

Bài báo nghiên cứu

CHẨN ĐOÁN CÁC TỔN THƯƠNG DA DỰA TRÊN THUẬT TOÁN PHÂN ĐOẠN ẢNH BẰNG ĐỒ THỊ

*Thai Gia Bảo, Phạm Hoài Nhân, Nguyễn Phương Nam, Nguyễn Minh Hải**

Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

**Tác giả liên hệ: Nguyễn Minh Hải – Email: hainm@hcmue.edu.vn*

Ngày nhận bài: 01-8-2023; ngày nhận bài sửa: 19-8-2023; ngày duyệt đăng: 06-10-2023

TÓM TẮT

Da là cơ quan lớn nhất và vỏ bọc bên ngoài của cơ thể con người. Với 7 lớp bảo vệ các cơ quan bên trong, da đóng vai trò quan trọng và cần được chăm sóc. Tình trạng da liên quan đến sức khỏe da và bao gồm nhiều loại bệnh da, trong đó việc phân loại là một thách thức đối với các bác sĩ. Họ đã xem xét các hệ thống máy học để dự đoán và phân loại các tình trạng da này, nhằm hỗ trợ việc chữa bệnh hoặc giảm thiểu tác động. Nếu các triệu chứng như mụn trứng cá, viêm da, nhiễm nấm candida, thủy đậu, xơ cứng bì, nám da, bệnh vẩy nến, viêm da, và các tình trạng khác không được điều trị sớm, chúng có thể gây ra các vấn đề sức khỏe nghiêm trọng và thậm chí tử vong. Phân đoạn ảnh là một phương pháp hỗ trợ phát hiện bệnh da bên ngoài. Các thuật toán cắt đồ thị đã được thảo luận và sử dụng trong nhiều ứng dụng khác nhau, bao gồm làm mờ hình ảnh, phân đoạn hình ảnh và các vấn đề liên quan đến tiêu thụ năng lượng. Trong bài báo này, một thuật toán cắt đồ thị động mới được chúng tôi đề xuất để phân đoạn tổn thương da, sau đó sử dụng bộ phân loại xác suất Naïve Bayes để phân loại các bệnh da. Phương pháp tiếp cận được chúng tôi thực nghiệm trên bộ dữ liệu ISIC 2017 và nhận thấy kết quả vượt trội so với nhiều phương pháp hiện đại khác.

Từ khóa: Bayes; cắt đồ thị; phân loại ảnh; tổn thương da

1. Giới thiệu

Các tác động của virus, vi khuẩn và bệnh viêm nhiễm khác nhau trên da sẽ lan rộng khắp nơi và dẫn đến nhiều vấn đề liên quan đến sức khỏe. Các bệnh ngoài da bao gồm mụn trứng cá, viêm da dị ứng, rụng tóc, morphea, khối u ác tính, lão hóa do ánh nắng, vết thương, bệnh vẩy nến, nếp nhăn, bạch biến... khi sự lây lan chưa xảy ra. Soi da là một phương pháp được các chuyên gia sử dụng để kiểm tra sự thay đổi của da với sự trợ giúp của ánh sáng mạnh và sử dụng sự phân cực để giảm phản xạ bề mặt.

Hơn 100 triệu người đang sống chung với các loại nhiễm trùng da khác nhau trên toàn thế giới. Căn bệnh ung thư da cũng ngày càng gia tăng nhanh chóng mà chưa có nhiều giải pháp điều trị. Trong số đó, khối u ác tính là loại ung thư da nguy hiểm nhất cũng như đa

Cite this article as: Thai Gia Bao, Phạm Hoài Nhân, Nguyễn Phương Nam, & Nguyễn Minh Hải (2023). Diagnosis of skin lesions based on graph segmentation algorithm. *Ho Chi Minh City University of Education Journal of Science*, 20(10), 1761-1774.

dạng nhất. Phát hiện giai đoạn đầu có thể giúp giảm bệnh da lây lan. Trong bài báo này, một thuật toán cắt đồ thị động mới được chúng tôi đề xuất để phân đoạn các vùng bị ảnh hưởng trên da, sau đó là một bộ phân loại xác suất để phân loại loại bệnh da. Phương pháp cắt đồ thị mang lại những lợi thế về độ chính xác và hiệu suất so với các phương pháp phân đoạn ảnh khác (Yi & Moon, 2012). Mặt khác, bộ phân loại Naive Bayes cực kì đơn giản và chúng cũng có xu hướng hội tụ nhanh hơn các mô hình phân loại khác như hồi quy logistic, nghĩa là nó cần ít dữ liệu huấn luyện hơn.

Các tổn thương da có thể là nguyên phát hoặc thứ phát. Trong khi các tổn thương da nguyên phát bao gồm các đốm, mụn nhọt, mảng bám, đổi màu, nốt sần, khối u, mụn nước, mụn mủ, u nang và bong nước, thì các tổn thương thứ phát bao gồm vảy, xói mòn, trầy xước, vảy, loét, nứt, chai cứng, teo, ngâm, làm lõm và phyma. Hai thuật ngữ liên quan đến tổn thương da là cấu hình và phân bố. Cấu hình tương ứng với việc nhóm các tổn thương và sự phân bố cho biết về vị trí của các tổn thương. Mặc dù trong công trình nghiên cứu, người ta chủ yếu thảo luận về ba loại nhiễm trùng da chính như u ác tính, tế bào vảy và dày sừng tiết bã, nhưng trong nghiên cứu này, chúng tôi đã đề cập việc phân loại và phân loại hình ảnh liên quan đến da nhiều hơn. Tương tự, các thuật toán phân loại có giám sát như SVM rất phổ biến nhưng đi kèm với một số tham số chính cần được xác định đúng để có kết quả tốt, trình phân loại Naive Bayes được chúng tôi ưu tiên sử dụng để phân loại đơn giản và chính xác hơn.

Mặc dù, hình ảnh là một tập hợp các pixel khác nhau, phân vùng hình ảnh đề cập quá trình tách hình ảnh kỹ thuật số này thành nhiều vùng hoặc đối tượng, sau đó xử lý chúng một cách độc lập dựa trên nhu cầu và ứng dụng. Nó đơn giản hóa việc biểu diễn hình ảnh theo cách có ý nghĩa hơn để dễ dàng phân tích và phân loại (Liu et al., 2019). Các pixel trong cùng một phân khúc mang các đặc điểm giống nhau trong khi chúng khác nhau giữa các cụm. Một tập hợp các đường viền được khai thác từ hình ảnh được xử lý thêm để gắn nhãn hoặc dự đoán dựa trên yêu cầu. Các thuật toán phân cụm dữ liệu như K-means, phương pháp đồ thị dựa trên màu sắc hoặc cường độ, phương pháp phát triển vùng, phương pháp phát hiện cạnh, phương pháp dựa trên PDE hoặc phương pháp phân chia đồ thị để đặt tên cho một số.

Phân đoạn hình ảnh dựa trên quang phổ là một vấn đề phân vùng đồ thị sử dụng tính đồng nhất trong các vùng hình ảnh và cũng có hiệu quả (Eriksson et al., 2006). Các pixel trong hình ảnh thường được liên kết với các cạnh và nút của đồ thị giúp xác định mức độ giống hoặc khác nhau của các pixel lân cận. Thuật toán xuất ra phân vùng của các nút và mỗi nút được coi là các phân đoạn đối tượng hình ảnh. Cắt tối thiểu, cắt chuẩn hóa, phân vùng đẳng lượng... là một số thuật toán thường được sử dụng trong các phương pháp dựa trên cắt đồ thị để phân đoạn hình ảnh.

Các phương pháp cắt đồ thị được sử dụng để phân chia đồ thị. Ở đây, đồ thị là một tập hợp dữ liệu được biểu diễn bằng các cặp được kết nối lại với nhau thông qua một số liên kết. Các phần tử ở đây được gọi là các nút hoặc đỉnh và các liên kết tương ứng với các cung hoặc cạnh. Một đồ thị thường được biểu diễn bằng thuật ngữ $G = (V, E)$ trong đó V biểu thị tập

hợp các đỉnh và E là tập hợp các cạnh, được tạo thành giữa các đỉnh. Các thuật toán dựa trên đồ thị truyền thống mang lại lợi thế là có đặc tính liên tục không gian tốt, tuy nhiên chúng lại không phát hiện được các dấu hiệu tầm xa (Felzenszwalb & Huttenlocher, 2004). Điều này thúc đẩy sự phát triển phần mở rộng cho các thuật toán dựa trên đồ thị hiện có có thể làm mịn các vùng cục bộ và cũng nắm bắt các chi tiết kết cấu với sự trợ giúp của tín hiệu vùng lân cận. Cần có một nền tảng mạnh mẽ để xây dựng thuật toán cắt đồ thị động và sau đó phân loại các vùng đã được xác định.

Hàng trăm tình trạng da ảnh hưởng đến con người và bác sĩ da liễu có thể giúp chẩn đoán chúng để chữa khỏi và tránh lây lan. Hình 1 mô tả các bệnh ngoài da. Bệnh về da đang trở thành một trong những nguyên nhân hàng đầu gây ra gánh nặng bệnh tật trên toàn cầu. Việc phòng ngừa các bệnh này cần được ưu tiên và nhiều phương án chẩn đoán liên quan đến vấn đề này. Các bệnh ung thư da bao gồm ung thư biểu mô, ung thư tế bào hắc tố... thường bắt đầu khi da thay đổi và phát triển nhanh chóng trên khắp cơ thể. Dấu hiệu của chúng có thể khác nhau về màu sắc, hình thức hoặc đường viền và chúng cũng có thể khác nhau về kích thước và sự tiến hóa. Để hỗ trợ các bác sĩ, hình ảnh có chứa các tổn thương da được phân tích bằng phương pháp soi da và các kỹ thuật xử lý hình ảnh thường được sử dụng để phân loại sự hiện diện của các tế bào nguy hiểm này trong da.

Pravin S. Ambad và A. S. Shirsat đã sử dụng các thông số thống kê để chẩn đoán nhiều bệnh ngoài da và đó là một mô hình kết hợp để phân loại các bệnh về da như u ác tính, vẩy nến và dermo (Ambad & Shirsat, 2016). Các tham số thống kê mà họ đã sử dụng bao gồm chỉ số kết cấu, entropy, dữ liệu tương quan và độ lệch chuẩn. Nhóm nghiên cứu đã trình bày một hệ thống phân tích hình ảnh bao gồm thu nhận hình ảnh, loại bỏ nhiễu, trích xuất đặc trưng và cuối cùng là bộ phân loại hình ảnh. Cơ sở dữ liệu của họ bao gồm khoảng 130 hình ảnh với các loại nhiễm trùng da khác nhau có trong đó.



Hình 1. Các dạng tổn thương da

Một mô hình có khả năng phân đoạn và phân loại các tổn thương da có trong hình ảnh soi da được phát triển bởi Zaqout (Zaqout, 2019). Đầu tiên, phương pháp bắt đầu với việc tiền xử lý với các phép lọc và cải thiện độ tương phản của hình ảnh, tiếp theo là phân đoạn vùng quan tâm bằng cách sử dụng các phương thức thông kê thống kê với các ngưỡng; cuối cùng là phân loại hình ảnh thành các loại lành tính, ác tính hoặc nghi ngờ. Tác giả đã thực hiện phương pháp tiếp cận được đề xuất bằng cách sử dụng các thư viện MATLAB và bộ dữ liệu Hospital Pedro Hispano và Matosinhos. Kết quả rất đáng khích lệ với độ chính xác 90%, độ đặc hiệu 92,22% và độ nhạy là 85%.

Wei và cộng sự (Wei et al., 2018) đã thảo luận về việc phát triển các phương pháp tự động để tăng độ chính xác chẩn đoán cho các loại bệnh da khác nhau. Phương pháp đề xuất của họ bắt đầu với việc tiền xử lý hình ảnh để loại bỏ nhiễu, sau đó là ma trận GLCM để phân đoạn các vùng quan tâm và sau đó các đặc trưng được trích xuất để phân loại hình ảnh bằng máy vectơ hỗ trợ SVM. Các tác giả đã giảm các biến không liên quan với sự trợ giúp của lọc ảnh và biến đổi khoảng cách Euclide.

Maglogiannis và cộng sự (Maglogiannis et al., 2006) trình bày các kỹ thuật thông minh hữu ích trong việc phân đoạn hình ảnh, sau đó là phân loại. Họ đã đề xuất một thuật toán ngưỡng cục bộ trong công trình của mình cùng với việc trích xuất đặc trưng trên các phần được phân đoạn. Các đặc trưng về kết cấu, các cạnh và màu sắc giúp họ đưa ra giả thuyết về một mô-đun phân loại sử dụng SVM. Nhóm sử dụng thuật toán học máy có giám sát này để dự đoán các khối u ác tính.

Sumithra và cộng sự (Sumithra et al., 2015) đã đề xuất một cách tiếp cận mới cho mục đích phân đoạn hình ảnh và lập danh mục các tổn thương da. Đầu tiên, hình ảnh da được lọc để loại bỏ các vùng không mong muốn và dữ liệu nhiễu, sau đó là quá trình phân chia hình ảnh để trích xuất các vùng tổn thương. Nhóm tác giả sử dụng phương pháp phát triển vùng để phân đoạn hình ảnh liên quan đến việc khởi tạo tự động các điểm hạt giống. Họ đã sử dụng các kỹ thuật đo lường khác nhau để tìm ra hiệu suất phân đoạn và kết quả rất đáng khích lệ. Các đặc điểm về màu sắc và độ nhám được sử dụng để đại diện cho các vùng tổn thương được chiết xuất. Cuối cùng, SVM và K-NN đã được sử dụng để phân loại bệnh da. Nhóm tác giả đã tạo tập dữ liệu của riêng họ bao gồm 726 mẫu từ 141 ảnh với 5 lớp khác nhau. Kết quả phân loại đạt kết quả 61% cho sự kết hợp SVM và k-NN.

Mendes và da Silva (Mendes & da Silva, 2018) đã xây dựng một mô hình phân loại cho các loại tổn thương khác nhau bao gồm ung thư biểu mô và u ác tính. Nhóm đã sử dụng kiến trúc ResNet-152 được huấn luyện bằng cơ sở dữ liệu ImageNet. Nhóm thảo luận sâu về tầm quan trọng của phân loại tự động tổn thương da với sự trợ giúp của các bộ dữ liệu khác nhau trong suốt bài báo. Nhóm cũng kết luận rằng hình ảnh lâm sàng sẽ gây ra nhiều vấn đề hơn so với bộ dữ liệu thực nghiệm do tính chất thay đổi của nó về máy ảnh và môi trường.

Ali và cộng sự (Ali et al., 2014) đã đề xuất một phương pháp Fuzzy C-means (FCM) để chẩn đoán u ác tính. Kiến trúc đề xuất của họ bao gồm ba giai đoạn cụ thể là giai đoạn

tiền xử lí bằng cách phóng to độ tương phản, giai đoạn xử lí chính sử dụng FCM. Phương pháp FCM được đề xuất ở đây nhằm phân chia dữ liệu hình ảnh được tiền xử lí thành các cụm da và tổn thương riêng biệt. Phương pháp này được đánh giá bằng cách sử dụng hình ảnh ung thư da và kết quả cũng khả quan.

Mạng nơ-ron tích chập được áp dụng phổ biến nhất để phân tích hình ảnh trực quan. Brinker và cộng sự (Subramanian et al., 2021) đã xem xét một cách hệ thống các thuật toán khác nhau có trong lĩnh vực nghiên cứu này và mục tiêu của họ là nghiên cứu kĩ thuật phân loại tổn thương da dựa trên mạng nơron nói riêng. Hầu hết các phương pháp huấn luyện nhằm tối ưu hóa và thử nghiệm dựa trên một tập dữ liệu mới. Nhóm thấy rằng mạng CNN hiển thị hiệu suất cao so với các kĩ thuật khác nhưng thực tế không thể cung cấp bằng so sánh vì mỗi công trình sử dụng các mẫu khác nhau để huấn luyện và đánh giá.

Harangi (Harangi, 2018) đã thảo luận về việc sử dụng CNN sâu để phân loại tổn thương da. Tác giả trình bày sự hiệu quả của các phương pháp dựa trên học sâu đã tăng lên mạnh mẽ. Một nhược điểm chính của các phương pháp phân loại là gắn nhãn hàng ngàn hình ảnh trong tập huấn luyện trước khi kiểm tra nó. Tác giả đã tạo ra một nhóm các mạng CNN sâu giúp phân loại các hình ảnh soi da thành ba lớp khác nhau là u lành tính, u ác tính và dày sừng tiết bã. Kết quả thực nghiệm của họ chứng minh rằng phương pháp hợp nhất có kết loại phân loại tốt hơn việc sử dụng các mạng nơron riêng lẻ.

Các bệnh ngoài da đòi hỏi trình độ chuyên môn cao do hình ảnh các mặt đều giống nhau. Do đó, Liao (Liao, 2016) cho rằng hệ thống chẩn đoán có sự hỗ trợ của máy tính sẽ hiệu quả hơn. Một CNN sâu được tác giả đề xuất trong công trình của nhóm. Dữ liệu huấn luyện của nhóm là 23.000 hình ảnh da của cơ sở dữ liệu Dermnet và thử nghiệm tương tự với bộ dữ liệu OLE. Phân loại của nhóm có thể đạt đến độ chính xác cao nhất là 73,1% Top-1 và 91,0% Top-5 trong khi thử nghiệm trên tập dữ liệu Dermnet.

Huynh và cộng sự (Huynh et al., 2022) đã trình bày cách phân loại ung thư da bằng cách sử dụng ảnh tổn thương da bằng phương pháp phân loại tự động dựa trên kĩ thuật xử lí hình ảnh. Bằng cách nghiên cứu hình ảnh tổn thương da, hệ thống phân loại u ác tính và u lành tính. Công trình đã thực nghiệm trên nhiều xương sống và kích thước đầu vào khác nhau trên các mô hình CNN để đánh giá độ chính xác của mô hình trên bộ dữ liệu siim-isic. Tỷ lệ dự đoán chung về chẩn đoán khối u ác tính đã được nâng lên 82-86% về độ nhạy.

Tran và cộng sự (Tran et al., 2022) đã đề xuất một mô hình học sâu mới để phát hiện các tổn thương do Covid-19 trên ảnh CT ngực. Phương pháp này dựa trên Mạng U chú ý sử dụng lớp Nhóm kim tự tháp không gian Atrous (ASPP) để nắm bắt tính năng trên nhiều quy mô khác nhau. Nó cũng chứa một cổng chú ý. Cổng chú ý cung cấp khả năng loại bỏ các vùng không liên quan và tập trung vào tính năng hữu ích trong hình ảnh đầu vào. Kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp này có thể đạt độ chính xác 99,61% và độ chính xác 80,43%. Chúng hiệu quả hơn phương pháp cơ bản trên hình ảnh CT ngực.

Hàng trăm tình trạng da ảnh hưởng đến con người và hầu hết chúng đều mang các triệu chứng tương tự. Điều quan trọng là các bác sĩ hiểu được sự khác biệt với các triệu chứng này và vì mục đích đó, cần có một thuật toán phân loại và xử lý hình ảnh mạnh mẽ. Để phát triển một thuật toán như vậy, cũng cần phải kiểm tra nó với các mẫu tập dữ liệu trong thế giới thực. ISIC 2017 (International Skin Imaging Collaboration) là một tập dữ liệu công khai khác để trợ giúp các nhà nghiên cứu trong lĩnh vực ung thư hắc tố. Các bộ dữ liệu này được nhóm chúng tôi sử dụng để huấn luyện, kiểm tra và đánh giá hiệu suất của các phương pháp đề xuất của chúng tôi. Bộ dữ liệu nhằm mục đích thu thập các hình ảnh tổn thương da kỹ thuật số có thể được sử dụng để hỗ trợ các chuyên gia trong việc nhận dạng các bệnh về da. Nó cũng trực tiếp hỗ trợ chẩn đoán u ác tính thông qua hỗ trợ quyết định lâm sàng, chẩn đoán từ xa và chẩn đoán tự động.

Đã có nhiều phương pháp và công nghệ khác nhau được thảo luận trong các công trình nghiên cứu liên quan, nhưng chưa có một phương pháp nào là tối ưu cho các bộ dữ liệu khác nhau cho việc phân loại tổn thương da. Đây là động lực đằng sau công trình nghiên cứu này của nhóm chúng tôi. Nhằm nâng cao hiệu suất phân loại các bệnh về da, nhóm nghiên cứu đề xuất sử dụng các thuật toán đồ thị trong việc phân đoạn tổn thương da, sau đó là trích xuất đặc trưng và sử dụng thuật toán Naive Bayes để phân loại bệnh.

Trong bài báo này, một phương pháp cắt đồ thị đã sửa đổi được chúng tôi đề xuất, hiệu quả hơn các thuật toán cắt đồ thị truyền thống do tính linh hoạt của nó trong việc giảm thiểu các nhóm hàm giống nhau cũng có thể giải mã được trong thời gian đa thức. Các trường hợp mới được giải quyết bằng cách lấy các tham chiếu từ kinh nghiệm trong quá khứ thay vì tính toán mới, do đó cải thiện đáng kể thời gian chạy. Một khung xác suất đáng tin cậy để ghi nhận sử dụng các trường ngẫu nhiên có thể xử lý và mô hình hóa các tương tác biến ẩn phức tạp theo cách đơn giản và chính xác.

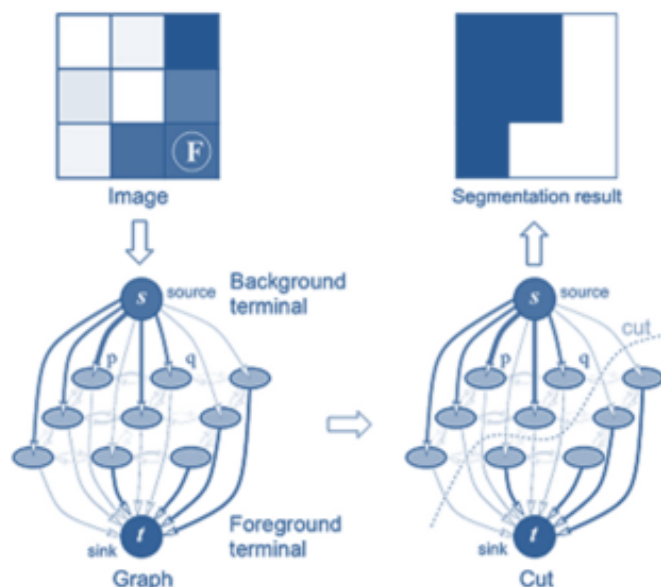
Một trình phân loại xác suất sẽ có thể dự đoán và đưa ra kết quả trên một tập hợp các lớp thay vì chỉ đưa ra một lớp có khả năng nhất với hầu hết các phương thức. Bộ phân loại Bayes (Mansour, 2018) là một trong những phương pháp xác suất như vậy với sự độc lập mạnh mẽ giữa các đặc trưng. Chúng có khả năng mở rộng hơn và giả định rằng một giá trị đặc trưng cụ thể tự xác định các giá trị đặc trưng khác. Trong môi trường học có giám sát, chúng có thể được huấn luyện rất hiệu quả và là một mô hình xác suất có điều kiện. Trong công trình này, chúng tôi sử dụng chúng để phân loại các bệnh ngoài da khác nhau sau khi phân đoạn.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Phân đoạn vùng da bị ảnh hưởng dựa trên cắt đồ thị động

Hình ảnh kỹ thuật số đầu vào có thể được chia thành nhiều phân đoạn bằng thuật toán phân vùng. Điều này là cần thiết vì nó cũng giúp giảm tài nguyên và thời gian xử lý. Trong một hình ảnh được phân đoạn, các pixel chia sẻ các thuộc tính tương tự và chúng giúp giải quyết vấn đề theo cách chi tiết hơn. Có rất nhiều thuật toán được thảo luận trong tài liệu có

thể giúp phân biệt tiền cảnh với hậu cảnh (Ghosh et al., 2019). Ranh giới hoặc thông tin khu vực thường được sử dụng trong hầu hết các phương pháp có những hạn chế nhất định. Mặt khác, các phương pháp cắt đồ thị mang lại lợi thế của việc sử dụng cả ranh giới cũng như thông tin khu vực. Nó có thể dựa trên nguyên tắc tăng tốc, cắt đồ thị dựa trên tương tác hoặc dựa trên hình dạng. Hình 2 thể hiện quy trình thuật toán phân đoạn cắt đồ thị cổ điển.



Hình 2. Quy trình thuật toán phân đoạn cắt đồ thị

a. Khử nhiễu ảnh

Loại bỏ nhiễu từ hình ảnh là một trong những nhiệm vụ quan trọng nhất phải được thực hiện trước khi trích xuất các đặc trưng hoặc đi đến quyết định phân loại. Hình ảnh kỹ thuật số đầu vào có thể bị hỏng do nhiều lí do bao gồm lấy nét kém, hiệu ứng chiếu sáng, đặc điểm của máy ảnh hoặc do sự cố hệ thống hình ảnh (Hoshyar et al., 2014). Do đó, một bộ lọc khôi phục là cần thiết để khắc phục vấn đề này.

b. Chuyển đổi không gian màu và phát hiện vùng da

Việc chuyển đổi biểu diễn màu từ cơ sở này sang cơ sở khác được gọi là chuyển đổi không gian màu. Sau khi dịch, hình ảnh mới trông giống như hình ảnh ban đầu. Có nhiều không gian màu bao gồm RGB, CIE, HSV, YUV và CMYK. Phân biệt pixel da với pixel không phải da là một phần của quy trình phát hiện màu da. HSV là giải pháp thay thế cho mô hình màu RGB giúp căn chỉnh tỉ mỉ hơn với cách thị giác của con người nhìn thấy màu sắc (Kolkur et al., 2017). Màu sắc (H) ở đây thay đổi từ 0 đến 1,0 đại diện cho màu từ đỏ đến đỏ tươi, độ bão hòa (S) phân kì từ 0 đến 1,0 đại diện cho hình ảnh chưa bão hòa đến bão hòa hoàn toàn và giá trị (V) khác từ 0 đến 1,0 đại diện cho độ sáng tăng

Trong bài báo này, mô hình không gian màu HSV được chúng tôi ưu tiên sử dụng vì các tham số độ sáng và màu sắc giúp phân biệt dữ liệu màu sắc và cường độ ngay cả trong các điều kiện chiếu sáng khác nhau. Không gian HSV gần giống với cách nhìn của con

người. RGB và CMYK không giống như vậy và do đó chúng tôi đã sử dụng không gian màu HSV để phát hiện vùng da. Vì hình ảnh ban đầu được xử lý trước là RGB nên chúng tôi đã sử dụng phương pháp chuyển đổi sau để nhận các giá trị HSV:

$$H = \arccos \frac{\frac{1}{2}(2R - G - B)}{\sqrt{(R - G)^2 - (R - B)(G - B)}}$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)}$$

$$V = \max(R, G, B)$$

Thuật toán phát hiện vùng da được mô tả như sau:

Bước 1. Đưa các hình ảnh màu RGB làm đầu vào cho thuật toán chuyển đổi không gian màu.

Bước 2. Các công thức chuyển đổi trên được sử dụng để chuyển đổi từ RGB sang HSV

Bước 3. Biểu đồ của các giá trị được chuyển đổi được hình thành cho 3 vùng là màu sắc, độ bão hòa và giá trị

Bước 4. Ngưỡng hiện được áp dụng cho hình ảnh đã xử lý được làm mịn và lọc thêm

Bước 5. Hình ảnh đầu ra hiện chứa các giá trị pixel da được phân đoạn thêm bằng thuật toán cắt đồ thị.

c. Đề xuất phân đoạn ảnh bằng cắt đồ thị động

Các thuật toán cắt đồ thị tiêu chuẩn tối ưu hóa hàm năng lượng được xác định qua phân đoạn hình ảnh. Cấu trúc phân đoạn ảnh bằng phương pháp cắt đồ thị được đề xuất mô tả như Hình 3. Các thuật toán này bắt đầu với việc tối ưu hóa các tham số màu k và sau đó thực hiện cắt đồ thị sau đó. Mặt khác, các thuật toán cắt đồ thị sẽ chạy lại thuật toán được đề xuất sau khi thay đổi vấn đề ban đầu trong mỗi lần lặp lại. Thuật toán cắt đồ thị đề xuất như sau:

Đầu vào: Các pixels da từ đầu ra của tiền xử lý

Bước 1. Cho $G = (V, E)$ biểu diễn đồ thị ảnh

Bước 2. Mỗi nút trong ảnh được gán một nhãn cho nó

Bước 3. Đặt \minDiff biểu thị số lượng đỉnh bất đồng tối thiểu của tất cả các lần lặp

Bước 4. Chia đồ thị thành N đồ thị con chồng lên nhau

Bước 5. Trong khi $\min Diff$ lớn hơn 0 thì:

(i) Nếu các đỉnh v_i và v_j không liên kết với nhau, thì hợp nhất các thành phần;

(ii) Đếm số nút;

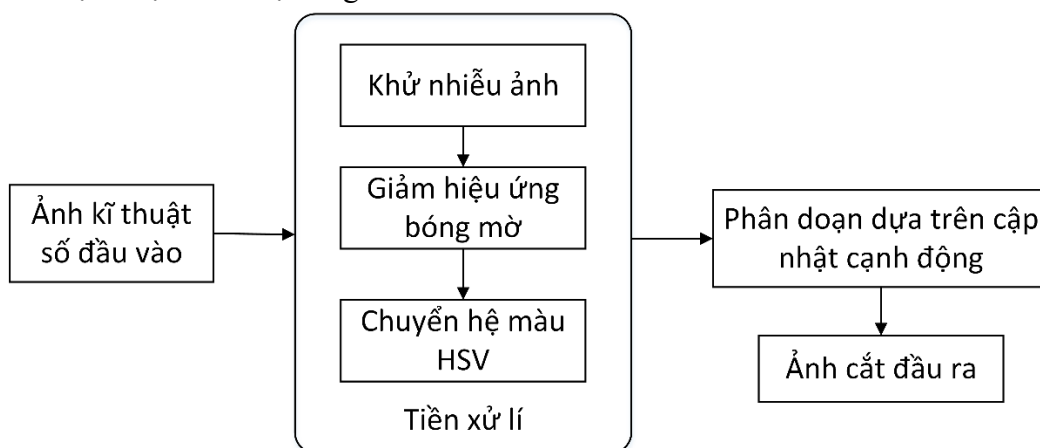
(iii) Cập nhật tất cả các đồ thị con.

Bước 6. Sử dụng biến đổi khoảng cách, tìm khoảng cách giữa các vùng được phân đoạn

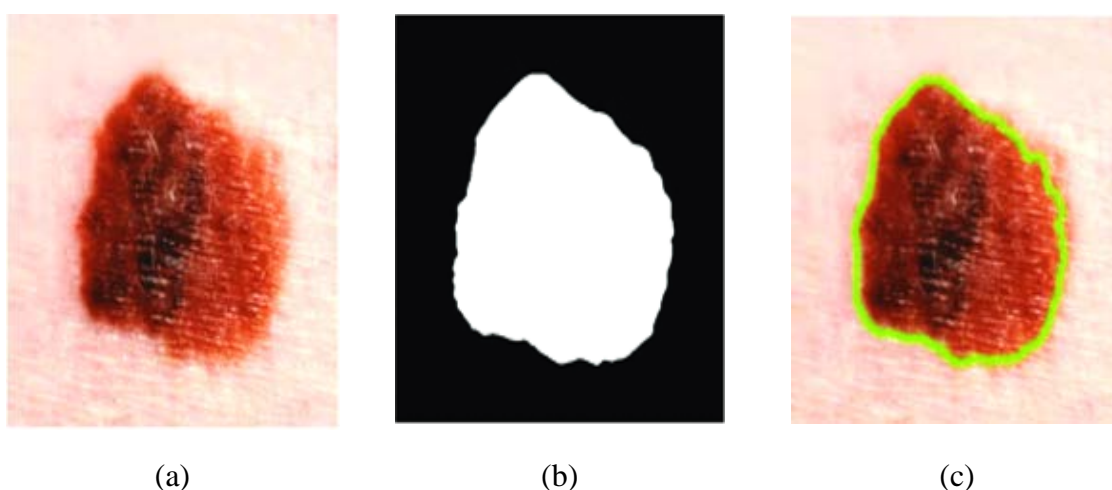
Bước 7. Nếu giá trị khoảng cách lớn hơn ngưỡng, thì các vùng chắc chắn không liên quan; nếu không thì hợp nhất chúng và quay lại bước 2, cập nhật các vectơ trọng số và lặp lại thao tác phân đoạn một lần nữa.

Đầu ra: Phân chia V thành các thành phần $S = (C_1, \dots, C_r)$

Phương pháp phân đoạn hình ảnh được đề xuất này bằng cách sử dụng các đường cắt đồ thị chuyển từ phân đoạn toàn cục sang phân đoạn cục bộ trong một quy trình lặp đi lặp lại. Trên các hình ảnh da tự nhiên từ cơ sở dữ liệu, phương pháp được thảo luận của chúng tôi phân chia hiệu quả các vùng tổn thương da có màu tương tự nhưng kết cấu không giống nhau. Phương pháp đề xuất tổng thể được thể hiện trong Hình 3. Đầu ra của phương pháp đã thảo luận được hiển thị trong Hình 4.



Hình 3. Khung phương pháp cắt đồ thị động đề xuất



Hình 4. Phân đoạn hình ảnh tổn thương da qua soi da (a) Hình ảnh gốc (b) Đồ thị cắt (c) Các pixel được phân đoạn từ hình ảnh gốc

2.2. Phân loại ảnh bằng thuật toán Bayes

Một hệ thống hỗ trợ quyết định giúp phân nhóm bệnh da sau khi khu vực bị ảnh hưởng được phân đoạn và các đặc điểm được trích xuất từ khu vực đó. Bộ phân loại Naive Bayes thuộc loại bộ phân loại xác suất và độc lập giữa các đặc trưng khác nhau. Thuật toán sử dụng định lý Bayes để phân loại các đối tượng khác nhau. Phương trình xác suất sau được biểu diễn như sau:

$$p(C_k|x) = \frac{p(C_k)p(x|C_k)}{p^{(x)}}$$

trong đó:

$P(c|x)$ biểu thị yếu tố dự đoán giả định xác suất sau (x, thuộc tính) của lớp (c, mục tiêu)

$P(x|c)$ là khả năng là yếu tố dự báo cho xác suất của lớp

$P(c)$ tương ứng với xác suất trước của lớp

và $P^{(x)}$ đại diện cho xác suất trước của yếu tố dự đoán.

3. Kết quả và thảo luận

Bộ xử lý Intel i7-9200 4M cache, 3,5 GHz được sử dụng để đào tạo và thử nghiệm. Bộ đặc trưng đã được làm sạch để loại bỏ ngoại lệ, trọng số được nhân lên và thực hiện sắp xếp để phân loại. Hiệu suất của bộ phân loại theo các đặc trưng riêng lẻ được lập bảng trong Hình 5 và Bảng 1. Ở đây, mỗi loại đặc trưng như màu sắc, kết cấu và tính bất đối xứng được xem xét. Bảng này giúp chúng tôi trong nghiên cứu ước tính sai số tổng quát hóa dựa trên các đặc trưng được chọn cho các mô hình.

Bảng 1. So sánh hiệu suất phân loại

Loại đặc trưng	Màu sắc	Kết cấu	Tính bất đối xứng
Độ nhạy	94,7%	70,5%	79,45%
Độ đặc hiệu	91,86%	74,04%	86,75%
Độ chính xác	90,50%	72,05%	78,60%

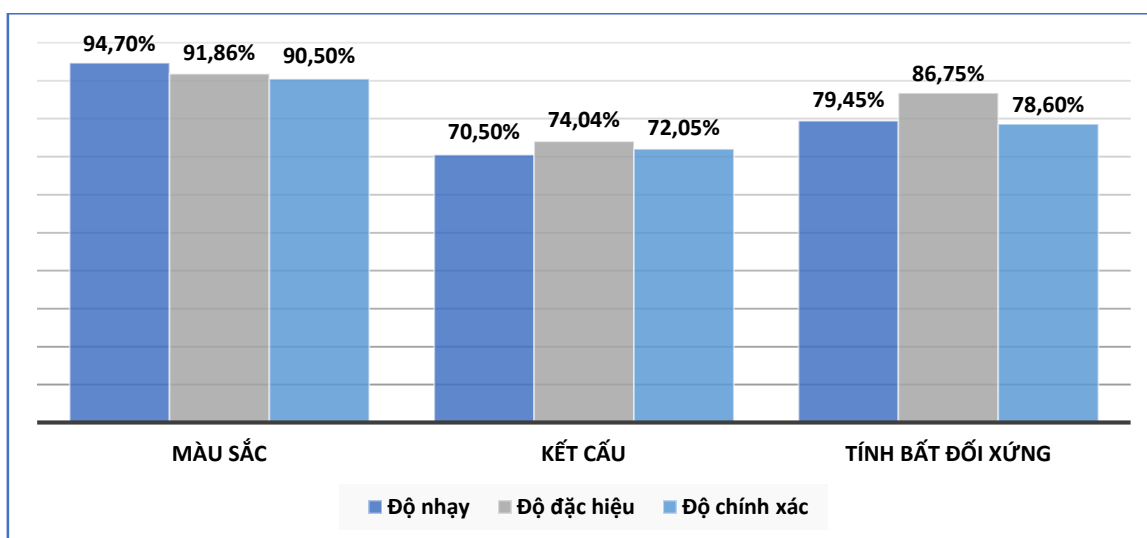
Hiệu suất của bộ phân loại riêng lẻ được biểu diễn trong Hình 6. Hiệu suất của bộ phân loại Bayes theo xác suất sau đó được tính toán theo độ chính xác (Accuracy), độ nhạy (Sensitivity) và độ đặc hiệu (Specificity). Điều này tương đương với các phương pháp hiện đại được thảo luận trong bài báo và được lập bảng trong Bảng 2. Độ nhạy hoặc tỉ lệ dương tính thực giúp đo tỉ lệ phần trăm dương tính thực tế được phân loại chính xác bằng thuật toán máy học. Mặt khác, độ đặc hiệu tương ứng với phép đo tỉ lệ phần trăm âm tính thực tế được nhận dạng chính xác. Chúng được biểu diễn dưới dạng:

$$\text{Độ nhạy} = TP/(TP + FN)$$

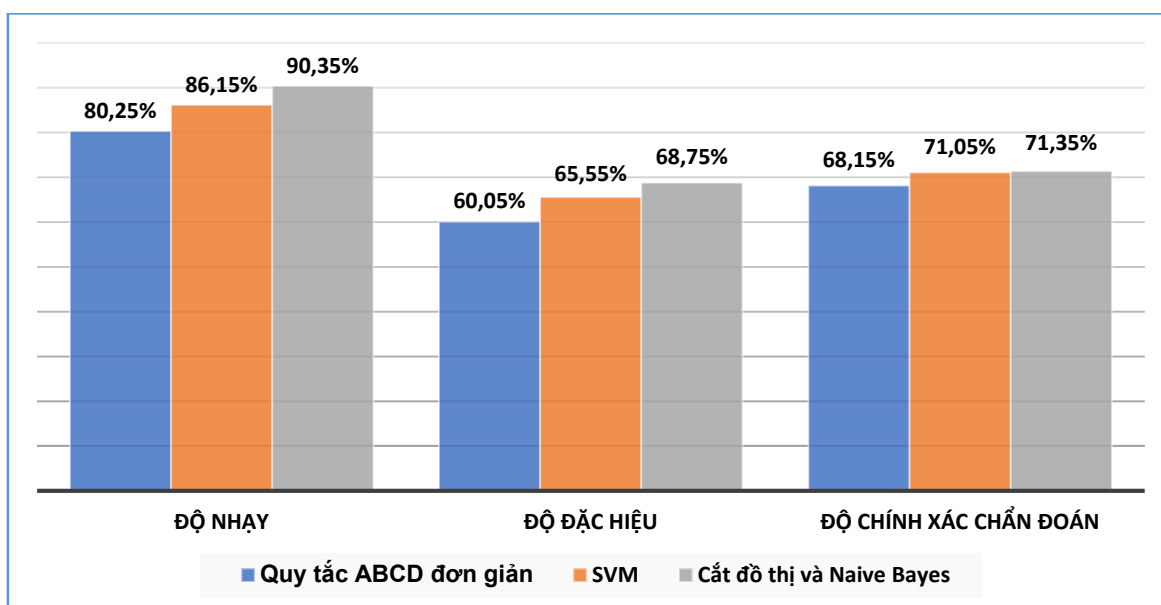
$$\text{Độ đặc hiệu} = TN/(TN + FP)$$

$$\text{Độ chính xác} = (TP + TN)/(TP + FP + TN + FN)$$

Khi các giá trị thống kê này của bộ phân loại được tính toán, chúng được so sánh với các phương pháp hiện có để phát hiện hiệu quả và độ tin cậy.



Hình 5. Biểu đồ so sánh hiệu suất phân loại theo đặc trưng



Hình 6. Biểu đồ so sánh hiệu suất của phương pháp cắt đồ thị và bộ phân loại Naive Bayes với các phương pháp hiện đại khác

Bảng 2. Hiệu suất của phương pháp phân đoạn dựa trên cắt đồ thị và bộ phân loại Naive Bayes được đề xuất so với các phương pháp hiện đại khác

Phương pháp	Độ nhạy	Độ đặc hiệu	Độ chính xác chuẩn đoán
Quy tắc ABCD đơn giản trên hình ảnh da	80,25%	60,05%	68,15%
Phân loại ảnh dựa trên SVM	86,15%	65,55%	71,05%
Phân đoạn dựa trên cắt đồ thị và bộ phân loại Naive Bayes được đề xuất	90,35%	68,75%	71,35%

Các thuật toán khác nhau đã được phát triển để xác nhận tiêu chuẩn hóa kiểm tra da liễu. Tuy nhiên, chỉ có một vài thí nghiệm liên quan đến tính đặc hiệu, độ nhạy và độ chính xác chẩn đoán của các phương pháp soi da này. Điều này bao gồm quy tắc ABCD đơn giản trên vùng da bị ảnh hưởng và phân loại tổn thương da dựa trên SVM. Dữ liệu của bảng trên cho thấy rằng phương pháp đề xuất của chúng tôi có độ chính xác cao hơn khi so sánh với các phương pháp hiện đại khác trên cùng một tập dữ liệu hình ảnh. Điều này chứng tỏ rằng phương pháp đề xuất của chúng tôi có hiệu quả.

4. Kết luận

Bất kỳ sự phát triển bất thường nào ở vùng da so với các vùng xung quanh được gọi là tổn thương da. Trong khi nhiều tình trạng khác nhau có thể gây ra tổn thương da, một số trong số đó cần được chú ý ngay lập tức và điều trị sau đó. Với mục đích chẩn đoán tổn thương da, bác sĩ sẽ yêu cầu xử lý hình ảnh da với sự trợ giúp của các công cụ tự động và đến lượt họ yêu cầu các thuật toán để phân đoạn và xử lý. Để hỗ trợ hoạt động này, chúng tôi đã đề xuất một thuật toán phân đoạn hình ảnh da mới trong công việc này, sau đó là phân loại với sự trợ giúp của trình phân loại Bayes. Phân đoạn cắt đồ thị được đề xuất trong công việc này có ưu điểm là mang lại hiệu quả thiết thực, ghi nhãn tối ưu toàn cầu, tích hợp nhiều tín hiệu và ràng buộc, độ bền số và thuộc tính tô pô không hạn chế của các vùng. Mặc dù, các phương pháp truyền thống có hạn chế là các pixel gốc không thể thay đổi nhãn của chúng sau này, phương pháp được đề xuất ở đây tự động cập nhật các hạt giống qua các lần lặp lại để mang lại kết quả phân đoạn tốt hơn so với nhiều phương pháp tương tự khác. Một đánh giá thử nghiệm định lượng đã được thử nghiệm trên cơ sở dữ liệu nghiên cứu có sẵn công khai, bằng cách tính đến nhiều phương pháp phân đoạn hình ảnh da hiện đại với mục đích so sánh. Chúng tôi thấy rằng phương pháp cắt đồ thị và phân loại bằng Naive Bayes của chúng tôi tạo ra kết quả tốt hơn so với hầu hết các phương pháp hiện đại khác. Bộ phân loại dễ triển khai và nhanh chóng dự đoán đầu ra và hoạt động tốt ngay cả trong trường hợp dự đoán nhiều lớp. Trong tương lai, chúng tôi muốn thử nghiệm điều này với các mô hình màu khác nhau, đồng thời mở rộng thuật toán cho các ứng dụng thực tế khác và đo lường hiệu suất.

- ❖ **Tuyên bố về quyền lợi:** Các tác giả xác nhận hoàn toàn không có xung đột về quyền lợi.
- ❖ **Lời cảm ơn:** Nghiên cứu này được tài trợ bởi Nguồn ngân sách khoa học và công nghệ Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh trong đề tài mã số CS.2022.19.55.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Ali, A.-R., Couceiro, M. S., & Hassenian, A. E. (2014). Melanoma detection using fuzzy C-means clustering coupled with mathematical morphology. In *2014 14th International Conference on Hybrid Intelligent Systems*. <https://doi.org/10.1109/HIS.2014.7086175>
- Ambad, P. S., & Shirsat, A. (2016). A image analysis system to detect skin diseases. *IOSR Journal of VLSI Signal Processing*, 6(5), 17-25.
- Eriksson, A. P., Barr, O., & Astrom, K. (2006). Image segmentation using minimal graph cuts. In *SSBA Symposium on Image Analysis* (pp. 16-17). <https://eprints.qut.edu.au/108194/1/108194.pdf>
- Felzenszwalb, P. F., & Huttenlocher, D. P. (2004). Efficient graph-based image segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 59, 167-181.
- Ghosh, S., Das, N., Das, I., & Maulik, U. (2019). Understanding deep learning techniques for image segmentation. *ACM computing surveys*, 52(4), 1-35.
- Harangi, B. (2018). Skin lesion classification with ensembles of deep convolutional neural networks. *Journal of biomedical informatics*, 86, 25-32.
- Hoshyar, A. N., Al-Jumaily, A., & Hoshyar, A. N. (2014). Comparing the performance of various filters on skin cancer images. *Procedia computer science*, 42, 32-37.
- Huynh, A. T., Hoang, V.-D., Vu, S., Le, T. T., & Nguyen, H. D. (2022). Skin Cancer Classification Using Different Backbones of Convolutional Neural Networks. In *Advances and Trends in Artificial Intelligence. Theory and Practices in Artificial Intelligence: 35th International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems, IEA/AIE 2022, Kitakyushu, Japan, July 19–22, 2022, Proceedings* (pp. 160-172). Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-031-08530-7_14
- Kolkur, S., Kalbande, D., Shimpi, P., Bapat, C., & Jatakia, J. (2016). Human Skin Detection Using RGB, HSV and YCbCr Color Models. In *Proceedings of the International Conference on Communication and Signal Processing 2016 (ICCASP 2016)*. <https://doi.org/10.2991/iccasp-16.2017.51>
- Liao, H. (2016). *A Deep Learning Approach to Universal Skin Disease Classification*. CSC 400 - Graduate Problem Seminar - Project Report.
- Liu, X., Deng, Z., & Yang, Y. (2019). Recent progress in semantic image segmentation. *Artificial Intelligence Review*, 52, 1089-1106.
- Maglogiannis, I., Zafiroopoulos, E., & Kyranoudis, C. (2006). Intelligent Segmentation and Classification of Pigmented Skin Lesions in Dermatological Images. In G. Antoniou, G. Potamias, C. Spyropoulos, & D. Plexousakis (Eds.), *Advances in Artificial Intelligence. SETN 2006. Lecture Notes in Computer Science* (Vol. 3955). Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/11752912_23
- Mansour, A. M. (2018). Texture classification using Naïve Bayes classifier. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 18(1), 112-120. http://paper.ijcsns.org/07_book/201801/20180113.pdf
- Mendes, D. B., & da Silva, N. C. (2018). Skin Lesions Classification Using Convolutional Neural Networks in Clinical Images. *arXiv Preprint*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1812.02316>

- Subramanian, R. R., Achuth, D., Kumar, P. S., Reddy, K. N. K., Amara, S., & Chowdary, A. S. (2021). Skin cancer classification using Convolutional neural networks. In *2021 11th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence)* (pp. 13-19). <https://doi.org/10.1109/Confluence51648.2021.9377155>
- Sumithra, R., Suhil, M., & Guru, D. (2015). Segmentation and classification of skin lesions for disease diagnosis. *Procedia computer science*, 45, 76-85.
- Tran, N. N., Nguyen, H. D., Huynh, N. T., Tran, N. P., & Nguyen, L. V. (2022). Segmentation on chest CT imaging in COVID-19 based on the improvement attention U-Net model. In *New Trends in Intelligent Software Methodologies, Tools and Techniques* (pp. 596-606), IOS Press.
- Wei, L., Gan, Q., & Ji, T. (2018). Skin Disease Recognition Method Based on Image Color and Texture Features. *Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2018*, Article 8145713. <https://doi.org/10.1155/2018/8145713>
- Yi, F., & Moon, I. (2012). Image segmentation: A survey of graph-cut methods. In *2012 International Conference on Systems and Informatics (ICSAI2012)* (pp. 1936-1941). <https://doi.org/10.1109/ICSAI.2012.6223428>
- Zaqout, I. (2019). Diagnosis of Skin Lesions Based on Dermoscopic Images Using Image Processing Techniques. In *Pattern Recognition - Selected Methods and Applications* (pp. 1-16). IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.88065>

DIAGNOSIS OF SKIN LESIONS BASED ON GRAPH SEGMENTATION ALGORITHM

*Thai Gia Bao, Pham Hoai Nhan, Nguyen Phuong Nam, Nguyen Minh Hai**

Ho Chi Minh City University of Education, Vietnam

**Corresponding author: Nguyen Minh Hai – Email: hainm@hcmue.edu.vn*

Received: August 01, 2023; Revised: August 19, 2023; Accepted: October 06, 2023

ABSTRACT

The skin is the largest organ and the outer protective layer of the human body. With its seven layers safeguarding the internal organs, the skin plays a vital role and requires proper care. Skin conditions are related to skin health and encompass various types of skin diseases, posing a challenge for physicians in their classification. They have explored machine learning systems to predict and classify these skin conditions, aiming to aid in treatment or minimize their impact. If symptoms such as acne, dermatitis, candida infection, eczema, sclerosis, fungal infections, psoriasis, dermatitis, and other conditions are not treated early, they can lead to severe health issues and even mortality. Image segmentation is a supportive method for identifying external skin diseases. Graph-cut algorithms have been discussed and utilized in various applications, including image blurring, image segmentation, and energy consumption issues. In this paper, we propose a novel dynamic graph-cut algorithm for segmenting skin lesions and subsequently employ a Naive Bayes probabilistic classifier to classify skin diseases. Our approach was experimentally tested on the ISIC 2017 dataset and demonstrated superior results compared to many other modern methods.

Keywords: Bayes; graph cut; image classification; skin lesions