ Trí Lộc, Truyện Thiện Tấn Trí Tài và cộng sự công bố vào năm 2022, phương pháp dựng hình mạch vành và tính toán trị số AP bằng DL có sai số không quá đáng kể so với phương pháp tính toán bằng mắt thường được thực hiện bởi các bác sĩ tim mạch can thiệp với độ lệch gốc trung bình bình phương (root mean square error) lần lượt là 0,34 giây và 0,36 giây [6,7].



**Hình 4. Phương pháp tính toán trị số AP bằng cách xác định 2 khung hình: A. Khung hình đầu với cản quang bơm đầy mạch máu. B. Cản quang được đẩy ra hoàn toàn khỏi mạch máu [6]**



**Hình 5. Quy trình phân đoạn và dựng hình động mạch vành phải. A. Hình CMV gốc. B. Bắt đầu dựng đoạn theo dây dẫn. C. Dựng thành công toàn bộ động mạch vành phải [6]**

### 3.4 Trí tuệ nhân tạo: “miền đất hứa” hay “bình mới rượu cũ”?

Các nghiên cứu trong thời gian gần đây đã chứng minh rằng ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong việc quản lý bệnh tim mạch, đặc biệt trong đánh giá chức năng mạch vành là một xu thế đầy tiềm năng trong tương lai. Phương pháp này không chỉ cải tiến các công cụ sẵn có (như FFR, MPI, TDP) mà còn mở ra các chỉ số, phương tiện đo lường, đánh giá chức năng tim mạch mới (như AP). Hàng loạt nghiên cứu quy mô lớn đang được tiến hành để thu thập thêm bằng chứng cũng như khai phá thêm “miền đất hứa” này (Hình 6) [8],[9]. Chúng ta có thể kể đến như thử nghiệm HeartFlow sử dụng thuật toán cFFR hay dữ liệu từ nghiên cứu ADVANCE về tần suất biến cố tim mạch, kết quả điều trị của bệnh nhân dưới hướng dẫn của CT-FFR [10].

Tuy đã có nhiều kết quả đầy hứa hẹn, nhưng để trí tuệ nhân tạo có thể đóng vai trò quan trọng trong việc chẩn đoán hoặc điều trị bệnh tim mạch, các nhà nghiên cứu phải đối diện với rất nhiều thách thức.

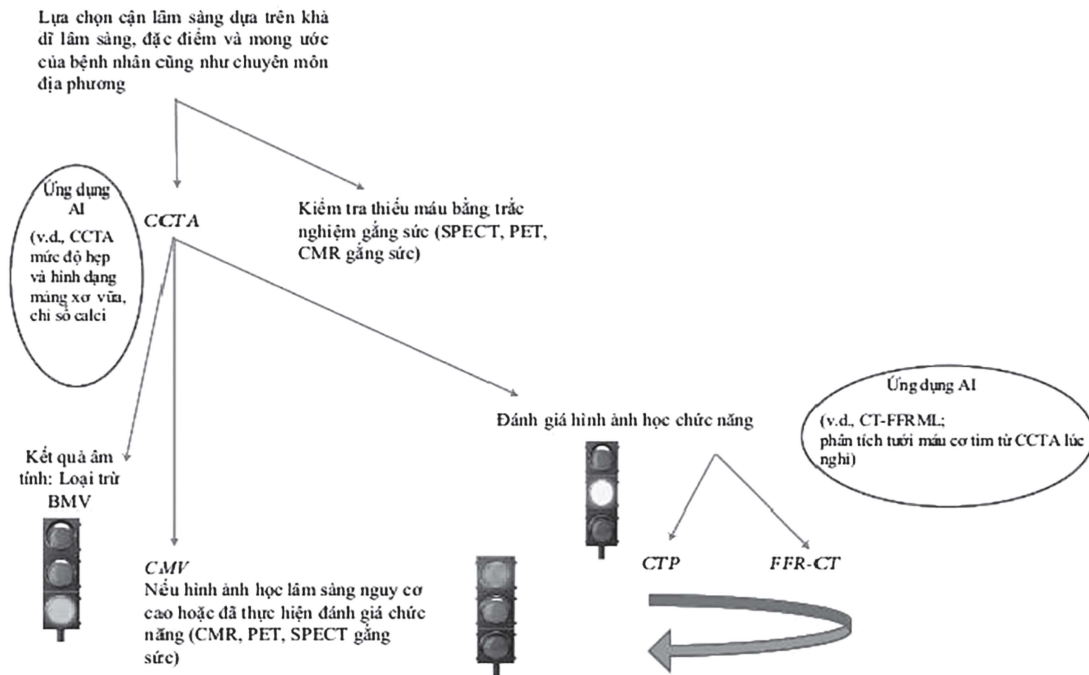
- Đầu tiên là, các nghiên cứu hiện tại hầu hết

dùng ở mức độ quan sát với độ tin cậy trung bình. Các thử nghiệm lâm sàng đối chứng với các phương pháp đánh giá chức năng mạch vành nhằm so sánh dự hậu, kết quả điều trị, thời gian sống còn chưa được thực hiện.

- Vấn đề thứ hai là, chất lượng thuật toán AI, DL, hay ML đều dựa rất nhiều trên chất lượng và số lượng dữ liệu ban đầu. Các thuật toán này sẽ không chính xác trong các trường hợp bệnh lý tim mạch có tần suất xảy ra thấp hoặc dữ liệu khó thu thập.

- Mặt khác, với yêu cầu cao về cơ sở vật chất-hạ tầng, các thuật toán trí tuệ nhân tạo thường được thực hiện tại số ít trung tâm y tế. Điều này khiến cho các thuật toán bị cá thể hóa và khó phản ánh đầy đủ đến dân số chung. Tình trạng này gây khó khăn cho quá trình đánh giá lợi ích về y tế, kinh tế và xã hội.

- Cuối cùng, các thuật toán AI, DL, hay ML vẫn còn rất nhiều trở ngại trong kỹ thuật. Do hầu hết các nghiên cứu vẫn còn ở trạng thái sơ khai, nên cái yếu tố gây nhiều tiềm ẩn chưa được phát hiện. Các thuật toán vẫn phải cải thiện từng ngày theo mức độ tăng dần của dữ liệu.



Hình 6. Các xu hướng ứng dụng AI trong thực hành lâm sàng [9]

#### 4. KẾT LUẬN

Tóm lại, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong quản lý bệnh lý tim mạch đặc biệt trong đánh giá chức năng mạch vành là một xu hướng tất yếu trong thời đại mới. Tuy vẫn còn nhiều khó khăn và thách thức phía trước nhưng không thể phủ nhận được những thành

tựu ban đầu và tiềm năng to lớn của trí tuệ nhân tạo. Theo thời gian, cùng với sự tăng dần về cả chất lượng và số lượng dữ liệu, chúng ta hoàn toàn có thể mong chờ vào những bước đột phá trong phương pháp chẩn đoán, điều trị và quản lý bệnh lý tim mạch với trí tuệ nhân tạo đóng vai trò cốt lõi.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Deaton, C., Froelicher, E.S., Wu, L.H., Ho, C., Shishani, K., & Jaarsma, T. (2011). The global burden of cardiovascular disease. *Eur J Cardiovasc Nurs.* 2011;10 Suppl 2:S5-13. DOI: 10.1016/s1474-5151(11)00111-3. PubMed PMID: 21762852.
- [2] Goff, D.C., Lloyd-Jones, D.M., Bennett, G., Coady, S., D'Agostino, R.B., & Gibbons, R. (2013). ACC/AHA guideline on the assessment of cardiovascular risk: a report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Practice Guidelines. *Circulation.* 2014;129(25 Suppl 2):S49-73. Epub 20131112. DOI: 10.1161/01.cir.0000437741.48606.98. PubMed PMID: 24222018.
- [3] Yu, M., Lu, Z., Li, W., Wei, M., Yan, J., & Zhang, J. CT (2018). Morphological index provides incremental value to machine learning based CT-FFR for predicting hemodynamically significant coronary stenosis. *Int J Cardiol.* 2018;265:256-61. DOI: 10.1016/j.ijcard.2018.01.075. PubMed PMID: 29885695.
- [4] Von Knebel, D.P.L., De Cecco, C.N., Schoepf, U.J., Duguay, T.M., Albrecht, M.H., & Assen, M. (2019). Coronary CT angiography-derived plaque quantification with artificial intelligence CT fractional flow reserve for the identification of lesion-specific ischemia. *Eur Radiol.* 2019;29(5):2378-87. Epub 20181206. DOI: 10.1007/s00330-018-5834-z. PubMed PMID: 30523456.
- [5] Betancur, J., Commandeur, F., Motlagh, M., Sharir, T., Einstein, A.J., & Bokhari, S. (2018). Deep Learning for Prediction of Obstructive Disease From Fast Myocardial Perfusion SPECT: A Multicenter Study. *JACC Cardiovasc Imaging.* 2018;11(11):1654-63. Epub 20180314. DOI: 10.1016/j.jcmg.2018.01.020. PubMed PMID: 29550305; PubMed Central PMCID: PMC6135711.
- [6] Truyen, T., Vu, L., Pham, D., Do, Q., Huynh, T., & Ho, D. (2022). Measuring the arterial phase of the right coronary artery in the patients suspected of coronary artery disease: a dual study by dynamic angiography and deep learning program. *European Heart Journal.* 2022;43(Supplement\_1):ehab849.182. DOI: 10.1093/eurheartj/ehab849.182.
- [7] Vu Tri, L., Pham Thai, D., Truyen Tri, T., Mai Quang, M., Huynh, T., & Hoang Trung, T. (2022). TCTAP A-074 Quantifying Coronary Arterial Stenosis and Measuring the Arterial Phase by Artificial

- Intelligence Program. *Journal of the American College of Cardiology*. 2022;79(15\_Supplement):S46-S8. DOI: 10.1016/j.jacc.2022.03.102.
- [8] Lin, A., Kolossváry, M., Motwani, M., Išgum, I., Maurovich-Horvat, P., & Slomka, P.J. (2021). Artificial Intelligence in Cardiovascular Imaging for Risk Stratification in Coronary Artery Disease. *Radiol Cardiothorac Imaging*. 2021;3(1):e200512. Epub 20210225. DOI: 10.1148/ryct.2021200512. PubMed PMID: 33778661; PubMed Central PMCID: PMC7978004.
- [9] Muscogiuri, G., Van Assen, M., Tesche, C., De Cecco, C.N., Chiesa, M., & Scafuri, S. (2020). Artificial Intelligence in Coronary Computed Tomography Angiography: From Anatomy to Prognosis. *BioMed Research International*. 2020;2020:6649410. DOI: 10.1155/2020/6649410.
- [10] Peper, J., Suchá, D., Swaans, M., & Leiner, T. (2020). Functional cardiac CT-Going beyond Anatomical Evaluation of Coronary Artery Disease with Cine CT, CT-FFR, CT Perfusion and Machine Learning. *Br J Radiol*. 2020;93(1113):20200349. Epub 20200812. DOI: 10.1259/bjr.20200349. PubMed PMID: 32783626; PubMed Central PMCID: PMC7465866.