



DOI:10.22144/ctu.2024.464

## ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG PHÂN LOẠI NGUY CƠ UNG THƯ DƯA TRÊN HÌNH ẢNH X-QUANG TUYẾN VÚ

Nguyễn Chí Ngôn<sup>1\*</sup>, Lê Đoàn Kết<sup>1,2</sup>, Võ Văn Kha<sup>2</sup>, Nguyễn Vĩnh Phong<sup>2</sup>, Huỳnh Phương Anh<sup>2</sup> và Đặng Phi Hùng<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Trường Đại học Cần Thơ, Việt Nam

<sup>2</sup>Bệnh viện Ung bướu Thành phố Cần Thơ, Việt Nam

\*Tác giả liên hệ (Corresponding author): ncngon@ctu.edu.vn

### Thông tin chung (Article Information)

Nhận bài (Received): 21/05/2024

Sửa bài (Revised): 05/06/2024

Duyệt đăng (Accepted): 05/09/2024

**Title:** An application of artificial intelligence in cancer risk classification based on breast X-ray images

**Author(s):** Nguyen Chi Ngôn<sup>1\*</sup>, Le Doan Ket<sup>1,2</sup>, Vo Van Kha<sup>2</sup>, Nguyen Vinh Phong<sup>2</sup>, Huynh Phuong Anh<sup>2</sup> and Dang Phi Hung<sup>2</sup>

**Affiliation(s):** <sup>1</sup>Can Tho University, Viet Nam; <sup>2</sup>Can Tho Oncology Hospital, Viet Nam

### TÓM TẮT

Ung thư vú ở phụ nữ là loại ung thư phổ biến ở hầu hết các nước trên thế giới trong đó có Việt Nam. Sớm phát hiện và chẩn đoán chính xác là yếu tố quyết định quan trọng trong việc điều trị và cải thiện tỷ lệ sống còn của bệnh nhân. Chụp X-quang tuyến vú là kỹ thuật không thể bỏ qua trong nội dung sàng lọc và chẩn đoán sớm ung thư vú. Nghiên cứu được thực hiện nhằm ứng dụng mạng học sâu AlexNet để phân loại nguy cơ ung thư dựa trên hình ảnh X-quang tuyến vú theo các nhóm Birads2, Birads3, Birads4 và Birads5. Nguồn dữ liệu được sử dụng là 2051 hình ảnh X-quang tuyến vú được thu thập từ Bệnh viện Ung bướu thành phố Cần Thơ. Bằng cách sử dụng kỹ thuật học sâu, mô hình có thể phân loại nguy cơ ung thư với độ chính xác 86,84%. Kết quả này góp phần hỗ trợ công tác chẩn đoán cho bác sĩ chuyên môn và tạo điều kiện cho nội dung ứng dụng trí tuệ nhân tạo để nhận dạng hình ảnh trong y tế.

**Từ khóa:** AlexNet, mạng tích chập, phân loại ung thư vú, trí tuệ nhân tạo, xử lý ảnh

### ABSTRACT

In Vietnam, as in most other nations in the world, breast cancer is a frequent type of cancer that affects women. Treatment decisions and patient survival are significantly influenced by early detection and precise diagnosis. When it comes to breast cancer screening and early diagnosis, mammography is a crucial tool. Based on 2051 images as the data source was collected in Can Tho Oncology Hospital, the deep learning network AlexNet in this study was used to categorize cancer risk based on mammography images into groups called Birads2, Birads3, Birads4, and Birads5. This model can accurately classify cancer risk with 86.84% using deep learning approaches. This result contributes to supporting diagnostic work for specialized doctors and creates conditions for artificial intelligence application image detection in medicine.

**Keywords:** AI, AlexNet, breast cancer classification, CNN, image processing

## 1. GIỚI THIỆU

Trong những năm gần đây, tình hình ung thư diễn ra khá phức tạp ở Việt Nam nói riêng và trên thế giới nói chung, trong đó ung thư vú chiếm tỉ lệ đáng kể. Ung thư vú là loại bệnh phổ biến và có tỉ lệ tử vong cao ở phụ nữ hiện nay. Trên thế giới ước tính mỗi năm có hơn 2,3 triệu người được phát hiện mắc mới, chiếm 11,7% trong số các loại ung thư (Bray et al., 2018). Theo thống kê của IARC (Cơ quan nghiên cứu ung thư thế giới), tại Việt Nam năm 2020 có 182,563 trường hợp mắc ung thư, trong đó 21,555 ca ung thư vú và đứng thứ 3 trên thế giới, chiếm tỉ lệ 11,8% (Tran et al., 2021). Theo các chuyên gia về chuyên ngành ung bướu, ung thư vú có thể điều trị với tỉ lệ đáp ứng khá cao nếu được phát hiện sớm và áp dụng liệu pháp điều trị phù hợp. Tuy nhiên, vẫn còn tồn tại nhiều thách thức đối với việc chẩn đoán và điều trị ung thư vú tại Việt Nam, bao gồm sự thiếu hụt về cơ sở hạ tầng y tế, kiến thức về y tế của cộng đồng và khả năng tiếp cận các dịch vụ y tế. Theo báo cáo tại Hội nghị cập nhật tiến bộ trong điều trị ung thư vú tại Hà Nội diễn ra vào ngày 12 tháng 8 năm 2022, các chuyên gia đã đánh giá rằng tỉ lệ sống còn của bệnh nhân ung thư vú khi được phát hiện ở giai đoạn rất sớm đạt 98% và ở giai đoạn cuối tỉ lệ này chỉ còn 10%. Theo các nhà nghiên cứu về bệnh ung thư, thông qua dự phòng có thể giảm thiểu một số nguy cơ gây ra ung thư, nhưng không thể loại bỏ hoàn toàn những tác nhân gây ra căn bệnh này ở nhiều nước trên thế giới trong đó có Việt Nam. Do đó, sàng lọc để phát hiện sớm các dấu hiệu bất thường đồng thời kết hợp với các liệu pháp điều trị phù hợp vẫn là phương pháp quan trọng để kiểm soát căn bệnh này (Thai, 2022).

Chụp X-quang tuyến vú (Mammography) là kỹ thuật thu nhận các hình ảnh của mô tuyến vú bằng cách sử dụng chùm tia X cường độ thấp chiếu vào các mô tuyến vú. Qua hình ảnh thu được từ X-quang vú, bác sĩ có thể phát hiện các biểu hiện bất thường và khối u ở giai đoạn sớm ngay cả khi người bệnh chưa cảm nhận được hay sờ thấy (Mai, 2019).

Chụp X-quang tuyến vú là kỹ thuật được áp dụng rất phổ biến trong các chương trình sàng lọc và phát hiện sớm ung thư vú ở nhiều quốc gia trên thế giới. Theo nghiên cứu, các thử nghiệm ngẫu nhiên và nghiên cứu về tỷ lệ tử vong dựa trên tổng số bệnh nhân mắc ung thư vú thông qua các chương trình sàng lọc, nghiên cứu đã chứng minh tỉ lệ bệnh nhân tử vong do ung thư vú giảm đáng kể khi được phát hiện ung thư vú giai đoạn sớm nhờ vào thực hiện chụp X-quang tuyến vú (Duffy et al., 2020).

Trong lĩnh vực y học hiện đại, việc đọc và đánh giá hình ảnh X-quang tuyến vú đóng vai trò cực kỳ quan trọng trong việc phát hiện sớm và điều trị các bệnh lý liên quan đến cơ quan này, đặc biệt là ung thư vú. Tuy nhiên, sự mất cân đối giữa bác sĩ đọc ảnh và số lượng hình ảnh X-quang tuyến vú đôi khi là điều không thể tránh khỏi. Bác sĩ cần phải dựa vào kiến thức chuyên môn sâu rộng, kỹ năng phân tích và kinh nghiệm thực tiễn để đưa ra đánh giá chính xác về trạng thái sức khỏe của bệnh nhân. Tuy nhiên, không phải lúc nào cũng dễ dàng để nhận biết các dấu hiệu bất thường trên hình ảnh X-quang, đặc biệt là những biểu hiện sớm của bệnh. Sự mất cân đối thường xuyên xuất hiện khi bác sĩ đọc ảnh phải đối mặt với các trường hợp phức tạp, những biểu hiện không rõ ràng, hoặc khi hình ảnh X-quang không cung cấp đủ thông tin để đưa ra kết luận chính xác. Điều này đặt ra một thách thức lớn đối với ngành y tế. Để giải quyết vấn đề này, cần phải có sự liên kết chặt chẽ giữa các chuyên gia y tế, sự hỗ trợ từ công nghệ và các công cụ hỗ trợ thông minh. Điều này sẽ giúp cải thiện hiệu suất đọc ảnh và giảm thiểu nguy cơ bỏ sót, đảm bảo rằng bệnh nhân được chẩn đoán và điều trị một cách tốt nhất.

Từ thực trạng đó, bằng cách sử dụng các thuật toán học máy và mạng nơ-ron, AI có khả năng phát hiện các biểu hiện tiềm ẩn của ung thư vú từ những hình ảnh này một cách chính xác và hiệu quả. Sự kết hợp giữa kiến thức chuyên môn của bác sĩ và khả năng phân tích dữ liệu của trí tuệ nhân tạo có thể giúp giảm thiểu sự mất cân đối trong việc đọc ảnh và tăng cường khả năng chẩn đoán sớm ung thư vú, từ đó cung cấp cho bệnh nhân cơ hội điều trị kịp thời và tối ưu hóa kết quả điều trị. Điều này nhấn mạnh tầm quan trọng của sự hợp tác giữa con người và công nghệ trong việc đối phó với căn bệnh nguy hiểm này.

Để đánh giá sự bất thường và giai đoạn của các dấu hiệu ở vú, Bệnh viện Ung bướu thành phố Cần Thơ áp dụng tiêu chuẩn của hệ thống báo cáo tiêu chuẩn hình ảnh học ở vú Birads (Breast imaging Reporting And Data System) (D'Orsi CJ et al., 2013). Theo đó:

- Birads 2: Kết quả âm tính (có nghĩa là không có dấu hiệu ung thư), đây là các biểu hiện của tổn thương lành tính như vôi hóa lành tính, hạch bạch huyết hoặc khối u lành tính.
- Birads 3: Khả năng ung thư thấp (<2%), nhưng không loại trừ khả năng ung thư, ta cần theo dõi 6 đến 12 tháng để đánh giá tiến triển của tổn thương.

– Birads 4: Qua hình ảnh, những tổn thương phát hiện được có thể không giống ung thư, nhưng có khả năng là ung thư (từ 2% đến <95%), có nhiều mức độ về yếu tố nghi ngờ. Có thể đề nghị thực hiện sinh thiết tùy thuộc vào mức độ nguy cơ khác nhau.

– Birads 5: Hình ảnh khá giống với ung thư, có khả năng ung thư rất cao (>95%), thực hiện sinh thiết để chẩn đoán chính xác và áp dụng liệu pháp điều trị phù hợp.

Trong tình hình hiện nay, việc thiếu hụt bác sĩ chuyên ngành chẩn đoán hình ảnh trong khi số lượng ảnh X-quang tuyến vú ngày càng gia tăng nhanh chóng không ngừng tạo áp lực lớn trong ngành chẩn đoán hình ảnh nói riêng và của các cơ sở y tế nói chung. Việc thực hiện các nghiên cứu về mô hình trí tuệ nhân tạo để hỗ trợ cho đội ngũ y bác sĩ giảm bớt áp lực công việc, đồng thời nâng cao chất lượng thăm khám, tầm soát và phục vụ người bệnh là vô cùng cần thiết.

Trong những năm gần đây, cộng đồng y thế giới nói chung và Việt Nam nói riêng đã nhận thức được hiệu quả và tầm quan trọng của việc phát hiện sớm kết hợp với các liệu pháp phù hợp trong điều trị ung thư vú. Điều này đã thúc đẩy sự quan tâm đến việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào phân loại và đánh giá ung thư vú thông qua hình ảnh X-quang. Các tổ chức nghiên cứu và các trường đại học y tế lớn đã bắt đầu tiến hành các dự án nghiên cứu về lĩnh vực này. Bên cạnh đó, nhiều công ty công nghệ về y tế hàng đầu trên thế giới đã đầu tư mạnh mẽ vào nghiên cứu và phát triển các giải pháp trí tuệ nhân tạo trong chẩn đoán bệnh ung thư, trong đó có ung thư vú và việc sử dụng hình ảnh X-quang tuyến vú. Các quốc gia phát triển như Mỹ, Trung Quốc, Nhật Bản và các nước châu Âu đã tiến hành nghiên cứu (Pei et al., 2022; Samala et al., 2017) sâu rộng trong việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân loại và đánh giá ung thư thông qua hình ảnh. Năm 2017, nghiên cứu của Dhungel et al. (2017) đã đề xuất mô hình mResNet để phân loại hình ảnh bình thường và bất thường trên hình ảnh X-quang tuyến vú và kết quả AUC=0,8. Năm 2023, Vrdoljak et al. (2023) đã ứng dụng Deep learning để nhận dạng các bất thường từ các hạch bạch huyết để đánh giá nguy cơ ung thư vú với độ tin cậy đạt 0,71. Thêm vào đó, theo nghiên cứu từ nguồn dữ liệu hình ảnh X-quang tuyến vú ở Anh và Mỹ, McKinney et al. (2020) đã ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong việc nhận dạng các trường hợp dương tính giả ung thư vú và cho ra kết quả giảm 9,4% tổng số các dương tính giả ở Mỹ và 2,7% ở Anh. Các kết quả nghiên cứu này đã đóng góp quan trọng vào việc phát triển các phương pháp và công nghệ mới trong

nhận dạng ảnh y tế. Tuy nhiên các nghiên cứu chỉ tập trung vào đánh giá ở mức độ bình thường và bất thường trên hình ảnh X-quang tuyến vú. Trong nghiên cứu này, dữ liệu được sử dụng là hình ảnh X-quang tuyến vú được thu thập tại Bệnh viện Ung bướu thành phố Cần Thơ, sau đó được phân loại dựa trên kết quả bệnh án để tạo thành nhóm dữ liệu đầu vào cho việc huấn luyện mô hình học sâu AlexNet nhằm đánh giá và phân loại mức độ nguy cơ ung thư vú theo các nhóm phân loại gồm Birads 2, Birads3, Birads 4 và Birads 5. Bài viết này trình bày sơ lược về cơ sở lý thuyết các mức độ ung thư vú, kỹ thuật chụp X-quang tuyến vú, phương pháp nghiên cứu, đánh giá kết quả và hướng phát triển tiếp theo.

## 2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

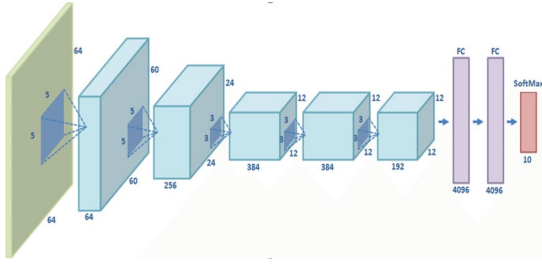
### 2.1. Mạng học sâu AlexNet

AlexNet là mô hình mạng tính đột phá quan trọng trong lĩnh vực học sâu và trí tuệ nhân tạo. Nó đã mở ra một kỷ nguyên mới trong việc áp dụng deep learning vào việc xử lý hình ảnh và nhận dạng đối tượng. AlexNet được phát triển bởi Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever và Geoffrey Hinton, được giới thiệu lần đầu tiên trong cuộc thi ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge năm 2012 (Krizhevsky et al., 2017). Trước khi có sự xuất hiện của AlexNet, việc sử dụng deep learning trong các nhiệm vụ như nhận diện hình ảnh vẫn chưa được phổ biến do những hạn chế về khả năng tính toán và tài nguyên máy tính. Tuy nhiên, AlexNet đã chứng minh được khả năng vượt trội của nó so với các mô hình học sâu theo phương pháp truyền thống.

Một trong những yếu tố quan trọng của AlexNet là việc sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN) với một kiến trúc sâu, gồm nhiều lớp convolution và lớp fully connected. Mô hình này cũng sử dụng kỹ thuật dropout để ngăn chặn hiện tượng quá mức khớp dữ liệu (overfitting) và tăng khả năng tổng quát hóa của mô hình.

Một điểm đáng chú ý khác là AlexNet đã sử dụng GPU để tăng tốc độ tính toán, giúp cho quá trình huấn luyện mô hình trở nên khả thi. Điều này đã mở ra cánh cửa cho việc áp dụng deep learning vào các bài toán với dữ liệu lớn trong thực tế.

Sau khi chiến thắng trong cuộc thi ILSVRC 2012 (Krizhevsky et al., 2017) với tỷ lệ lỗi gần 10% nhỏ hơn hẳn so với các phương pháp truyền thống, AlexNet đã trở thành điểm khởi đầu cho sự phát triển mạnh mẽ của deep learning trong nhiều lĩnh vực ứng dụng, từ nhận diện hình ảnh, nhận dạng giọng nói cho đến tự lái ô tô và y học.



**Hình 1. Mô hình kết nối mạng học sâu AlexNet (Llamas et al., 2017)**

Kiến trúc của mô hình AlexNet được mô tả như Hình 1, bao gồm 5 lớp tích chập và 3 lớp fully - connected. Cách thiết kế mạng này cũng giống như kiến trúc mạng LeNet được Lecun et al. (1998) giới thiệu. Tuy nhiên, mô hình AlexNet có một số khác biệt ở những điểm sau:

Quá trình huấn luyện được cải thiện nhanh hơn bằng việc sử dụng hàm kích hoạt ReLUs thay cho hàm Tanh và hàm Sigmoid. Theo phương pháp cổ điển sử dụng hàm  $f(x) = \tanh(x)$  hoặc  $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$  trong mạng tích chập 4 lớp thì phương pháp ReLUs có thời gian huấn luyện nhanh hơn. Đây là ưu điểm rất lớn của mô hình AlexNet, Hàm ReLUs có phương trình được trình bày như sau:

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{nếu } x < 0 \\ x & \text{nếu } x \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

Với  $x$  là giá trị tham số số ngõ vào

Từ phương trình (1), nếu giá trị đầu vào là số âm, kết quả sẽ là 0; và nếu giá trị đầu vào là số dương, kết quả sẽ là giá trị đó. Điều này cho phép chúng ta mô tả hàm ReLU dưới dạng  $f(x) = \max(0, x)$ . Phương trình này thể hiện rằng hàm ReLU có thể được lập trình dễ dàng và ít bị bão hòa hơn so với các hàm truyền thống.

**Tránh overfitting:** Mô hình AlexNet dễ bị tình trạng overfitting do kiến trúc lớn hơn nhiều so với mô hình LeNet. Để khắc phục tình trạng này AlexNet kết hợp với kỹ thuật Dropout tăng cường dữ liệu.

## 2.2. Dữ liệu ảnh X-quang tuyến vú

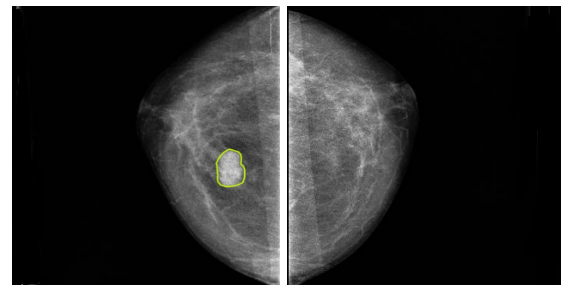
Dữ liệu ảnh X-quang tuyến vú đóng vai trò vô cùng quan trọng trong việc phát triển và huấn luyện các mô hình máy học để phân loại nguy cơ ung thư vú, đặc biệt là các mô hình sử dụng deep learning như mạng neural tích chập (CNN) mà cụ thể trong nghiên cứu này là mô hình AlexNet. Dữ liệu này không chỉ là nguồn thông tin cần thiết để xây dựng các mô hình phân loại, mà còn đóng góp quan trọng vào việc nâng cao hiệu suất và độ chính xác của các hệ thống hỗ trợ quyết định trong lâm sàng. Dưới đây

là một phần giới thiệu về dữ liệu ảnh X-quang tuyến vú và tầm quan trọng của nó trong việc nghiên cứu, ứng dụng trong lĩnh vực y học:

– Sự đa dạng của dữ liệu ảnh X-quang tuyến vú: Dữ liệu ảnh X-quang tuyến vú bao gồm một loạt các hình ảnh được chụp từ nhiều phụ nữ khác nhau, bao gồm cả những phụ nữ có tổn thương hoặc khuyết tật và những người có kết cấu tuyến vú đa dạng. Sự đa dạng này trong dữ liệu giúp mô hình học được từ nhiều trường hợp khác nhau và làm tăng khả năng tổng quát hóa của mô hình phân loại.

– Các loại bệnh lý và biến thể hình ảnh: Dữ liệu ảnh X-quang tuyến vú thường bao gồm các trường hợp bình thường cũng như những trường hợp có dấu hiệu bất thường, trong đó có ung thư vú. Các biến thể hình ảnh bao gồm cả hình ảnh tuyến vú bình thường, dạng mô dày khó phân biệt và những dấu hiệu nghi ngờ sự phát triển của khối u.

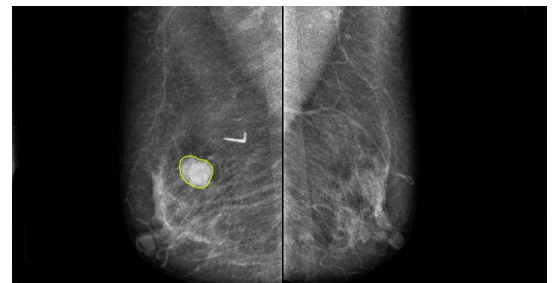
Trong nghiên cứu này, dữ liệu được sử dụng là tập dữ liệu hình ảnh X-quang tuyến vú tại Bệnh viện Ung bướu thành phố Cần Thơ, sau đó được phân loại dựa trên kết quả của hồ sơ bệnh án. Thông thường mỗi bệnh nhân sẽ được chụp ở tư thế thẳng đứng trên – dưới (CC), tư thế chếch trong – ngoài (MLO) ở vú bên trái và vú bên phải. Mỗi bệnh nhân thường cho 4 ảnh X-quang vú (ngoại trừ những trường hợp đặc biệt). Dưới đây minh họa hình ảnh thu được từ bệnh nhân.



R-CC

L-CC

**Hình 2. Ảnh chụp ở tư thế thẳng đứng**



R-MLO

L-MLO

**Hình 3. Ảnh chụp tư thế chếch trong-ngoài**

**Bảng 1. Bảng phân bố dữ liệu trong nghiên cứu**

Phân loại	Tập huấn luyện	Tập hiệu chỉnh	Tập kiểm tra	Tổng
Birads 2	432	43	50	525
Birads 3	410	41	50	501
Birads 4	443	42	50	535
Birads 5	412	41	50	503
<b>Tổng</b>	<b>1697</b>	<b>167</b>	<b>200</b>	<b>2051</b>

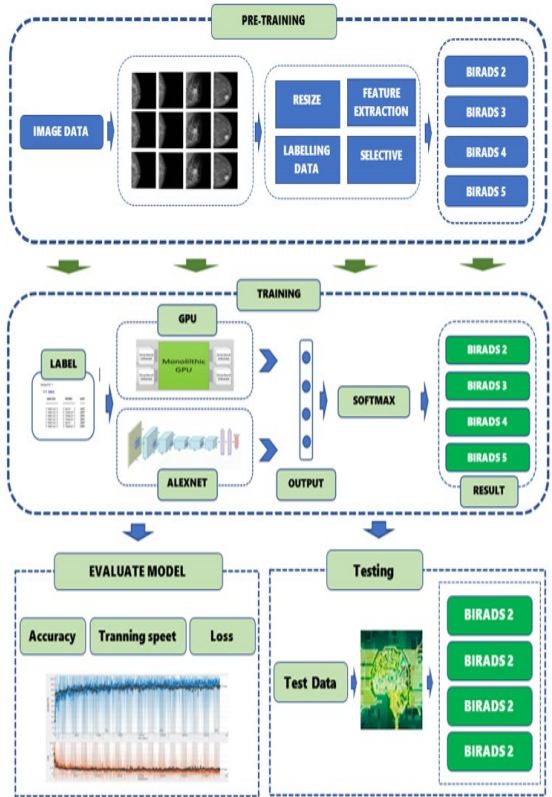
Trong quá trình huấn luyện mô hình AlexNet, việc phân bố dữ liệu đóng vai trò quan trọng để đảm bảo mô hình được huấn luyện hiệu quả và có khả năng tổng quát hóa tốt. Bảng 1 thể hiện cách phân bố dữ liệu trong huấn luyện và kiểm tra mô hình. Trong nghiên cứu này, việc phân bố dữ liệu gồm tập huấn luyện, tập hiệu chỉnh và tập kiểm tra, mỗi tập với số lượng ảnh khác nhau cho mỗi nhóm phân loại Birads 2, 3, 4 và 5. Tập huấn luyện có 1697 ảnh đã được phân loại theo Birads. Điều này đảm bảo rằng mô hình sẽ được huấn luyện đủ dữ liệu từ mỗi nhóm, giúp mô hình học được đặc điểm đặc trưng của từng loại phân loại. Tập hiệu chỉnh gồm 10% ảnh cho mỗi nhóm phân loại. Tập dữ liệu này giúp cập nhật và hiệu chỉnh các trọng số của mô hình AlexNet để tối ưu hóa hiệu suất dự đoán trên dữ liệu mới. Cuối cùng, tập kiểm tra chứa 50 mỗi nhóm phân loại, nhằm đánh giá hiệu suất tổng quát của mô hình sau khi huấn luyện và hiệu chỉnh. Việc này giúp đảm bảo rằng mô hình có khả năng dự đoán tốt trên dữ liệu mới không được sử dụng trong quá trình huấn luyện.

**2.3. Thiết kế mô hình phân loại nguy cơ ung thư vú**

Sơ đồ tổng quát của mô hình đánh phân loại nguy cơ ung thư dựa trên hình ảnh X-quang tuyến vú được khái quát theo sơ đồ Hình 4.

Đầu tiên, dữ liệu hình ảnh X-quang tuyến vú được thu thập tại Bệnh viện Ung bướu thành phố Cần Thơ. Kết quả đánh giá mức độ nguy cơ ung thư trên hồ sơ bệnh án của bệnh nhân được sử dụng để phân loại dữ liệu theo tiêu chuẩn Birads gồm 4 nhóm: Birads 2, 3, 4, và 5. Trước khi đưa vào mô hình huấn luyện, dữ liệu được tiền xử lý bằng cách loại bỏ thông tin bệnh nhân và chuẩn hóa kích thước ảnh phù hợp với kích thước đầu vào của mô hình. Sau đó, các kỹ thuật tăng cường dữ liệu được áp dụng như Augmentation, Translation, và Scale để tạo ra các biến thể mới. Mô hình AlexNet được sử dụng để huấn luyện trên dữ liệu đã được chuẩn bị này. Sau quá trình huấn luyện, mô hình được đánh giá bằng cách sử dụng tập dữ liệu kiểm tra độc lập và đo lường hiệu suất thông qua các chỉ số như độ chính xác, độ nhạy, và F1-score. Cuối cùng, mô hình

được tinh chỉnh và tối ưu hóa để cải thiện hiệu suất và có thể triển khai trong thực tiễn để hỗ trợ trong việc đánh giá và phân loại nguy cơ ung thư từ hình ảnh X-quang tuyến vú.



**Hình 4. Sơ đồ mô hình phân loại nguy cơ ung thư vú**

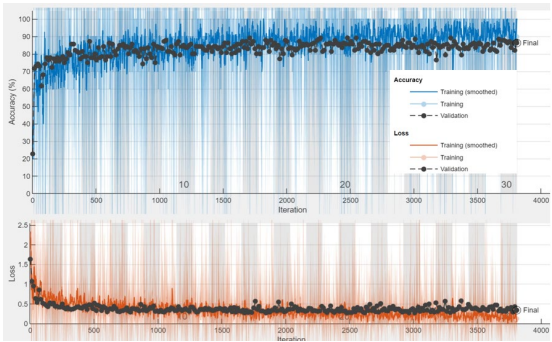
**3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN**

Trong nghiên cứu này, để huấn luyện cho mạng học sâu AlexNet nhận dạng các nhóm nguy cơ ung thư vú, ngôn ngữ lập trình cấp cao Matlab được sử dụng. Toàn bộ quá trình huấn luyện được thực hiện với máy tính cá nhân có cấu hình CPU core i5, bộ nhớ RAM 16GB, Card đồ họa 4GB và ổ cứng SSD 500G để tăng tốc độ truy xuất dữ liệu. Dữ liệu được chia thành 10% cho tập kiểm tra và 90% cho tập huấn luyện mô hình. Tổng cộng, quá trình này bao



gồm 3960 lần lặp lại, với mỗi chu kỳ học là 132 lần lặp lại.

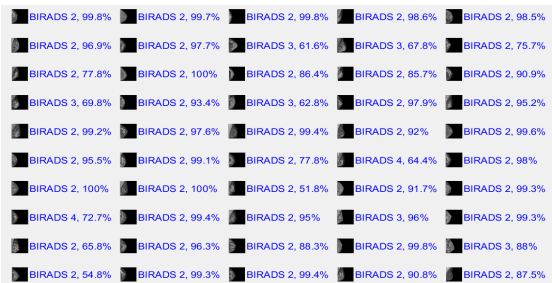
Trên biểu đồ Hình 5, độ chính xác của mô hình tăng từ khoảng 30% lên hơn 75% trong lần huấn luyện đầu tiên, dao động xung quanh mức 80% trong lần huấn luyện thứ hai, và ổn định quanh mức 86,52% sau đó. Hình 5 biểu thị độ sai sót giảm dần từ 2,5% xuống dưới 0,5% trong lần huấn luyện đầu tiên và ổn định trong suốt quá trình huấn luyện của mạng. Kết thúc quá trình huấn luyện, mô hình đạt các thông số Validation Accuracy 86,84%, số lượng Epoch là 30. Tổng thời gian huấn luyện mạng AlexNet là 87 phút.



Hình 5. Huấn luyện mô hình AlexNet

Kết quả thực nghiệm

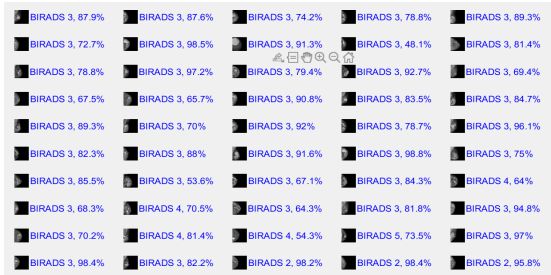
Sau quá trình huấn luyện mô hình, việc kiểm tra được thực hiện với bộ dữ liệu trong tập kiểm tra. Để đảm bảo độ chính xác trong quá trình thực hiện, mô hình sẽ được thực nghiệm đối với từng loại hình ảnh X-quang tuyến vú tương ứng, lần lượt thực nghiệm với các nhóm như sau:



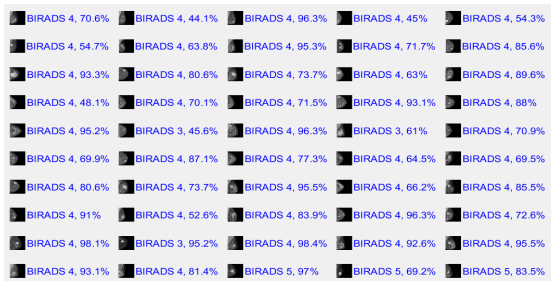
Hình 6. Kết quả thực nghiệm với 50 ảnh Birads 2

Mã trận nhầm lẫn là công cụ quan trọng trong việc đánh giá mô hình phân loại, đặc biệt trong trường hợp phân loại mức độ nguy cơ ung thư dựa trên hình ảnh X-quang tuyến vú. Mã trận này giúp hiểu rõ hơn về cách mà mô hình dự đoán và phân loại các trường hợp. Mã trận nhầm lẫn được biểu diễn dưới dạng một bảng, trong đó các hàng thể hiện

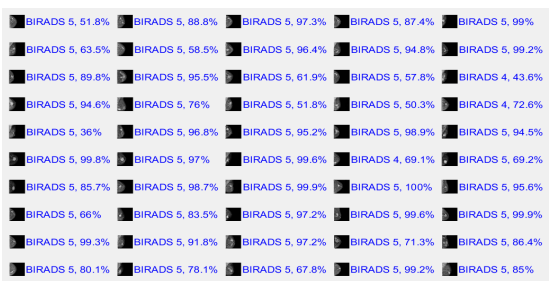
các nhóm nguy cơ ung thư được dự đoán bởi mô hình, và các cột thể hiện các nhóm nguy cơ ung thư thực tế. Kết quả thực tế cho thấy, mô hình có khả năng nhận dạng độ chính xác với Birads 2 là 84% (với 42/50 nhận dạng đúng). Birads 3 là 90%, Birads 4 là 88%, Birads 5 là 94%.



Hình 7. Kết quả thực nghiệm với 50 ảnh Birads 3



Hình 8. Kết quả thực nghiệm với 50 ảnh Birads 4



Hình 9. Kết quả thực nghiệm với 50 ảnh Birads 5

Bảng 2. Tỷ lệ nhận diện các trường hợp phân loại

Tỷ lệ nhận diện	Cao nhất	Trung bình	Thấp nhất
Birads 2	99,9%	85,2%	70,5%
Birads 3	98,8%	73,45%	48,1%
Birads 4	97,5%	70,8%	44,1%
Birads 5	100%	68%	36%

Để đánh giá độ tin cậy của mô hình, chúng ta cần xem xét các thông số như Precision (độ chính xác), True Positive (TP) và False Positive (FP). Trong đó:

- TP (True Positive): Số lượng các trường hợp được mô hình phân loại đúng là thuộc vào mức độ nguy cơ theo tiêu chuẩn đã phân loại.
- FP (False Positive): Số lượng các trường hợp được mô hình phân loại sai là thuộc vào mức độ nguy cơ thuộc phân loại khác.
- TN (True Negative) đại diện cho số lượng các trường hợp được mô hình phân loại đúng là không thuộc vào các mức độ nguy cơ ung thư được xác định (Birads 2, 3, 4, 5), và thực tế chúng cũng không phải là các mức độ nguy cơ ung thư

**Bảng 3. Ma trận kết quả nhầm lẫn**

	Birads 2	Birads 3	Birads 4	Birads 5
Birads 2	42	6	2	-
Birads 3	3	45	2	-
Birads 4	-	3	44	3
Birads 5	-	-	3	47

TN = Tổng số lượng mẫu – FP

– FN là các trường hợp được mô hình dự đoán là Birads 2, 3, 4, 5 nhưng thực tế chúng không phải là như vậy.

Cụ thể ta có cách tính độ tin cậy của mô hình như sau:

**– Với Birads 2:**

**Độ chính xác**

$$P_{\text{precision Birads 2}} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{42}{42+6+2} = 0,84 \quad (2)$$

**Độ nhạy**

$$\text{Recall}_{\text{Birads 2}} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{42}{42} = 1 \quad (3)$$

**Điểm F1**

$$F1\text{-Score}_{\text{Birads 2}} = \frac{2 \times (2) \times (3)}{(2) + (3)} = \frac{2 \times 0,84 \times 1}{0,84 + 1} = 0,91$$

Thực hiện tính toán tương tự ta được các thông số như sau:

**Bảng 4. Kết quả đánh giá mô hình**

	Độ chính xác $P_{\text{precision}}$	Độ nhạy Recall	Điểm F1 F1-Score
Birads 2	0,84	1	0,91
Birads 3	0,9	1	0,95
Birads 4	0,94	1	0,94
Birads 5	0,97	1	0,97

Từ Bảng 4 cho thấy:

**- Với nhóm phân loại Birads 2:**

Precision Birads 2 = 0,84: Mô hình đạt được tỷ lệ chính xác 84% trong việc phân loại các trường hợp là Birads 2.

Recall Birads 2 = 1: Mô hình đã phát hiện đúng tất cả các trường hợp thực sự là Birads 2.

F1-score Birads 2 = 0,91: Đây là một phép đo tổng hợp của Precision và Recall, cho thấy mức độ tổng thể của hiệu suất của mô hình trong việc phân loại Birads 2.

**– Với nhóm phân loại Birads 3:**

Precision Birads 3 = 0,9: Mô hình đạt được tỷ lệ chính xác 90% trong việc phân loại các trường hợp là Birads 3.

Recall Birads 3 = 1: Mô hình đã phát hiện đúng tất cả các trường hợp thực sự là Birads 3.

F1-score Birads 3 = 0,95: Đây là một phép đo tổng hợp của Precision và Recall, cho thấy mức độ tổng thể hiệu suất của mô hình trong việc phân loại Birads 3

Kết quả đánh giá tương tự với Birads 4 và Birads 5.

**4. KẾT LUẬN**

Trong nghiên cứu này, mô hình AlexNet - một trong những mô hình nổi tiếng trong lĩnh vực thị giác máy tính được sử dụng để phân loại nguy cơ ung thư dựa trên hình ảnh X-quang tuyến vú. Kết quả của nghiên cứu đã cho thấy rằng mô hình AlexNet có khả năng phân loại mức độ nguy cơ ung thư từ hình ảnh X-quang tuyến vú với độ chính xác 86,84%. Sự kết hợp giữa khả năng học sâu của mạng nơ-ron và dữ liệu hình ảnh y tế đã tạo ra tiềm năng lớn trong việc cải thiện quá trình chẩn đoán sớm và đưa ra các quyết định điều trị chính xác. Trong thời gian tới, nghiên cứu sẽ tiếp tục tối ưu hóa mô hình và mở rộng phạm vi ứng dụng của nó để xác định kích thước tổn thương bất thường trên hình ảnh X-quang, thu thập dữ liệu từ nhiều nguồn khác nhau, đảm bảo tính đa dạng và đủ lớn để cải thiện khả năng phân loại và đánh giá nguy cơ ung thư; đồng thời mở rộng phạm vi phân loại để đánh giá nhiều nhóm hơn, chẳng hạn như đánh giá các giai đoạn khác nhau của ung thư vú trong nhóm Birads 4 gồm giai đoạn 4A, 4B, 4C.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO (REFERENCES)

- Mai, T. (2019). *Mammography detects early breast cancer, and vacuum suction completely removes breast lesions (in Vietnamese)*. <https://bachmai.gov.vn/tin-chi-tiet/-/bai-viet/chup-xquang-tuyen-vu-phat-hien-ung-thu-vu-som-va-ky-thuat-hut-chan-khong-loai-bo-hoan-toan-ton-thuong-vu-208.html>
- Thai, B. (2022). Every year, Vietnam records nearly 22,000 new cases of breast cancer (in Vietnamese). *Health and Lifestyle Magazine*. <https://suckhoedoisong.vn/moi-nam-viet-nam-ghi-nhan-gan-22000-ca-mac-moi-ung-thu-vu-169220812195828899.htm>
- Bray, F., Ferlay, J., Soerjomataram, I., Siegel, R. L., Torre, L. A., & Jemal, A. (2018). Global cancer statistics 2018: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 68(6), 394–424. <https://doi.org/10.3322/caac.21492>
- Dhungel, N., Carneiro, G., & Bradley, A. P. (2017). Fully automated classification of mammograms using deep residual neural networks. *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging* (pp. 310–314). <https://doi.org/10.1109/ISBI.2017.7950526>
- D'Orsi CJ, Sickles EA, Mendelson EB, & Morris EA. (2013). American College of Radiology BI-RADS® Atlas, Breast Imaging Reporting and Data System. Reston, VA, American College of Radiology.
- Duffy, S. W., Tabár, L., Yen, A. M. F., Dean, P. B., Smith, R. A., Jonsson, H., Törnberg, S., Chen, S. L. S., Chiu, S. Y. H., & Fann, J. C. Y. (2020). Mammography screening reduces rates of advanced and fatal breast cancers: Results in 549,091 women. *Cancer*, 126(13), 2971–2979. <https://doi.org/10.1002/cncr.32859>
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278–2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- Llamas, J., Leronés, P. M., Medina, R., Zalama, E., & Gómez-García-Bermejo, J. (2017). Classification of architectural heritage images using deep learning techniques. *Applied Sciences (Switzerland)*, 7(10), 992. <https://doi.org/10.3390/app7100992>
- McKinney, S. M., Sieniek, M., Godbole, V., Godwin, J., Antropova, N., Ashrafian, H., Back, T., Chesus, M., Corrado, G. C., Darzi, A., Ettemadi, M., Garcia-Vicente, F., & Gilbert, F. J. (2020). International evaluation of an AI system for breast cancer screening. *Nature*, 577(7788), 89–94. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1799-6>
- Pei, Q., Luo, Y., Chen, Y., Li, J., Xie, D., & Ye, T. (2022). Artificial intelligence in clinical applications for lung cancer: diagnosis, treatment and prognosis. In *Clinical Chemistry and Laboratory Medicine*, 60(12), 1974–1983. <https://doi.org/10.1515/cclm-2022-0291>
- Samala, R. K., Chan, H. P., Hadjiiski, L. M., Helvie, M. A., Cha, K. H., & Richter, C. D. (2017). Multi-task transfer learning deep convolutional neural network: Application to computer-aided diagnosis of breast cancer on mammograms. *Physics in Medicine and Biology*, 62(23), 88–94. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/aa93d4>
- Tran, V. D., Luu, H. L., & Nguyen, D. T. (2021). Direct cost of HER2-positive breast cancer treatment at K hospital 2020. *Vietnam Medical Journal*, 509(2), 266–269 (in Vietnamese). DOI: <https://doi.org/10.51298/vmj.v509i2.1844>
- Vrdoljak, J., Krešo, A., Kumrić, M., Martinović, D., Cvitković, I., Grahovac, M., Vickov, J., Bukić, J., & Božić, J. (2023). The Role of AI in Breast Cancer Lymph Node Classification: A Comprehensive Review. In *Cancers*, 15(8), 2400. <https://doi.org/10.3390/cancers15082400>