

DOI: 10.58490/ctjump.2026i98.4793

ỨNG DỤNG MẠNG NƠ-RON TÍCH CHẬP TRONG CHẨN ĐOÁN TỖN THƯƠNG DÂY CHẰNG CHÉO TRƯỚC KHỚP GỐI DỰA TRÊN HÌNH ẢNH CỘNG HƯỞNG TỪ

Văn Minh Khén¹, Trương Nguyễn Khánh Hưng², Trần Quang Sơn¹,
Nguyễn Tâm Từ³, Nguyễn Minh Luân³, Nguyễn Phú Toàn³, Nguyễn Thành Tấn^{1*}

1. Trường Đại học Y Dược Cần Thơ

2. Bệnh viện Chợ Rẫy

3. Bệnh viện Đa khoa Trung ương Cần Thơ

*Email: nttan@ctump.edu.vn

Ngày nhận bài: 16/3/2026

Ngày phản biện: 22/5/2026

Ngày duyệt đăng: 25/5/2026

TÓM TẮT

Đặt vấn đề: Việc đọc kết quả cộng hưởng từ trong chẩn đoán tổn thương dây chằng chéo trước hiện tiêu tốn khá nhiều thời gian và phụ thuộc vào kinh nghiệm bác sĩ. Mạng nơ-ron tích chập với khả năng tự động trích xuất đặc trưng hình ảnh hứa hẹn tối ưu hóa quy trình này. **Mục tiêu nghiên cứu:** Đánh giá hiệu quả của mạng nơ-ron tích chập trong chẩn đoán tổn thương dây chằng chéo trước khớp gối dựa trên ảnh cộng hưởng từ. **Đối tượng và phương pháp nghiên cứu:** Nghiên cứu mô tả cắt ngang thực hiện trên 400 bệnh nhân có chấn thương dây chằng chéo trước khớp gối, được đánh giá trên hình ảnh cộng hưởng từ (MRI) ở mặt phẳng sagittal không thuốc cản từ 1.5 Tesla. Phân bố dữ liệu gồm: 341 ảnh huấn luyện, 31 ảnh kiểm định nội bộ và 28 ảnh kiểm định thực tế tại Bệnh viện Đa khoa Trung ương Cần Thơ và Bệnh viện Trường Đại học Y Dược Cần Thơ. Ba mô hình mạng nơ-ron tích chập (EfficientNet, ResNet-50, DenseNet121) được đánh giá, đối chiếu với tiêu chuẩn vàng là kết quả phẫu thuật nội soi khớp gối. **Kết quả:** Các mô hình mạng nơ-ron tích chập đạt hiệu suất vượt trội trên tập kiểm định thực tế với độ chính xác >85% và diện tích dưới đường cong (AUC) >0,95. Bản đồ nhiệt Grad-CAM định vị chính xác, logic các vùng tổn thương giải phẫu. Tốc độ suy luận đạt 4,4 - 15,8 ảnh/giây, đáp ứng tốt yêu cầu phân tích dữ liệu y tế nhanh chóng. **Kết luận:** Mạng nơ-ron tích chập là giải pháp chẩn đoán đứt dây chằng chéo trước chính xác, có sức mạnh khái quát hóa và khả năng định vị khoa học; hứa hẹn trở thành công cụ hỗ trợ đắc lực cho bác sĩ chẩn đoán hình ảnh.

Từ khóa: Mạng nơ-ron tích chập, CNN, trí tuệ nhân tạo, đứt dây chằng chéo trước, MRI khớp gối.

ABSTRACT

APPLICATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS IN DIAGNOSING ANTERIOR CRUCIATE LIGAMENT INJURIES OF THE KNEE JOINT BASED ON MAGNETIC RESONANCE IMAGING

Van Minh Khen¹, Truong Nguyen Khanh Hung², Tran Quang Son¹,
Nguyen Tam Tu³, Nguyen Minh Luan³, Nguyen Phu Toan³, Nguyen Thanh Tan^{1*}

1. Can Tho University of Medicine and Pharmacy

2. Cho Ray Hospital

3. Can Tho Central General Hospital

Background: Interpreting magnetic resonance imaging scans for diagnosing anterior cruciate ligament injuries is currently time-consuming and highly dependent on the physician's

experience. Convolutional Neural Networks, with their capability for automatic image feature extraction, hold promise in optimizing this workflow. **Objective:** To evaluate the performance of convolutional neural networks in diagnosing knee anterior cruciate ligament injuries based on magnetic resonance imaging scans. **Materials and methods:** A cross-sectional descriptive study was conducted on 400 patients with knee anterior cruciate ligament injuries, evaluated on non-contrast 1.5 Tesla magnetic resonance imaging (MRI) scans in the sagittal plane. The data distribution included: 341 training images, 31 internal validation images, and 28 real-world validation images from Can Tho Central General Hospital and Can Tho University of Medicine and Pharmacy Hospital. Three convolutional neural network models (EfficientNet, ResNet-50, DenseNet121) were evaluated and benchmarked against the gold standard of knee arthroscopic surgery results. **Results:** The convolutional neural network models achieved outstanding performance on the real-world validation set, with an accuracy of $>85\%$ and an Area Under the Curve (AUC) of >0.95 . Grad-CAM heatmaps accurately and logically localized the damaged anatomical regions. The inference speed ranged from 4.4 to 15.8 images/second, well satisfying the requirements for rapid medical data analysis. **Conclusion:** Convolutional neural networks serve as an accurate diagnostic solution for anterior cruciate ligament tears, demonstrating strong generalization capabilities and scientific lesion localization. They hold great promise in becoming a powerful assistive tool for radiologists.

Keywords: CNN, artificial intelligence, anterior cruciate ligament tear, knee MRI.

I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Tổn thương dây chằng chéo trước (DCCT) là chấn thương khớp gối phổ biến. Mặc dù hình ảnh chụp cộng hưởng từ (MRI) là tiêu chuẩn vàng để chẩn đoán trước mổ, nhưng việc đọc MRI bằng phương pháp truyền thống lại tốn nhiều thời gian và phụ thuộc lớn vào kinh nghiệm chủ quan của người đọc, dễ dẫn đến sự sai sót trong chẩn đoán giữa các bác sĩ [1], [2].

Để khắc phục hạn chế này, mạng nơ-ron tích chập (CNN) thuộc lĩnh vực học sâu đang được ứng dụng mạnh mẽ. Ưu điểm của chúng là khả năng tự động học hỏi và trích xuất các đặc trưng hình ảnh phức tạp một cách khách quan, giúp phân tích hình ảnh nhanh chóng, chính xác, từ đó hỗ trợ đắc lực cho quyết định của bác sĩ [3]. Tuy nhiên, thách thức nghiên cứu hiện nay là các mô hình AI vẫn gặp khó khăn lớn về khả năng nhận diện các dữ liệu từ các cơ sở y tế khác nhau, khó mang lại tác động thực tế trên lâm sàng nếu thiếu các quy trình kiểm chứng [4].

Do đó nghiên cứu được thực hiện với mục tiêu: Đánh giá hiệu quả của mạng CNN trong chẩn đoán đứt DCCT khớp gối dựa trên ảnh cộng hưởng từ, hướng tới việc cung cấp bằng chứng khoa học để đưa AI trở thành công cụ hỗ trợ đáng tin cậy trong thực hành lâm sàng.

II. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Đối tượng nghiên cứu

Nghiên cứu được thực hiện trên 400 bệnh nhân có chấn thương dây chằng chéo trước khớp gối, được đánh giá trên hình ảnh cộng hưởng từ (MRI) ở mặt phẳng sagittal không thuốc cản từ 1.5 Tesla.

- **Bộ dữ liệu chuẩn:** 341 hình ảnh MRI (bao gồm 102 ca đứt dây chằng chéo trước), được thu thập từ bộ dữ liệu đã được công bố của Trung tâm lâm sàng Rijeka, Croatia [5], sử dụng trong quá trình huấn luyện mô hình. Quá trình kiểm chứng cơ bản được thực hiện trên một tập dữ liệu nhỏ gồm 31 ảnh, trong đó có 11 ảnh đứt dây chằng chéo trước cũng sử dụng dữ liệu từ nguồn này.

- **Bộ dữ liệu kiểm định ở bệnh viện thực tế:** Hình ảnh MRI khớp gối của 28 bệnh nhân được khám và điều trị tại Bệnh viện Đa khoa Trung ương Cần Thơ và Bệnh viện Trường Đại học Y Dược Cần Thơ trong khoảng thời gian từ tháng 08/2024 đến tháng 12/2025. Trong đó, có 22 trường hợp xác định đứt dây chằng chéo trước.

- **Tiêu chuẩn chọn mẫu:**

+ Đối với ca bình thường: Hình ảnh MRI phải được xác nhận cùng kết quả cấu trúc dây chằng chéo trước hoàn toàn nguyên vẹn bởi hai bác sĩ chuyên môn, bao gồm một bác sĩ chuyên khoa chẩn đoán hình ảnh và một phẫu thuật viên chuyên nội soi khớp gối.

+ Đối với ca đứt DCCT: Hình ảnh MRI chẩn đoán đứt dây chằng chéo trước phải hoàn toàn trùng khớp với kết quả quan sát trực tiếp trong quá trình phẫu thuật nội soi khớp gối. Kết quả nội soi được xem là "tiêu chuẩn vàng" để xác định chẩn đoán.

- **Tiêu chuẩn loại trừ:** Các trường hợp có sự sai lệch chẩn đoán giữa hình ảnh MRI và kết quả quan sát thực tế lúc nội soi khớp gối.

2.2. Phương pháp nghiên cứu

- **Thiết kế nghiên cứu:** Nghiên cứu mô tả, xây dựng và đánh giá hiệu suất mô hình học máy trên dữ liệu hình ảnh.

- **Mô hình phân tích:** Nghiên cứu sẽ tiến hành xây dựng và đánh giá hiệu suất của ba mô hình mạng nơ-ron tích chập (CNN) bao gồm: EfficientNet, ResNet-50 và DenseNet121.

- **Môi trường huấn luyện, ngôn ngữ lập trình và tài nguyên:** Nghiên cứu này sử dụng nền tảng điện toán đám mây Google Colaboratory (Google Colab). Ngôn ngữ lập trình: Python 3.12. Tài nguyên phần cứng được khai thác: CPU.

- **Thông số đánh giá:** AUC, độ chính xác, độ nhạy, độ đặc hiệu, tiên đoán dương, tiên đoán âm, thời gian và tốc độ xử lý.

- **Tiến trình thực hiện**

+ **Giai đoạn huấn luyện và kiểm chứng bằng dữ liệu chuẩn:** Cả ba mô hình (EfficientNet, ResNet-50 và DenseNet121) sẽ được huấn luyện trên bộ dữ liệu đã được công bố của Trung tâm lâm sàng Rijeka, Croatia [5]. Quá trình kiểm chứng cơ bản được thực hiện trên một tập dữ liệu kiểm định nhỏ cùng nguồn với tập huấn luyện.

+ **Giai đoạn kiểm định thực tế:** Đưa các mô hình đã được huấn luyện vào kiểm định trên bộ dữ liệu bệnh nhân được khám và điều trị tại Bệnh viện Đa khoa Trung ương Cần Thơ và Bệnh viện Trường Đại học Y Dược Cần Thơ để đánh giá tính khả thi và độ chính xác của mô hình trong điều kiện lâm sàng thực tế.

- **Đạo đức trong nghiên cứu:** Nghiên cứu được thực hiện thông qua Hội đồng đạo đức trong nghiên cứu y sinh của Trường Đại học Y Dược Cần Thơ với số phiếu chấp thuận: 24.345.HV/PCT-HĐĐĐ.

III. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

3.1. Tổng quan bộ dữ liệu nghiên cứu

Bảng 1. Phân bố dữ liệu nghiên cứu

	Hình ảnh DCCT lành	Hình ảnh DCCT đứt	Tổng số	Tỷ lệ lành: đứt
Tập huấn luyện	239	102	341	~ 2,3:1
Tập kiểm định	20	11	31	~ 1,8:1

	Hình ảnh DCCT lành	Hình ảnh DCCT đứt	Tổng số	Tỷ lệ lành: đứt
Tập kiểm định hình ảnh ở bệnh viện thực tế	6	22	28	~ 0,27:1

Nhận xét: 400 hình ảnh lát cắt MRI khớp gối ở mặt phẳng sagittal được chia làm ba tập riêng biệt. Ở hai tập sử dụng bộ dữ liệu chuẩn từ Trung tâm Lâm sàng Rijeka, Croatia, tỷ lệ lành/đứt dao động từ 1,8:1 - 2,3:1. Ngược lại, ở tập kiểm định lấy hình ảnh MRI từ Bệnh viện Đa khoa Trung ương Cần Thơ và Bệnh viện Trường Đại học Y Dược Cần Thơ có sự đảo ngược phân bố (0,27:1), với số ca đứt hơn lành nhiều lần.

3.2. Kết quả đánh giá độ hiệu quả của mô hình

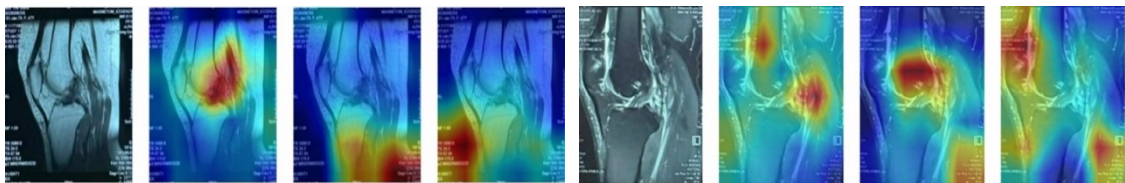
Bảng 2. Đánh giá độ hiệu quả của các mô hình

	Độ chính xác	AUC và khoảng tin cậy 95%	Độ nhảy	Độ đặc hiệu	Tiên đoán dương	Tiên đoán âm
Tập kiểm định						
Efficientnet B0	0,871	0,955 (0,87-1,00)	0,727	0,950	0,889	0,864
ResNet-50	0,871	0,969 (0,90-1,00)	0,636	1,00	1,00	0,833
Densenet121	0,742	0,982 (0,93-1,00)	0,273	1,00	1,00	0,714
Tập kiểm định hình ảnh bệnh viện thực tế						
Efficientnet B0	0,893	0,955 (0,84-1,00)	0,955	0,667	0,913	0,800
ResNet-50	0,893	0,977 (0,90-1,00)	0,864	1,00	1,00	0,667
Densenet121	0,964	0,970 (0,88-1,00)	0,955	1,00	1,00	0,857

Nhận xét: Ở trên tập kiểm định, tuy độ nhảy bị hạn chế (thậm chí đạt ngưỡng rất thấp của một mô hình như Densenet: 27,3%), nhưng lại cho thấy hiệu quả chẩn đoán đúng rất cao ở những ca lành (95%-100% ở ba mô hình). Trên tập kiểm định thực tế ở hai bệnh viện, độ chính xác các mô hình đều lớn hơn 85%. Diện tích dưới đường cong AUC đều > 0,95, với khoảng tin cậy từ 0,84 - 1,00.

3.3. Kết quả đánh giá mô hình thông qua Grad-CAM

Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping) là một kỹ thuật thuộc lĩnh vực trí tuệ nhân tạo. Nó tính toán đạo hàm của nhãn dự đoán đứt dây chằng chéo trước đối với các bản đồ đặc trưng ở lớp tích chập cuối cùng của mạng nơ-ron, từ đó tạo ra một bản đồ nhiệt làm nổi bật các vùng hình ảnh đóng vai trò quyết định nhất đến kết quả chẩn đoán [6].



A. (a) (b) (c) (d) B. (a) (b) (c) (d)

Hình 1. Bản đồ nhiệt thể hiện Grad-CAM của ba mô hình. A,B. Lần lượt thể hiện biểu đồ nhiệt minh họa cho hình ảnh kiểm định thứ 8 và 12 trong tập kiểm định hình ảnh ở bệnh viện thực tế. (a) Hình ảnh MRI gốc, (b) trên mô hình Efficientnet B0, (c) trên mô hình Resnet50, (d) trên mô hình Densenet121.

Nhận xét: Ở hình ảnh kiểm định thứ 8, Efficientnet đang có góc nhìn chuẩn xác nhất, tập trung đúng vào vùng trung tâm của khớp gối và dây chằng, trong khi hai mô hình còn lại tập trung tìm kiếm các dấu hiệu gián tiếp như ở vùng xương chày hoặc mặt trước gối. Ở hình ảnh kiểm định thứ 12 lại cho thấy điều ngược lại, Resnet tập trung trực tiếp tại lõi cầu đùi và dây chằng chéo trước. Còn Efficientnet đi tìm các dấu hiệu ở đầu dưới xương đùi và mặt sau gối, Densenet thì đi tìm dấu hiệu gián tiếp ở bánh chè và mặt trước xương đùi.

3.4. Kết quả tốc độ xử lý hình ảnh của mô hình

Bảng 3. Kết quả tốc độ xử lý hình ảnh của mô hình

	Thời gian xử lý ảnh trung bình (mili-giây)	Tốc độ trung bình (ảnh/giây)
Tập kiểm định		
Efficientnet B0	$66,4 \pm 8,48$	15,1
ResNet-50	$179,3 \pm 4,92$	5,6
Densenet121	$167,0 \pm 32,93$	6,0
Tập kiểm định hình ảnh bệnh viện thực tế		
Efficientnet B0	$63,1 \pm 3,57$	15,8
ResNet-50	$226,2 \pm 45,68$	4,4
Densenet121	$150,5 \pm 6,28$	6,6

Nhận xét: Đánh giá về thời gian suy luận của cả ba mô hình thì Efficient có tốc độ xử lý ảnh nhanh nhất (15,1 -15,8 ảnh/giây). Trong khi đó ở hai “gã khổng lồ” với nhiều mạng lưới nơ-ron sâu và rộng hơn, thì thời gian xử lý ảnh lâu hơn (Resnet mất 179,3 – 226,2 ms/ảnh, còn Densenet tốn 150,5 – 179,3 ms/ảnh).

IV. BÀN LUẬN

4.1. Tổng quan bộ dữ liệu nghiên cứu

Sự mất cân bằng dữ liệu và sự dịch chuyển dữ liệu là hai thách thức kinh điển khi ứng dụng học máy vào y tế. Ở bộ dữ liệu chuẩn dùng để huấn luyện và kiểm định nội bộ (được công bố bởi Štajduhar và cộng sự [5] tại Trung tâm Lâm sàng Rijeka, Croatia), tỷ lệ ca lành/đứt dao động từ 1,8:1 đến 2,3:1. Đây là tỷ lệ phản ánh đúng xu hướng dữ liệu quần thể chung, nơi số lượng ca lành thường chiếm đa số. Ngược lại, tập kiểm định ngoài (External Validation) thu thập từ hai bệnh viện Đa khoa Trung ương Cần Thơ và Trường Đại học Y Dược Cần Thơ lại ghi nhận sự đảo ngược phân bố với tỷ lệ 0,27:1 (số ca đứt áp đảo). Theo Zech và cộng sự [7], các mô hình học sâu rất dễ bị “đánh lừa” bởi xác suất nhân của tập huấn luyện và các nhiễu đặc thù của máy chụp. Việc đánh giá mô hình trên một tập dữ liệu có sự “đảo ngược phân bố” này đóng vai trò như một bài kiểm tra hiệu quả mô hình cực kỳ nghiêm ngặt. Khả năng duy trì hiệu suất chẩn đoán trên tập dữ liệu kiểm định ngoài đã chứng minh các thuật toán của chúng tôi không “học vẹt” trong lúc huấn luyện, đáp ứng được tiêu chuẩn khắt khe về tính khái quát hóa mà Kelly và cộng sự [4] đã đề ra đối với mô hình y tế trí tuệ nhân tạo.

4.2. Kết quả đánh giá độ hiệu quả của mô hình

Kết quả đánh giá trên tập kiểm định từ bộ dữ liệu chuẩn cho thấy các mô hình có độ đặc hiệu rất cao (95%-100%), tuy nhiên độ nhạy lại bị hạn chế, đặc biệt là sự sụt giảm nghiêm trọng của DenseNet121 (chỉ đạt 27,3%). Sự bất ổn này có thể bắt nguồn từ cơ chế kết nối dày đặc của DenseNet (Huang và cộng sự [8]), khiến mạng tái sử dụng sự đặc trưng

quá mức của hình ảnh tổn thương và dễ bị nhiễu bởi các yếu tố biến thiên như: độ phơi sáng, góc độ chụp ảnh... Tuy nhiên, bước nhảy vọt về hiệu suất được thể hiện rõ trên tập kiểm định thực tế tại bệnh viện, nơi các chỉ số đánh giá đều vượt trội. Cụ thể, ResNet-50 vươn lên trở thành kiến trúc tối ưu nhất với chỉ số AUC đạt 0,977, độ nhạy 86,4% và bảo toàn được độ đặc hiệu tuyệt đối 100%. Sức mạnh của ResNet-50 đến từ các khối mạng lưới tích chập sâu nhiều lớp (He và cộng sự [9]), giúp mô hình giải quyết triệt để vấn đề triệt tiêu các yếu tố gây nhiễu khi huấn luyện sâu, mang lại độ ổn định vững chắc. Nghiên cứu của Bien và cộng sự [2] trên tập dữ liệu MRNet (Đại học Stanford) đạt AUC 0,96 trong phân loại đứt dây chằng chéo trước. Nghiên cứu của Liu và cộng sự [3] khi sử dụng ResNet và VGG16 cũng báo cáo AUC dao động từ 0,96 - 0,98. Thậm chí, khi so sánh với các kiến trúc 3D-CNN phức tạp phân tích đa mặt phẳng của Namiri và cộng sự [1] (AUC 0,98), phương pháp 2D-CNN trên mặt phẳng sagittal của chúng tôi vẫn cho thấy sức mạnh chẩn đoán tương đương nhưng lại tiết kiệm tài nguyên tính toán hơn. Việc ResNet-50 duy trì độ đặc hiệu 100% có ý nghĩa sống còn trong thực hành chấn thương chỉnh hình, giúp loại bỏ hoàn toàn các cảnh báo dương tính giả, giảm thiểu các chỉ định nội soi chẩn đoán không cần thiết. Tuy nhiên, hạn chế của nghiên cứu chúng tôi là bộ dữ liệu để huấn luyện và kiểm định còn nhỏ, chưa đủ để khái quát hóa, nhưng đây là kết quả bước đầu ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong chẩn đoán hình ảnh tại Cần Thơ đáng được ghi nhận.

4.3. Kết quả đánh giá mô hình thông qua Grad-CAM

Để phá vỡ tính “học vẹt” của trí tuệ nhân tạo, kỹ thuật Grad-CAM (Selvaraju và cộng sự [6]) đã được ứng dụng để làm nổi bật các vùng hiển thị điểm ảnh đóng vai trò quyết định. Phân tích hình ảnh kiểm định thứ 8 và thứ 12 đã hé lộ một cơ chế “tư duy” hình ảnh học sâu sắc của thuật toán. Tổn thương đứt dây chằng chéo trước thường đi kèm với các dấu hiệu thứ phát vô cùng đặc hiệu như: dập xương tủy ở lồi cầu ngoài xương đùi và phía sau mâm chày ngoài do cơ chế chấn thương xoay trong trượt ra trước, hoặc dấu hiệu góc dây chằng chéo sau. Ghassemi và cộng sự [10] từng cảnh báo về sự ảo tưởng của các bản đồ nhiệt nếu chúng không có tính logic y khoa. Tuy nhiên, trong nghiên cứu của chúng tôi, việc các mạng nơ-ron tích chập sâu tự động trích xuất và định vị vùng chú ý vào đúng các vị trí dập xương tủy và điểm bám giải phẫu chứng tỏ mô hình đã “hiểu” được cơ chế sinh cơ học của chấn thương khớp gối, mang lại độ tin cậy cực cao cho hệ thống hỗ trợ quyết định lâm sàng.

4.4. Kết quả tốc độ xử lý hình ảnh của mô hình

Khả năng ứng dụng thực tế của một mô hình học sâu bị chi phối mạnh mẽ bởi tốc độ suy luận và yêu cầu của phần cứng máy tính (theo van Leeuwen và cộng sự [11]). Đánh giá về thời gian, EfficientNet-B0 lợi thế của kiến trúc siêu nhẹ với tốc độ 15,1 - 15,8 ảnh/giây. Dù chậm hơn, ResNet-50 vẫn đạt mức 4,4 - 5,6 ảnh/giây (khoảng 179,3 – 226,2 mili-giây/ảnh), trong khi DenseNet121 đạt 6,0 ảnh/giây. Trong bối cảnh y học phát triển như hiện nay, việc tích hợp trí tuệ nhân tạo vào hệ thống lưu trữ và truyền tải hình ảnh không đòi hỏi tốc độ và chất lượng xử lý hình ảnh ở thời gian thực như trong phẫu thuật nội soi, mà chủ yếu rà soát dữ liệu theo hệ thống. Với tốc độ của ResNet-50, hệ thống chỉ mất chưa tới 5 giây để phân tích toàn bộ một chuỗi xung sagittal gồm 20-25 lát cắt. Những ca đứt dây chằng chéo trước khó hoặc nghi ngờ sẽ được trí tuệ nhân tạo gán nhãn “lưu ý” và đẩy lên đầu danh sách chờ đọc của bác sĩ chẩn đoán hình ảnh, giúp rút ngắn thời gian chẩn đoán, đẩy nhanh lộ trình từ phòng chụp MRI đến phòng mổ cho bệnh nhân chấn thương khớp gối nói chung.

V. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này cung cấp bằng chứng thực nghiệm mạnh mẽ về khả năng ứng dụng mạng nơ-ron tích chập như một giải pháp mang tính đột phá trong việc chẩn đoán tổn thương dây chằng chéo trước khớp gối. Sự kết hợp hoàn hảo giữa tốc độ suy luận tính toán cao và khả năng định vị tổn thương giải phẫu một cách khoa học đã chứng minh tính khả thi của công nghệ này trong môi trường y tế thực tế. Tóm lại, việc triển khai các mô hình mạng nơ-ron tích chập không nhằm thay thế vai trò của bác sĩ chẩn đoán hình ảnh, mà hướng tới việc kiến tạo một hệ sinh thái chẩn đoán thông minh – nơi các chuyên gia được hỗ trợ tối đa để đưa ra các quyết định can thiệp nhanh chóng, an toàn và chuẩn xác nhất.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Namiri N.K., Flament I., Astuto B., Shah R., Tibrewala R., *et al.* Hierarchical severity staging of anterior cruciate ligament injuries using deep learning with MRI images. *Radiol Artif Intell.* 2020. 2(4), e190207, doi: 10.1148/ryai.2020190207.
2. Bien N., Rajpurkar P., Ball R.L., Irvin J., Park A., *et al.* Deep-learning-assisted diagnosis for knee magnetic resonance imaging: development and retrospective validation of MRNet. *PLoS Med.* 2018. 15(11), e1002699, doi: 10.1371/journal.pmed.1002699.
3. Liu F., Guan B., Zhou Z., Samsonov A., Rosas H., *et al.* Fully automated diagnosis of anterior cruciate ligament tears on knee MR images by using deep learning. *Radiol Artif Intell.* 2019. 1(3), e180091, doi: 10.1148/ryai.2019180091.
4. Kelly C.J., Karthikesalingam A., Suleyman M., Corrado G., and King D. Key challenges for delivering clinical impact with artificial intelligence. *BMC Med.* 2019. 17(1), 195, doi: 10.1186/s12916-019-1426-2.
5. Štajduhar I., Mamula M., Miletic D., and Ünal G. Semi-automated detection of anterior cruciate ligament injury from MRI. *Comput Methods Programs Biomed.* 2017. 140, 151-164, doi: 10.1016/j.cmpb.2016.12.006.
6. Selvaraju R.R., Cogswell M., Das A., Vedantam R., Parikh D., and Batra D. CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision.* 2017. 618-626, doi: 10.1109/ICCV.2017.74.
7. Zech J.R., Badgeley M.A., Liu M., Costa A.B., Titano J.J., and Oermann E.K. Variable generalization performance of a deep learning model to detect pneumonia in chest radiographs: a cross-sectional study. *PLoS Med.* 2018. 15(11), e1002683, doi: 10.1371/journal.pmed.1002683.
8. Huang G., Liu Z., Van Der Maaten L., and Weinberger K.Q. Densely connected convolutional networks. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,* 2017. 4700-4708, doi: 10.1109/CVPR.2017.243.
9. He K., Zhang X., Ren S., and Sun J. Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.* 2016. 770-778, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.
10. Ghassemi M., Oakden-Rayner L., and Beam A.L. The false hope of current approaches to explainable artificial intelligence in health care. *Lancet Digit Health.* 2021. 3(11), e745-e750, doi: 10.1016/S2589-7500(21)00208-9.
11. van Leeuwen K.G., Schalekamp S., Rutten M.J.C.M., van Ginneken B., and de Rooij M. Artificial intelligence in radiology: 100 commercially available products and their scientific evidence. *Eur Radiol.* 2021. 31(6), 3797-3804, doi: 10.1007/s00330-021-07892-z.