

TỔNG QUAN VỀ NHẬN DẠNG LỖ CỦA SẢN PHẨM MAY TỪ VẢI DỆT KIM ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

OVERVIEW OF DEFECT DETECTION IN GARMENT PRODUCTS FROM KNITTED FABRIC USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Tạ Thị Yến^{1,3,*}, Nguyễn Ngọc Kiên²,
Phan Thanh Thảo¹

DOI: <https://doi.org/10.57001/huih5804.2026.064>

TÓM TẮT

Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong nhận dạng lỗi sản phẩm là một lĩnh vực có ý nghĩa quan trọng trong công tác kiểm soát chất lượng sản phẩm may hiện nay. Phương pháp kiểm tra chất lượng bằng thủ công hiện nay không còn phù hợp với các yêu cầu về tốc độ và độ chính xác, tạo tiền đề cho việc áp dụng các mô hình AI nhằm tự động hóa quá trình phát hiện và phân loại lỗi. Các kỹ thuật từ xử lý ảnh truyền thống đến những mô hình hiện đại như CNN, YOLO, DeepLabV3+... đã cho thấy khả năng nhận diện lỗi với độ chính xác cao và tốc độ xử lý thời gian thực. Tuy vậy, bài toán dữ liệu gán nhãn, chi phí tính toán lớn và khả năng thích nghi trong môi trường sản xuất thực tế vẫn còn là thách thức. Trên cơ sở tổng hợp các công trình hiện có, bài báo không chỉ phân tích tiến trình hình thành và phát triển của hướng nghiên cứu này, mà còn đánh giá mức độ ứng dụng thực tiễn và đề xuất định hướng nghiên cứu tiếp theo, hướng tới xây dựng hệ thống kiểm soát chất lượng thông minh cho ngành may phù hợp với xu thế chuyển đổi số hiện nay.

Từ khóa: Trí tuệ nhân tạo; nhận dạng lỗi may; vải dệt kim; kiểm tra chất lượng.

ABSTRACT

The application of Artificial Intelligence in garment defect detection represents a highly significant area in contemporary garment quality-control practices. The existing manual inspection methods no longer satisfy the growing requirements for both speed and accuracy, thus providing the foundation for the implementation of AI-based models to automate the process of defect detection and classification. Techniques from conventional image processing to advanced deep learning architectures, including CNNs, YOLO, and DeepLabV3+, have shown remarkable accuracy and real-time processing capabilities. However, the issues surrounding data labeling, substantial computational expenses, and limited adaptability to real manufacturing environments continue to pose considerable challenges. This paper synthesizes existing studies to not only outline the formation and development process of this academic field but also evaluate its practical relevance and suggest potential avenues for further research, with the goal of establishing intelligent quality-control systems within the garment industry that align with contemporary digital transformation trends.

Keywords: Artificial Intelligence; garment products defect detection; knitted fabrics; quality inspection garment products.

¹Trường Vật liệu, Đại học Bách khoa Hà Nội

²Trường Cơ khí, Đại học Bách khoa Hà Nội

³Trường Đại học Thái Bình

*Email: Yen.TT250038D@sis.hust.edu.vn

Ngày nhận bài: 24/12/2025

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 02/3/2026

Ngày chấp nhận đăng: 30/3/2026

1. GIỚI THIỆU

Trong bối cảnh chuyển đổi số và cuộc Cách mạng công nghiệp 4.0, ngành công nghiệp may mặc đang đổi

mặt với yêu cầu ngày càng cao về năng suất, chất lượng, tính linh hoạt, tự động hóa và chuyển đổi số trong sản xuất. Đặc biệt, đối với các sản phẩm từ vải dệt kim, có đặc

tính co giãn, mềm và dễ biến dạng khiến việc kiểm soát chất lượng trở thành thách thức lớn [1, 2]. Các lỗi phổ biến xảy ra trong quá trình sản xuất như lỗi bỏ mũi, đứt chỉ, tuột đường may, không chỉ ảnh hưởng đến tính thẩm mỹ mà còn làm giảm độ bền và giá trị thương mại của sản phẩm [3, 4].

Phương pháp kiểm tra lỗi sản phẩm hiện nay vẫn kiểm tra thủ công bằng mắt thường, sẽ tiềm ẩn nhiều hạn chế về độ chính xác, tính ổn định và năng suất, bởi con người dễ bị mệt mỏi, chủ quan hoặc mất tập trung, dẫn đến sai lệch trong quá trình đánh giá chất lượng sản phẩm may. Điều này không chỉ làm giảm hiệu quả kiểm soát chất lượng mà còn tăng nguy cơ bỏ sót các sản phẩm lỗi do nhận định chủ quan của công nhân khi kiểm tra, gây thiệt hại về kinh tế và uy tín của doanh nghiệp [4]. Trong khi đó, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) đã mở ra hướng tiếp cận mới cho việc tự động phát hiện và phân loại lỗi sản phẩm may với độ chính xác cao và khả năng xử lý thời gian thực [5-7]. Các mô hình hiện đại đang được ứng dụng như CNN, YOLO, DeepLabV3+, U-Net và Vision Transformer (ViT) đã chứng minh hiệu quả vượt trội trong môi trường sản xuất công nghiệp [8, 9]. Tuy nhiên, đến thời điểm hiện tại, việc triển khai AI trong nhận dạng và phân loại lỗi sản phẩm may vẫn còn gặp nhiều hạn chế như thiếu dữ liệu để huấn luyện mô hình, điều kiện chiếu sáng không ổn định, biến dạng vải phức tạp và chi phí phần cứng cao [10, 11]. Do đó, việc tổng hợp và đánh giá toàn diện các hướng tiếp cận, phương pháp nghiên cứu và xu hướng phát triển của lĩnh vực này là rất cần thiết. Bài báo tổng quan các công trình nghiên cứu về ứng dụng AI trong nhận dạng và phân loại lỗi sản phẩm may, các thành tựu đã đạt được cũng như hạn chế của các công trình nghiên cứu, từ đó đưa ra được định hướng nghiên cứu tiếp theo nhằm tiến tới kiểm tra lỗi tự động sản phẩm may từ vải dệt kim trong kỷ nguyên công nghiệp 4.0.

2. NHẬN DẠNG LỖI CỦA SẢN PHẨM MAY TỪ VẢI DỆT KIM ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

2.1. Đặc trưng của vải dệt kim và ảnh hưởng đến lỗi sản phẩm may

Vải dệt kim được tạo ra bằng cơ chế đan vòng sợi, trong đó các vòng liên kết liên tiếp để hình thành cấu trúc dệt mềm mại và linh hoạt [1]. Nhờ cấu trúc vòng sợi có nhiều khoảng trống, vải có độ đàn hồi cao, khả năng giãn đa chiều và dễ uốn cong, đặc biệt khi kết hợp với các sợi đàn hồi như spandex hoặc elastane, như vải cotton pha spandex có thể đạt độ giãn 50 - 100%, vượt trội so với vải dệt thoi chỉ khoảng 15 - 50% [12]. Đồng thời, vải có đặc tính thoáng khí và khả năng hút ẩm nhờ không khí và hơi

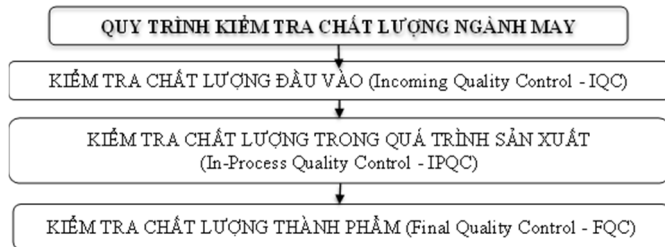
ẩm dễ dàng lưu chuyển giữa các vòng sợi [13]. Tuy nhiên, chính cấu trúc lỏng và linh hoạt này lại khiến vải dệt kim dễ gặp các hiện tượng xoắn mép, co rút, giãn dài hoặc biến dạng khi chịu lực kéo trong quá trình may, đặc biệt ở các loại vải nhẹ như single jersey [15]. Các biến dạng tại đường may do sức căng từ chỉ may, chân vịt hoặc tốc độ may không ổn định khiến nhiều lỗi kỹ thuật khó nhận biết bằng mắt thường, nhất là khi đường may bị biến dạng [2]. Nhìn chung, đặc tính đàn hồi co giãn, mềm mại và thoáng khí của vải dệt kim mang lại sự thoải mái cho người mặc nhưng đồng thời đặt ra thách thức cao trong quá trình sản xuất, cần kiểm soát chặt chẽ quá trình may và hoàn thiện sản phẩm để hạn chế biến dạng của vải và phát hiện kịp thời các lỗi phát sinh khi may vải dệt kim [5]. Khi vải bị biến dạng do thao tác may và điều kiện vận hành máy may dẫn đến tích lũy thành lỗi kỹ thuật trên sản phẩm may. Các lỗi thường gặp khi may vải dệt kim gồm: (1) Lỗi bỏ mũi đường may [4]; (2) Lỗi đứt chỉ đường may [6]; (3) Lỗi mật độ mũi may không đều [2, 17]; (4) Lỗi nổi chỉ, chông chỉ [17]; (5) Lỗi may không đúng thông số kích thước [2, 18]; (6) Lỗi lệch đường may [17]. Ngoài các lỗi trên, trong quá trình sản xuất còn gặp các lỗi may khác như: lỗi thừa chỉ, lỗi lỏng chỉ, nhẵn đường may, dạt đường may, co rút sau may, lỗi tổn thương bề mặt vải do kim, vết dầu, vết bẩn, vết phẩn...

2.2. Kiểm tra chất lượng trong ngành may

Kiểm tra chất lượng giữ vai trò then chốt trong toàn bộ quá trình sản xuất, nhằm bảo đảm sản phẩm đáp ứng yêu cầu kỹ thuật và thẩm mỹ theo yêu cầu của khách hàng. Công tác này bao gồm kiểm tra nguyên phụ liệu đầu vào, xây dựng quy trình công nghệ sản xuất và kiểm tra sản phẩm hoàn thiện, giúp ngăn ngừa lỗi, giảm chi phí sửa chữa và duy trì uy tín thương hiệu [15]. Việc phát hiện sớm và xử lý kịp thời các lỗi không chỉ hạn chế lãng phí mà còn ngăn ngừa lỗi tái diễn, nâng cao hiệu quả vận hành và cải thiện mức độ hài lòng của khách hàng [3]. Trong các công đoạn sản xuất, may là công đoạn dễ phát sinh lỗi nhất và ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng sản phẩm cuối cùng. Những lỗi thường gặp như đứt chỉ, bỏ mũi, đường may không đều hoặc bị nhẵn chủ yếu xuất phát từ máy móc (50%), nguyên liệu (25%), phương pháp thao tác (15%) và yếu tố con người (10%) [17, 20]. Các lỗi này làm giảm giá trị sử dụng, tính thẩm mỹ và gây thiệt hại kinh tế cho doanh nghiệp. Trước yêu cầu ngày càng cao của sản xuất hiện đại, công tác kiểm tra chất lượng thủ công đang chuyển dịch mạnh mẽ sang tự động hóa với sự hỗ trợ của AI và thị giác máy tính.

Quy trình kiểm tra chất lượng ngành may được thực hiện theo một quy trình chặt chẽ, tạo thành một hệ thống

xuyên suốt giúp doanh nghiệp nâng cao chất lượng và năng lực cạnh tranh, bắt đầu từ khâu kiểm tra chất lượng nguyên liệu đầu vào (Incoming Quality Control - IQC), đến kiểm tra chất lượng trong quá trình sản xuất (In-Process Quality Control - IPQC) và kiểm tra chất lượng thành phẩm (Final Quality Control - FQC) [15].



Hình 1. Quy trình kiểm tra chất lượng ngành may

Kiểm tra chất lượng đầu vào tập trung kiểm tra nguyên phụ liệu trước khi đưa vào sản xuất nhằm ngăn ngừa các lỗi từ nhà cung cấp vải. Các thông số về cấu trúc và tính chất cơ lý hóa của vải cần được kiểm soát chặt chẽ để giảm lỗi phát sinh và tối ưu chi phí. Kiểm tra chất lượng trong quá trình sản xuất là giai đoạn quan trọng nhất, giám sát trực tiếp trên chuyền may để phát hiện và xử lý lỗi kịp thời. Các nghiên cứu của Mughal và cộng sự [17] và Misbah Uddin [18] chỉ ra rằng, phần lớn lỗi sản phẩm là do máy may, nguyên liệu, thao tác của công nhân. Kiểm tra chất lượng thành phẩm là công đoạn kiểm tra cuối cùng nhằm đảm bảo sản phẩm đáp ứng tiêu chuẩn kỹ thuật và yêu cầu của khách hàng. Công việc bao gồm kiểm tra thông số kích thước, yêu cầu kỹ thuật và ngoại quan của sản phẩm may và đường may.

2.3. Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong nhận dạng lỗi sản phẩm

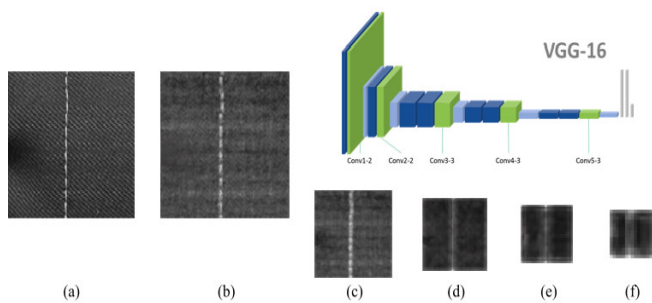
Nhận dạng lỗi sản phẩm may là một trong những thách thức then chốt trong kiểm soát chất lượng ngành dệt may, do tính phức tạp của vật liệu, sự đa dạng trong kỹ thuật đường may, và các yếu tố về điều kiện sản xuất thực tế thường xuyên thay đổi. Các nghiên cứu ứng dụng của trí tuệ nhân tạo trong lĩnh vực nhận dạng lỗi sản phẩm may không ngừng phát triển, từ các mô hình xử lý ảnh cổ điển đến những mạng học sâu hiện đại và hệ thống đa phương thức. Các công trình nghiên cứu từ năm 2009 đến nay cho thấy sự thay đổi rõ rệt về phương pháp, độ chính xác, khả năng ứng dụng thực tế và tốc độ xử lý của AI trong nhận dạng lỗi. Nghiên cứu của Wong và cộng sự [4] là một trong những công trình sớm ứng dụng xử lý ảnh để kiểm tra lỗi đường may. Tác giả khai thác biến đổi Wavelet để tách và làm nổi bật các đặc điểm quan trọng của lỗi, đồng thời sử dụng mạng nơ-ron lan truyền ngược nhằm phát hiện, phân loại 5 nhóm lỗi đường may (nếp

gấp đường may, nhãn đường may, đường may bị dúm do sức căng chỉ lớn, bỏ mũi và thủng lỗ). Thử nghiệm trên 200 ảnh xám cho thấy mô hình đạt tỷ lệ phát hiện lỗi 100% và tỷ lệ phân loại đạt trung bình 98,6%, chứng tỏ khả năng tách lỗi khỏi nền vải vượt trội so với kiểm tra thủ công. Mặc dù vậy, nghiên cứu bị giới hạn bởi số lượng mẫu nhỏ, dữ liệu đơn giản và phạm vi lỗi hẹp. Phương pháp Wavelet và thủ tục ngưỡng hóa cũng phụ thuộc nhiều vào thiết lập thủ công, trong khi mô hình mạng nơ-ron lan truyền ngược (BP Neural Network) có độ phức tạp thấp, và khó mở rộng trong điều kiện thực tế. Ngoài ra, nghiên cứu chưa đánh giá hiệu năng thời gian thực, chưa kiểm chứng trong môi trường sản xuất có biến động ánh sáng hoặc chuyển động vải và cũng không cung cấp định vị lỗi, do đó còn hạn chế khi triển khai công nghiệp.

Yuen và cộng sự [24] đề xuất mô hình lai kết hợp thuật toán di truyền với mạng nơ-ron lan truyền ngược để phân loại lỗi đường may trên vải dệt kim. Mô hình đạt độ chính xác 100% trên 96 ảnh thuộc 3 nhóm mẫu (đạt chuẩn, nếp gấp đường may, nhãn đường may), đồng thời làm rõ vai trò của phương pháp tối ưu phân tử cấu trúc trong lọc hình thái học và sử dụng bốn đặc trưng ảnh đơn giản trong nhận dạng lỗi. Dù vậy, nghiên cứu vẫn chịu hạn chế về phạm vi ứng dụng hẹp, dữ liệu ít và được thu thập trong điều kiện thí nghiệm ổn định, chưa phản ánh bối cảnh sản xuất thực tế. Bên cạnh đó, việc chỉ xử lý ảnh 2D và sử dụng kiến trúc mạng nơ-ron lan truyền ngược đơn giản khiến mô hình khó cạnh tranh với các phương pháp học sâu hiện đại. Những hạn chế này cho thấy nhu cầu mở rộng dữ liệu, đa dạng hóa loại lỗi và ứng dụng các kỹ thuật học sâu tiên tiến trong các nghiên cứu tiếp theo. Các thuật toán đặc trưng của các nghiên cứu vẫn phụ thuộc vào các kỹ thuật xử lý ảnh cổ điển như lọc nhiễu, phân đoạn biên, phân tích biểu đồ tần suất hoặc ngưỡng hóa cường độ sáng, dẫn đến hiệu năng không ổn định khi điều kiện chiếu sáng hoặc màu vải thay đổi. Tuy nhiên, giá trị của các nghiên cứu này vô cùng quan trọng, nó đã đặt nền móng cho việc ứng dụng các mô hình nhận dạng tự động vào kiểm tra lỗi sản phẩm may, đồng thời chứng minh rằng việc sử dụng mạng nơ-ron có thể thay thế một phần quá trình kiểm tra thủ công.

Đến năm 2022, ứng dụng AI trong nhận dạng lỗi may bước vào giai đoạn phát triển mạnh, khi các nghiên cứu không chỉ theo đuổi độ chính xác mà còn chú trọng khả năng triển khai thực tế, tốc độ xử lý và tính ổn định trong môi trường công nghiệp. Kim và cộng sự [6] đề xuất phương pháp phát hiện lỗi đứt chỉ dựa trên bản đồ đặc trưng của mô hình VGG-16 tiền huấn luyện, kết hợp các kỹ thuật xử lý ảnh để nhận diện sự gián đoạn trên đường

may. Thử nghiệm trên 28 ảnh (gồm ảnh không lỗi, ảnh lỗi tổng hợp và ảnh xoay) cho độ chính xác 92.3%, cùng thời gian xử lý 0.22 giây/ảnh trên phần cứng chi phí thấp, đáp ứng yêu cầu kiểm tra thời gian thực. Phương pháp cũng cung cấp khung giới hạn đánh dấu vùng nghi lỗi nhằm hỗ trợ đánh giá kết quả nhận dạng. Tuy nhiên, nghiên cứu chỉ xem xét lỗi đứt chỉ, dữ liệu còn hạn chế và chủ yếu mang tính mô phỏng, đồng thời việc sử dụng các bản đồ đặc trưng được trích xuất cố định từ các lớp ban đầu của VGG-16 mà không cho phép mô hình tự học hoặc điều chỉnh tham số, chưa khai thác tối đa khả năng tối ưu hóa của các mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network) hiện đại.



Hình 2. Sơ đồ nguyên lý xử lý ảnh ảnh từ các lớp tích chập của VGG-16:

(a) ảnh đầu vào; (b) Conv1-2; (c) Conv2-2; (d) Conv3-3; (e) Conv4-3 và (f) Conv5-3 [6]

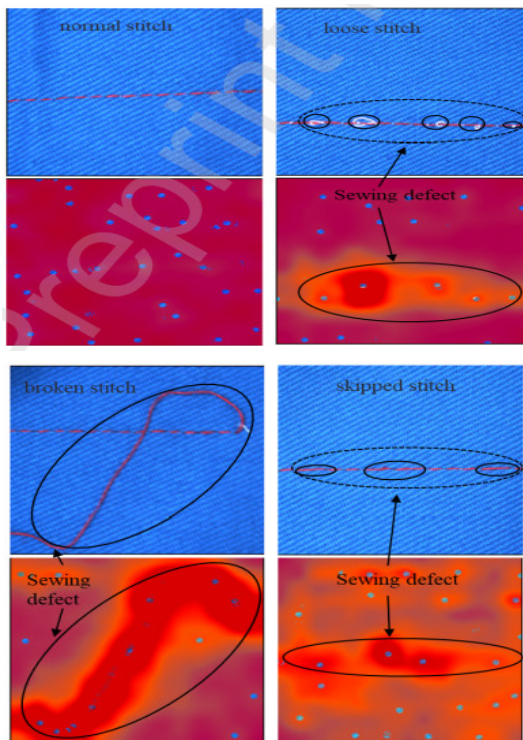
N. Q. Toan [7] đề xuất mô hình DeepLabV3+ kết hợp EfficientNet nhằm thực hiện phân đoạn ngữ nghĩa lỗi đường may dựa theo ảnh ở cấp độ pixel. Bộ dữ liệu gồm 900 ảnh kích thước 1280x960, được gán nhãn thủ công theo sáu lớp dựa trên màu chỉ (Blue/White) và hướng đường may (chéo, ngang, thẳng), đồng thời được chia theo tỷ lệ 80% - 10% - 10% cho huấn luyện, kiểm định và kiểm thử. Kết quả cho thấy cấu hình DeepLabV3+–EfficientNetB1 đạt MeanIoU 94.14%, cao hơn EfficientNetB0, EfficientNetB2, ResNet và MobileNetV2, khẳng định hiệu quả vượt trội trong phân đoạn lỗi và định vị trực tiếp vùng sai hỏng trên ảnh. Tuy vậy, nghiên cứu vẫn bị giới hạn bởi quy mô dữ liệu nhỏ, phạm vi lỗi hẹp và cần kiểm soát điều kiện chụp; đồng thời chưa đánh giá hiệu năng thời gian thực, độ ổn định trong môi trường sản xuất và cũng chưa đối chiếu với các kiến trúc phân đoạn hiện đại hơn. Sau khi chứng minh hiệu quả trong môi trường nghiên cứu, các công trình tiếp theo chuyển trọng tâm sang nghiên cứu khả năng ứng dụng trong sản xuất thực tế. Kim và cộng sự [21] phát triển hệ thống phát hiện lỗi đứt chỉ hoạt động ổn định trong điều kiện công nghiệp, sử dụng không gian màu HSV (Hue - Saturation - Value) kết hợp các bộ lọc Sobel và Canny để nhận dạng sự gián đoạn của đường may trong quá trình thao tác. Bộ

dữ liệu gồm 880 ảnh từ 10 màu chỉ và 22 màu vải cho thấy độ chính xác tối đa đạt 82,5%. Thiết kế phần cứng gắn thêm cũng được đánh giá phù hợp với các doanh nghiệp may vừa và nhỏ khi có thể lắp đặt trên 85.1% máy may mà không cần thay đổi kết cấu. Với thời gian xử lý trung bình 1,2 giây/ảnh, hệ thống đáp ứng yêu cầu vận hành gần thời gian thực và hỗ trợ giảm tải khâu kiểm tra thủ công. Tuy nhiên, hiệu suất giảm đáng kể trên các loại vải mỏng hoặc thô; nghiên cứu chỉ tập trung vào lỗi đứt chỉ, chưa hỗ trợ khoanh vùng vị trí lỗi; tốc độ xử lý vẫn còn hạn chế đối với dây chuyền may tốc độ cao, và khả năng tích hợp còn phụ thuộc vào cấu trúc của một số loại máy may, đòi hỏi điều chỉnh lại thiết kế phần cứng.

Bovindya và cộng sự [26] phát triển hệ thống phân loại lỗi may tự động dựa trên mạng nơ-ron tích chập và triển khai trực tiếp trong môi trường sản xuất tại nhà máy MAS Linea Aqua (Sri Lanka). Nghiên cứu tập trung vào các lỗi thường gặp trên máy may phẳng như nhãn đường may, lớp vải không đều và đường may bị nhe chỉ. Mô hình CNN được huấn luyện trên 800 ảnh thu thập thực tế, bao gồm ảnh đạt chuẩn và ba nhóm lỗi, với tỷ lệ phân chia 81% - 9% - 10% cho huấn luyện, đánh giá và kiểm thử. Kết quả đạt độ chính xác 95,31% trên tập đánh giá, đồng thời hệ thống còn hỗ trợ tính toán tự động tỷ lệ lỗi theo chu kỳ 10 sản phẩm cho từng học viên. Tuy nhiên, bộ dữ liệu vẫn hạn chế về quy mô và độ đa dạng, mô hình chỉ thực hiện phân loại mà không định vị lỗi, và chưa được so sánh với các kiến trúc hiện đại hơn, khiến khả năng tổng quát hóa trong các môi trường sản xuất phức tạp còn chưa được kiểm chứng.

Uddin [27] sử dụng 9.516 ảnh (4.871 ảnh lỗi đường may, 2.821 ảnh lỗi thủng và 1.824 ảnh đạt chuẩn), được gán nhãn thủ công và chia theo tỷ lệ 70% - 20% - 10% cho huấn luyện, đánh giá và kiểm thử, để so sánh hiệu năng các mô hình YOLOv7, YOLOv7x và YOLOv7-w6. Kết quả cho thấy YOLOv7x đạt độ chính xác cao nhất (64%), tiếp theo là YOLOv7 (61%) và YOLOv7-w6 (57%). Về tốc độ, YOLOv7 đạt FPS nhanh nhất (36 ms), trong khi YOLOv7x và YOLOv7-w6 lần lượt đạt 32 ms và 28 ms. Các kết quả này khẳng định tính khả thi của YOLOv7 trong phát hiện lỗi may và cho thấy YOLOv7x có hiệu năng cân bằng hơn về độ chính xác và tốc độ. Tuy nhiên, tập dữ liệu vẫn nhỏ và mất cân bằng, đặc biệt lỗi thủng có số lượng hạn chế, gây suy giảm khả năng học các lỗi hiếm. Điều kiện thu thập cũng chưa đa dạng, chủ yếu từ một dây chuyền và một hệ thống camera, làm giảm khả năng tổng quát hóa. Mặt khác, việc phát hiện các lỗi nhỏ còn gặp khó khăn và nghiên cứu chưa đánh giá trên thiết bị thực tế, nên tiềm năng ứng dụng thời gian thực vẫn cần được kiểm chứng thêm.

Xu và cộng sự [5] là một trong những nhóm nghiên cứu tiêu biểu tập trung vào tối ưu hóa cấu trúc mô hình và tăng tốc độ suy luận nhằm nâng cao khả năng ứng dụng thực tế. Nhóm tác giả cải tiến YOLOv8 bằng cách tích hợp Coordinate Attention và Feature Pyramid Channel Attention) nhằm tăng cường khả năng tập trung vào các đặc trưng quan trọng, đồng thời bổ sung một tầng phát hiện độ phân giải cao (P2) và sử dụng hàm mất mát tập trung (Focal Loss) để nâng cao khả năng nhận diện các lỗi may có kích thước nhỏ. Bộ dữ liệu gồm 5.000 ảnh lỗi (đứt chỉ, mũi may không đều, chỉ thừa, xệ chỉ) được tăng cường lên 30.000 ảnh và chia theo tỷ lệ 70% - 20% - 10% cho huấn luyện, kiểm định và kiểm tra độc lập. Kết quả cho thấy mô hình YOLOv8-FPCA đạt hiệu năng vượt trội so với YOLOv8 gốc và các thuật toán so sánh (SSD, R-CNN, Faster R-CNN, YOLOv5, YOLOv7). Mô hình đạt độ chính xác 90,2%, tính lặp lại 81,2%, F1-score 0,84 và mAP@0.5 đạt 90,2%, cao hơn 6,7% so với YOLOv8 ban đầu, đồng thời vẫn duy trì tốc độ 43 FPS, đáp ứng yêu cầu thời gian thực. Những cải tiến này giúp mô hình đặc biệt hiệu quả trong phát hiện lỗi nhỏ. Tuy vậy, dữ liệu nghiên cứu chủ yếu được thu thập trên các loại vải nền đơn giản và trong điều kiện chụp kiểm soát, làm hạn chế khả năng tổng quát hóa khi triển khai trong môi trường có nền phức tạp, ánh sáng không ổn định hoặc nhiễu cao. Bên cạnh đó, nghiên cứu thiên về cải tiến thuật toán và chưa kiểm chứng trực tiếp trên hệ thống kiểm tra lỗi thực tế trong dây chuyền sản xuất.



Hình 3. Kết quả kiểm tra các lỗi đường may máy 1 kim [28]

Zheng và cộng sự [28] giải quyết một thách thức quan trọng trong kiểm tra chất lượng đường may: hiện tượng ảnh mờ và nhiễu chuyển động do máy may vận hành với tốc độ cao. Nhóm tác giả đề xuất mô hình DeblurGAN-BSV3 kết hợp ST-FPN, cho phép khử mờ và phát hiện lỗi trong cùng một quy trình xử lý. Bộ dữ liệu huấn luyện gồm 2.000 ảnh đường may, trong đó 590 ảnh đạt chuẩn và 100 ảnh cho mỗi loại trong sáu nhóm lỗi của máy 1 kim (bỏ mũi, đứt chỉ, lỏng chỉ) và máy vắt sổ (đứt chỉ may, lỏng chỉ trên, chặt chỉ). Kết quả cho thấy DeblurGAN-BSV3 đạt mức độ khôi phục độ trung thực của ảnh PSNR 28,95, chỉ số đánh giá mức độ tương đồng cấu trúc của ảnh tái tạo và ảnh gốc SSIM 0.86 và tốc độ 0,06 giây/ảnh, vượt trội so với các phương pháp khử mờ hiện có. Khi thử nghiệm thêm trên 200 ảnh và 50 ảnh lỗi của vải kẻ sọc - một loại nền phức tạp - mô hình đạt độ chính xác 97%. Tuy vậy, khả năng định vị lỗi vẫn chưa thật sự chính xác, hiệu năng dễ bị ảnh hưởng bởi ánh sáng và rung động trong môi trường sản xuất, và tốc độ xử lý cần được tối ưu hơn để đáp ứng yêu cầu của các dây chuyền may tốc độ cao.

Chowdhury và cộng sự [29] đánh giá hiệu quả của học sâu trong phát hiện lỗi đứt chỉ bằng cách so sánh ba mô hình CNN: kiến trúc CNN cơ bản, VGG-16 và VGG-19. Nghiên cứu sử dụng 500 ảnh đường may gồm hai nhóm lỗi và không lỗi, sau khi được tiền xử lý nhằm tăng tính đồng nhất. Kết quả cho thấy VGG-16 đạt hiệu năng tốt nhất với độ chính xác 86%, vượt VGG-19 (82%) và CNN cơ bản (75%), phản ánh khả năng trích xuất đặc trưng ổn định hơn của kiến trúc VGG. Dù độ chính xác chưa cao như các hệ thống hiện đại, nghiên cứu vẫn có ý nghĩa trong việc củng cố nền tảng cho các hướng tiếp cận sâu hơn và các mô hình chuyển giao sau này.

Đến năm 2025, hướng nghiên cứu chuyển sang tối ưu mô hình và chuẩn hóa dữ liệu nhằm đáp ứng yêu cầu triển khai trong dây chuyền sản xuất. Các hệ thống không chỉ cần độ chính xác cao mà còn phải gọn nhẹ, tốc độ nhanh và dễ tích hợp. Nổi bật trong xu hướng này là hai nghiên cứu của Jung và Latha [30, 31]. Trong đó, Jung và cộng sự [30] khai thác bộ dữ liệu StitchingNet gồm 14.565 ảnh thu thập từ 11 cặp vải - chỉ, bao gồm một lớp bình thường và mười dạng lỗi may khác nhau. Dữ liệu được phân tách theo tỷ lệ 70% - 20% - 10% (tương ứng 10.195 ảnh huấn luyện, 2.913 ảnh kiểm định và 1.457 ảnh kiểm thử) nhằm tối ưu cả khả năng học và tính khách quan khi đánh giá. Kết quả cho thấy chiến lược deep transfer learning hai giai đoạn đạt hiệu suất vượt trội, với mô hình MobileNetV1-S.C đạt F1-score 0,99 và thời gian suy luận 0,062 giây mỗi ảnh. Khi thử nghiệm tại dây chuyền may ở

Bảng 1. Tổng hợp kết quả các công trình nghiên cứu

TT	Tác giả	Thuật toán chính	Số lượng mẫu / Đối tượng nghiên cứu	Kết quả chính	Hạn chế
1	Wong và cộng sự [4]	Biến đổi Wavelet + mạng nơ-ron lan truyền ngược (BP-NN) để phát hiện, phân loại lỗi	200 ảnh của 05 lỗi: Nếp gấp đường may, nhãn đường may, đường may căng chỉ, bỏ mũi và thùng lỗ.	Tỷ lệ phát hiện lỗi: 100% Tỷ lệ phân loại lỗi thùng lỗ đạt 93,0%, các lỗi nếp gấp đường may, nhãn đường may, đường may căng chỉ, bỏ mũi đạt 100%.	Dữ liệu nhỏ, chưa đánh giá thời gian thực, chưa kiểm chứng trong môi trường sản xuất.
2	Yuen và cộng sự [24]	Thuật toán di truyền và mạng nơ-ron lan truyền để phân loại lỗi	96 ảnh: Mẫu đạt chuẩn, lỗi nếp gấp đường may, nhãn đường may.	Phân loại lỗi đạt độ chính xác 100%	Dữ liệu nhỏ, chưa phản ánh biến động thực tế của dây chuyền sản xuất
3	Kim và cộng sự [6]	Bản đồ đặc trưng CNN + kỹ thuật xử lý ảnh để phát hiện lỗi.	28 ảnh (ảnh không lỗi, ảnh lỗi đứt chỉ, ảnh lỗi xoay)	Accuracy 92,3%, thời gian xử lý 0,22s	Tập dữ liệu nhỏ, chủ yếu gồm ảnh tạo lỗi mô phỏng
4	N. Q. Toan [7]	DeepLabV3+ EfficientNet (B0, B1, B2) để xác định và khoanh vùng lỗi.	900 ảnh 1280 × 960 pixel, chia thành 6 lớp (2 màu chỉ theo 3 hướng chéo, ngang, thẳng)	Sự chính xác của phân vùng MeanIoU = 94.14% (EfficientNetB1 tốt nhất)	Phạm vi lỗi hẹp, chưa đánh giá thời gian thực, chưa đánh giá mô hình trong thực tế.
5	Kim và cộng sự [21]	Không gian màu HSV + kỹ thuật xử lý ảnh phát hiện lỗi đứt chỉ.	880 hình ảnh mẫu đạt chuẩn và mẫu đứt chỉ được may từ 10 màu chỉ với 22 màu vải	Độ chính xác 82,5% Thời gian xử lý trung bình 1,2 giây/ảnh	Độ chính xác chưa ổn định trong ánh sáng thay đổi.
6	Bovindya và cộng sự [26]	Mạng nơ-ron tích chập	800 ảnh (mẫu đạt chuẩn, lỗi gợn sóng, lớp vải không bằng nhau, đường may bị hở)	Độ chính xác 95,31%	Tập dữ liệu nhỏ, chưa thử nghiệm trong điều kiện thực tế.
7	Uddin [27]	YOLOv7/YOLOv7x/YOLOv7-w6 và PyTorch	9516 ảnh (4871 ảnh lỗi đường may, 2821 ảnh thùng lỗ, 1824 ảnh đường may)	Độ chính xác của YOLOv7x: 64%, YOLOv7: 61% và YOLOv7-w6: 57%. Tốc độ phát hiện FPS, YOLOv7: 36ms, YOLOv7x: 32ms và YOLOv7-w6: 28ms	Tập dữ liệu còn nhỏ và mất cân bằng giữa các lỗi
8	Xu và cộng sự [5]	Improved YOLOv8 + Attention (CA, CBAM, SENet) để cải tiến và tối ưu hoá thuật toán	5000 ảnh (lỗi đứt chỉ, mũi may không đều, chỉ thừa, xe chỉ)	Mô hình YOLOv8-FPCA đạt độ chính xác 90,2%	Bộ dữ liệu trên những loại vải phức tạp nhỏ
9	Zheng và cộng sự [28]	DeblurGAN-BSV3 + ST-FPN (student-teacher feature pyramid) để phát hiện lỗi.	2000 ảnh 6 loại lỗi: máy 1 kim (bỏ mũi, đứt chỉ, lỏng chỉ) và máy vắt sổ (đứt chỉ may, lỏng chỉ trên, chặt chỉ), trong đó 590 ảnh đạt chuẩn và 100 ảnh lỗi của mỗi loại.	ST-FPN đạt độ chính xác từ 97% đến 99%, và tốc độ xử lý 0,04 giây/ảnh	Khả năng định vị lỗi vẫn chưa thật sự chính xác.
10	Chowdhury và cộng sự [29]	CNN, VGG-16, VGG-19 để phát hiện lỗi đứt chỉ.	500 ảnh (250 ảnh lỗi, 250 ảnh đạt chuẩn)	VGG-16 đạt độ chính xác 86%, cao hơn VGG-19 (82%) và CNN cơ bản (75%)	Tập dữ liệu nhỏ, thiếu đa dạng
11	Jung và cộng sự [30]	StitchingNet dataset + deep transfer learning để phát hiện lỗi.	14.565 ảnh (1 bộ ảnh không lỗi và 10 bộ ảnh lỗi: Bỏ mũi, đứt chỉ, xếp ly vải, đường may không thẳng, chỉ bị chùng, nhãn, vết bẩn, lỗ kim, sùi chỉ, nổi chỉ).	F1-score = 0,99 và thời gian suy luận 0,062 giây/ảnh	Cần tài nguyên GPU lớn
12	Latha và cộng sự [31]	YOLOv8	Bộ lỗi StitchingNet	Độ chính xác 97,8%, và tốc độ xử lý lên đến 200 ảnh/giây	

Indonesia, hệ thống vẫn duy trì F1-score 0,986, đồng thời Grad-CAM hỗ trợ minh giải vùng lỗi, nâng cao mức độ tin cậy. Dù vậy, nghiên cứu còn những giới hạn nhất định

như phạm vi dữ liệu chưa đủ rộng, các mô hình ViT còn chậm khi triển khai thực tế và việc nhận dạng chỉ dừng ở mức phân loại thay vì khoanh vùng hoặc phân đoạn lỗi.

Trong khi đó, Latha và cộng sự [31] áp dụng YOLOv8 cho bài toán phát hiện lỗi đa lớp (multi-class defect detection), đạt độ chính xác 97,8%, và tốc độ xử lý lên đến 200 ảnh/giây. Mô hình này không chỉ đạt độ chính xác cao mà còn tối ưu hoá tài nguyên phần cứng, cho phép triển khai trong các hệ thống kiểm lỗi tự động trên dây chuyền may thời gian thực.

Qua việc nghiên cứu tổng quan cho thấy ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong nhận dạng lỗi sản phẩm may đã đạt nhiều tiến bộ quan trọng về phương pháp, độ chính xác, tốc độ và khả năng triển khai, góp phần thúc đẩy chuyển đổi từ phương pháp kiểm tra thủ công sang hệ thống kiểm soát chất lượng thông minh. Sự kết hợp giữa thị giác máy và học sâu giúp tự động hóa khâu kiểm lỗi vốn đòi hỏi nhiều nhân công và dễ xảy ra sai sót. Tuy vậy, lĩnh vực này vẫn đối mặt với nhiều thách thức, đặc biệt là hạn chế về dữ liệu và gán nhãn các lỗi thực tế hiếm gặp, mất cân bằng và khó chú thích chính xác; sự suy giảm hiệu năng khi mô hình vận hành trong môi trường sản xuất biến động; và bài toán tối ưu mô hình nhằm cân bằng giữa độ chính xác, tốc độ và chi phí tính toán. Bên cạnh đó, việc thiếu tiêu chuẩn chung về dữ liệu và quy trình đánh giá khiến kết quả giữa các nghiên cứu khó đối chiếu, đặt ra nhu cầu xây dựng bộ dữ liệu mở và khung đánh giá thống nhất. Nhìn chung, dù AI đã tạo ra bước chuyển căn bản trong kiểm tra chất lượng sản phẩm may, quá trình thương mại hóa toàn diện vẫn đòi hỏi giải quyết bài toán dữ liệu, khả năng thích nghi và tính chuẩn hóa của hệ thống.

Trong định hướng nghiên cứu tiếp theo, nhóm tác giả tập trung vào nhận dạng và kiểm tra tự động các lỗi đường may trên vải dệt kim, bao gồm đứt chỉ, bỏ mũi, nối chỉ, lệch đường may và mật độ mũi may không đều. Trên nền vải có đặc tính đàn hồi cao và cấu trúc vòng sợi mềm, các lỗi này dễ phát sinh và khó quan sát bằng mắt thường, ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng, thẩm mỹ và độ bền sản phẩm. Nghiên cứu hướng tới xây dựng mô hình trí tuệ nhân tạo dựa trên thị giác máy, sử dụng các kiến trúc học sâu như CNN, YOLO... để nâng cao độ chính xác trong phát hiện lỗi nhỏ. Đồng thời, mô hình sẽ được tối ưu hóa dựa trên đặc tính cơ học của vải và các thông số đường may, nhằm tạo ra hệ thống kiểm tra tự động hiệu quả, hỗ trợ tối ưu hóa quy trình sản xuất và nâng cao chất lượng sản phẩm trong bối cảnh công nghiệp 4.0.

3. KẾT LUẬN

Bài báo tổng quan toàn diện về ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong tự động nhận dạng lỗi sản phẩm may, một chủ đề có ý nghĩa khoa học và thực tiễn lớn của ngành may

nhằm kiểm soát chất lượng sản phẩm. Tổng hợp các nghiên cứu cho thấy các kỹ thuật học sâu và thị giác máy tính, bao gồm CNN, YOLO, DeepLabV3+, Vision Transformer và StitchingNet, đã cải thiện rõ rệt độ chính xác và tốc độ xử lý, với nhiều mô hình đạt 95 - 99%, thời gian suy luận ở mức mili giây, đáp ứng yêu cầu vận hành thời gian thực trong dây chuyền sản xuất. Mặc dù vậy, việc triển khai trong môi trường công nghiệp vẫn gặp các rào cản như thiếu bộ dữ liệu chuẩn hóa, khả năng thích nghi mô hình còn hạn chế, chi phí tính toán cao và sự thiếu thống nhất trong tiêu chí đánh giá. Do đó, định hướng nghiên cứu tiếp theo cần tập trung xây dựng bộ dữ liệu mở và đa dạng, phát triển mô hình gọn nhẹ và Edge AI, cũng như khai thác học chuyển giao và học đa phương thức để nâng cao tính ổn định và tổng quát hóa. Nhìn chung, AI đang trở thành nền tảng quan trọng trong kiểm soát chất lượng ngành may, thúc đẩy chuyển đổi từ kiểm tra thủ công sang hệ thống nhận dạng lỗi thông minh, thúc đẩy tự động hóa, giúp giảm chi phí sản xuất, tạo ra sản phẩm với chất lượng cao hơn và hướng đến sản xuất bền vững. Việc tiếp tục hoàn thiện mô hình, chuẩn hóa dữ liệu và mở rộng nghiên cứu trên các loại vải như vải dệt kim sẽ là bước then chốt để tiến tới nhà máy may thông minh trong thời đại cách mạng công nghiệp 4.0.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. D. J. Spencer, *Knitting Technology: A Comprehensive Handbook and Practical Guide* - David J. Spencer.
- [2]. M. Ahmed, T. Islam, M. Sujana Ali, "Study on different types of defects and their causes and remedies in garments industry", *J Textile Eng Fashion Technol.*, 5(6):300-304, 2019. doi: 10.15406/jteft.2019.05.00217.
- [3]. M. Rahaman Hashi, "Different Types of Defects Identification and Controlling Method for Quality and Productivity Improvement," *IOSR Journal of Polymer and Textile Engineering*, 3, 2, 2348-0181, doi: 10.9790/019X-03020118.
- [4]. W. K. Wong, C. W. M. Yuen, D. D. Fan, L. K. Chan, E. H. K. Fung, "Stitching defect detection and classification using wavelet transform and BP neural network," *Expert Syst. Appl.*, 36, 2 PART 2, 3845-3856, 2009. doi: 10.1016/j.eswa.2008.02.066.
- [5]. Z. Xu, Y. Bao, B. Tian, "Improved YOLOv8 garment sewing defect detection method based on attention mechanism," *J. Meas. Eng.*, 12, 4, 706-721, 2024. doi: 10.21595/jme.2024.24283.
- [6]. H. Kim, W. K. Jung, Y. C. Park, J. W. Lee, S. H. Ahn, "Broken stitch detection method for sewing operation using CNN feature map and image-processing techniques," *Expert Syst. Appl.*, 188, 2022. doi: 10.1016/j.eswa.2021.116014.

- [7]. N. Q. Toan, "Defective sewing stitch semantic segmentation using DeepLabV3+ and EfficientNet," *Intel. Artif.*, 25, 70, 64-76, 2022. doi: 10.4114/intartif.vol25iss70pp64-76.
- [8]. Q. Wang, C. Dong, J. Liu, J. Gao, "A ViT-based Method of Stitching Defect Detection for Packaging Bags by Integrating Image Correction and Transfer Learning Solutions," *Data Intell.*, 6, 4, 1086-1113, 2024. doi: 10.3724/2096-7004.di.2024.0020.
- [9]. S. Hu, J. Zhang, "Modeling of fabric sewing break detection based on U-Net network," *Text. Res. J.*, 94, 23-24, 2695-2706, 2024. doi: 10.1177/00405175241259204;
- [10]. Z. Liu, Z. Zhou, Z. Xu, D. Tan, "An adaptive VNCMD and its application for fault diagnosis of industrial sewing machines," *Appl. Acoust.*, 213, 2023. doi: 10.1016/j.apacoust.2023.109500.
- [11]. N. ul-Huda, H. Ahmad, A. Banjar, A. O. Alzahrani, I. Ahmad, M. S. Naeem, "Image synthesis of apparel stitching defects using deep convolutional generative adversarial networks," *Heliyon*, 10, 4, 2024. doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e26466.
- [12]. M. Ahrwar, B. K. Behera, "Prediction of Shrinkage Behavior of Stretch Fabrics Using Machine-Learning Based Artificial Neural Network," *Text.*, 3, 1, 88-97, 2023. doi: 10.3390/TEXTILE53010007.
- [13]. R. Baghdadi, H. Alibi, F. Fayala, X. Zeng, "Investigation on air permeability of finished stretch plain knitted fabrics. I. Predicting air permeability using artificial neural networks," *Fibers Polym.*, 17, 12, 2105-2115, 2017. doi: 10.1007/S12221-016-6800-5.
- [14]. Jitendra R Ajmeri, Chitra N Joshi, "Heat and Water Transport Through Knitted Fabric," *Trends in Textile & Fashion Design*, 3, 5, 2021.
- [15]. D. Dhyani, "Defects in Garment Manufacture and Inspection," *Int. J. Manag.*, 10, 4, 373-381, 2019. doi: 10.17605/OSF.IO/DPSZF.
- [16]. R. Mishra, et al., "Thermo physiological comfort of single jersey knitted fabric derivatives," *Fash. Text.*, 8, 1, 1-22, 2021. doi: 10.1186/S40691-021-00266-5.
- [17]. U. K. Mughal, M. A. Khan, S. Kumar, "Identification and Analysis of Stitching Defects at the Stitching Unit: A Case Study," in *Proceedings of the First Central American and Caribbean International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, Port-au-Prince, Haiti, June 15-16, 2021.
- [18]. S. Misbah Uddin, C. M. L. Rahman, "Minimization of Defects in the Sewing Section of a Garment Factory through DMAIC Methodology of Six Sigma," *Research Journal of Engineering Sciences*, 3(9), 21-26, 2014.
- [19]. Y. Admassu, A. Edae, G. Getahun, S. Senthil Kumar, K. Saravanan, S. Sakthivel, "Experimental analysis on the effect of fabric structures and seam performance characteristics of weft knitted cotton apparels," *J. Eng. Fiber. Fabr.*, 17, 2022. doi: 10.1177/15589250221113479.
- [20]. T. Inan, S. N. S. Sahi, "Broken stitch detection method for sewing operation using CNN feature map and image processing technique .," *AURUM J. Eng. Syst. Archit.*, 7, 2, 217-233, 2023. doi: 10.53600/ajesa.1374410.
- [21]. H. Kim, H. Lee, S. Ahn, W. K. Jung, S. H. Ahn, "Broken stitch detection system for industrial sewing machines using HSV color space and image processing techniques," *J. Comput. Des. Eng.*, 10, 4, 1602-1614, 2023. doi: 10.1093/jcde/qwad069.
- [22]. S. Ku, H. W. Choi, H. Y. Kim, Y. L. Park, "Automated Sewing System Enabled by Machine Vision for Smart Garment Manufacturing," *IEEE Robot. Autom. Lett.*, 8, 9, 5680-5687, 2023. doi: 10.1109/LRA.2023.3300284.
- [23]. S. Maity, S. Rana, P. Pandit, K. Singha, *Advances in knitting technology*. The Textile Institute Book Series. Elsevier Science, 2021.
- [24]. C. W. M. Yuen, W. K. Wong, S. Q. Qian, L. K. Chan, E. H. K. Fung, "A hybrid model using genetic algorithm and neural network for classifying garment defects," *Expert Syst. Appl.*, 36, 2 PART 1, 2037-2047, 2009. doi: 10.1016/j.eswa.2007.12.009.
- [25]. Y. Chen, T. Yu, K. Wan, J. Yuan, "Real-time detection of the broken thread of textile products," in *2021 IEEE Int. Conf. Adv. Electr. Eng. Comput. Appl. AEECA 2021*, 988-991, Aug. 2021. doi: 10.1109/AEECA52519.2021.9574262.
- [26]. E. A. Bovindya, S. Rathnayake, A. Karunasena, S. Pothupitiya, "Garment Defect Detection Using Convolutional Neural Network," in *ICAC 2023 - 5th International Conference on Advancements in Computing: Technological Innovation for a Sustainable Economy, Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 400-405, 2023. doi: 10.1109/ICAC60630.2023.10417665.
- [27]. M. M. Uddin, *Real-Time Garments Defects Detection at the sewing phase to optimize waste cost using YOLOv7, YOLOv7x, YOLOv7-w6 and Pytorch*. Thesis of Bachelor of Science in Computer Science, Department of Computer Science and Engineering, Brac University, 2023.
- [28]. X. Zheng, Y. Chen, B. Liu, X. Xu, "Rapid detection technology of sewing thread based on DeblurGAN-BSV3 defuzzification algorithm and ST-FPN detection algorithm," *Measurement*, 240, 115488, 2025.
- [29]. H. Chowdhury, et al., "Broken Stitch Detection Method for Sewing Operation using Deep Learning," in *2024 Int. Conf. Innov. Sci. Eng. Technol. Innov. Technol. Glob. Solut., ICISSET 2024*, 2024. doi: 10.1109/ICISSET62123.2024.10939324.
- [30]. W. K. Jung, J. Kang, W. Kwon, H. Kim, "StitchingNet and deep transfer learning method for sewing stitch defect detection," *J. Comput. Des. Eng.*, 12, 4, 140-154, 2025. doi: 10.1093/jcde/qwaf037.
- [31]. K. Latha, S. Sundaramoorthy, V. Subramoniapillai, "Sewing defect detection using YOLOv8: a deep learning approach," *Res. J. Text. Appar.*, 2025. doi: 10.1108/RJTA-06-2025-0120.

AUTHORS INFORMATION

Ta Thi Yen^{1,3}, Nguyen Ngoc Kien², Phan Thanh Thao¹

¹School of Materials Science and Engineering, Hanoi University of Science and Technology, Vietnam

²School of Mechanical Engineering, Hanoi University of Science and Technology, Vietnam

³Thai Binh University, Vietnam