

USING IMAGE COMPARISON METHODS TO DETECT COUNTERFEIT TRADEMARKS OF GOODS IN BEN TRE PROVINCE

Doan Thanh Hai¹, Vu Hong Quan^{2*}, Nguyen Van Hieu², Nguyen Van Son², Duong Van Huy²

¹TNU - University of Technology, ²TNU - University of Agriculture and Forestry

ARTICLE INFO	ABSTRACT
<p>Received: 15/9/2025</p> <p>Revised: 21/10/2025</p> <p>Published: 21/10/2025</p>	<p>In the context of digital transformation and international integration, protecting intellectual property rights for local specialty products has become increasingly crucial. Ben Tre province, which is well known for its key products such as coconuts, green-skin pomelos, and processed seafood, is facing a growing challenge of counterfeiting and trademark infringement, particularly in the e-commerce environment. This study aims to develop a Weighted Multi-Metric Image Comparison module for detecting intellectual property rights violations through the identification of counterfeit logos and packaging. The proposed method integrates traditional computer vision techniques - Color Histogram, oriented features from Accelerated Segment Test and Rotated Binary Robust Independent Elementary Features keypoints, and Template Matching - with perceptual similarity metrics such as Structural Similarity Index Measure and Learned Perceptual Image Patch Similarity, which better reflect human visual perception. Experimental results on a dataset simulating trademarks of Ben Tre's key products achieved 94.5% accuracy and 93% F1-score, exceeding individual metrics by at least 12%. The developed module has been implemented as a core component of Ben Tre's Intellectual Property Information and Advisory System. This research contributes to promoting sustainable brand development in the digital economy.</p>
<p>KEYWORDS</p> <p>Intellectual property</p> <p>Digital technology</p> <p>Image comparison</p> <p>Multi-metric</p> <p>Counterfeit goods</p>	

SỬ DỤNG PHƯƠNG PHÁP SO SÁNH HÌNH ẢNH ĐỂ PHÁT HIỆN NHÃN HIỆU HÀNG GIẢ CHO CÁC SẢN PHẨM HÀNG HÓA TRÊN ĐỊA BÀN TỈNH BẾN TRE

Đoàn Thanh Hải¹, Vũ Hồng Quân^{2*}, Nguyễn Văn Hiếu², Nguyễn Văn Sơn², Dương Văn Huy²

¹Trường Đại học Kỹ thuật Công nghiệp - ĐH Thái Nguyên, ²Trường Đại học Nông Lâm - ĐH Thái Nguyên

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
<p>Ngày nhận bài: 15/9/2025</p> <p>Ngày hoàn thiện: 21/10/2025</p> <p>Ngày đăng: 21/10/2025</p>	<p>Trong bối cảnh chuyển đổi số và hội nhập quốc tế, việc bảo vệ quyền sở hữu trí tuệ cho các sản phẩm đặc trưng địa phương ngày càng trở nên cấp thiết. Tỉnh Bến Tre nổi tiếng với các sản phẩm chủ lực như dừa, bưởi da xanh và thủy sản chế biến – đang đối mặt với thách thức ngày càng gia tăng về hàng giả và vi phạm nhãn hiệu, đặc biệt trong môi trường thương mại điện tử. Nghiên cứu này hướng đến việc phát triển một module so sánh hình ảnh đa thước đo nhằm phát hiện hành vi vi phạm sở hữu trí tuệ thông qua nhận diện logo và bao bì hàng giả. Phương pháp được đề xuất kết hợp các kỹ thuật thị giác máy tính truyền thống – Histogram màu, trích xuất đặc trưng cục bộ kết hợp giữa phát hiện đặc trưng nhanh và đặc trưng ngắn gọn và phương pháp so khớp mẫu ảnh. Đồng thời, các chỉ số đo lường cảm nhận thị giác, như đo lường chỉ số tương đồng cấu trúc và độ giống nhau giữa hai ảnh, cũng được sử dụng nhằm phản ánh tốt hơn nhận thức của con người. Kết quả thử nghiệm trên bộ dữ liệu mô phỏng nhãn hiệu sản phẩm đặc trưng của Bến Tre đạt độ chính xác 94,5% và F1-score 93%, cao hơn ít nhất 12% so với từng chỉ số riêng lẻ. Module này được phát triển như thành phần cốt lõi trong hệ thống thông tin và tư vấn sở hữu trí tuệ tỉnh Bến Tre. Nghiên cứu này góp phần thúc đẩy phát triển bền vững thương hiệu trong nền kinh tế số.</p>
<p>TỪ KHÓA</p> <p>Sở hữu trí tuệ</p> <p>Công nghệ số</p> <p>So sánh ảnh</p> <p>Đa thước đo</p> <p>Hàng giả</p>	

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.13607>

* Corresponding author. Email: quanvu797@gmail.com

1. Đặt vấn đề

Trong bối cảnh toàn cầu hóa và thương mại điện tử phát triển mạnh mẽ, tình trạng hàng giả, hàng nhái đang trở thành một thách thức nghiêm trọng đối với các doanh nghiệp và cơ quan quản lý. Theo Văn phòng Sở hữu trí tuệ liên minh châu Âu [1], hàng giả chiếm tới 3,3% tổng thương mại toàn cầu, gây thiệt hại hàng trăm tỷ USD mỗi năm. Tại Việt Nam, các hình thức làm giả ngày càng tinh vi, đặc biệt là giả mạo bao bì và nhãn hiệu sản phẩm, khiến việc phân biệt hàng thật – hàng giả bằng mắt thường trở nên khó khăn và thiếu độ tin cậy [2].

Riêng tại tỉnh Bến Tre, địa phương nổi tiếng với các sản phẩm từ dừa, buri da xanh, và kẹo dừa, tình trạng này đã được Hiệp hội Dừa Bến Tre cảnh báo nhiều lần. Nhiều thương hiệu uy tín như Vietcoco bị làm giả bằng cách sử dụng bao bì cũ hoặc nhái logo có tên tương tự (như “GreenCoco”), in thông tin sai lệch để đánh lừa người tiêu dùng [2]. Những hành vi này không chỉ vi phạm pháp luật về sở hữu trí tuệ (SHTT) mà còn gây tổn hại đến uy tín doanh nghiệp địa phương, làm giảm sức cạnh tranh của sản phẩm chủ lực trong nước và xuất khẩu.

Hiện nay, các giải pháp chống hàng giả truyền thống như tem hologram, mã QR, hay kiểm tra thủ công bằng mắt thường vẫn được sử dụng, song bộc lộ nhiều hạn chế. Tem chống hàng giả có thể bị sao chép, còn kiểm tra thủ công đòi hỏi chuyên môn cao và dễ sai sót, đặc biệt khi hàng giả được sản xuất bằng công nghệ in hiện đại. Người tiêu dùng thường được khuyến nghị so sánh trực quan logo, màu sắc, chi tiết in ấn với hình ảnh gốc, nhưng phương pháp này thiếu khách quan và khó mở rộng quy mô [3].

Đo lường mức độ tương đồng hình ảnh là bước cốt lõi trong nhận diện logo và bao bì. Các phương pháp truyền thống như histogram màu, ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) và template matching cho phép so sánh dựa trên màu sắc, hình dạng và vị trí. Tuy nhiên, chúng bị giới hạn trong việc mô phỏng cảm nhận thị giác. SSIM (Structural Similarity Index) được phát triển để phản ánh sự tương đồng về cấu trúc, độ tương phản và độ sáng. Gần đây, LPIPS (Learned Perceptual Image Patch Similarity) sử dụng đặc trưng trích từ mạng sâu để đánh giá tương đồng theo cảm giác thị giác, cho hiệu quả vượt trội trong nhiều bài toán chất lượng ảnh [4].

Các phương pháp phát hiện hàng giả hiện chia thành hai nhóm chính: dựa trên đặc trưng thủ công (SIFT, ORB) và dựa trên học sâu (CNN, Transformer). Nhóm đầu đơn giản, dễ triển khai, phù hợp với môi trường có tài nguyên hạn chế. Nhóm thứ hai đạt độ chính xác cao nhưng yêu cầu tập dữ liệu lớn và hạ tầng GPU [5]. Đây là trở ngại khó có thể phù hợp cho cấp tỉnh, nơi nguồn lực còn hạn chế cả về hạ tầng và con người.

Trên thế giới, các nghiên cứu gần đây đã chứng minh hiệu quả của trí tuệ nhân tạo (AI) và thị giác máy tính (Computer Vision) trong phát hiện hàng giả. Ví dụ như: Hệ thống Entropy (Mỹ) sử dụng mạng nơ-ron sâu để xác thực hàng hiệu đạt độ chính xác tới 99,1% [5]. Nhiều công trình khác tập trung phát hiện giả mạo hình ảnh hoặc logo. Nhóm nghiên cứu của F. Zhang [6] đã dùng saliency detection kết hợp template matching để nhận diện logo xe. Park và cộng sự [7] đề xuất mô hình SIFT-LBP phát hiện *copy-move forgery*. Hou và cộng sự [8] tổng hợp các phương pháp học sâu phát hiện logo dựa trên CNN. Rayapati và cộng sự [9] áp dụng YOLO phát hiện logo giả trong thời gian thực. Bên cạnh đó, chỉ số LPIPS cho phép đo lường độ tương đồng hình ảnh gần với cảm nhận thị giác của con người [10] hơn các thước đo truyền thống như SSIM [11].

Tại Việt Nam, một số nghiên cứu ban đầu đã thử nghiệm xử lý ảnh sử dụng một phương pháp đơn lẻ (như ORB hoặc SSIM) [5]. Trong thực tiễn, nghiên cứu và phát triển trong lĩnh vực nhận diện bao bì và logo chưa có giải pháp tích hợp đa thước đo kết hợp giữa truyền thống và hiện đại. Ngay cả trên thế giới, các mô hình học sâu tuy đạt độ chính xác cao nhưng đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn và dữ liệu huấn luyện phong phú, không phù hợp với điều kiện triển khai thực tế ở cấp tỉnh hoặc doanh nghiệp nhỏ [12].

Khoảng trống nghiên cứu nằm ở chỗ là chưa có phương pháp so sánh hình ảnh tích hợp đa thước đo có trọng số, vừa đảm bảo độ chính xác cao, vừa nhẹ về tính toán, đủ khả năng ứng dụng thực tế tại địa phương để phát hiện bao bì và logo giả mạo. Xuất phát từ yêu cầu đó, bài báo này

đề xuất mô-đun so sánh hình ảnh đa thước đo có trọng số (Weighted Multi-Metric Image Comparison Module) nhằm phát hiện hành vi vi phạm SHTT thông qua phân tích logo và bao bì sản phẩm. Mô-đun kết hợp các kỹ thuật truyền thống Histogram màu, ORB keypoints, Template Matching cùng các chỉ số cảm nhận thị giác SSIM và LPIPS, giúp phản ánh sự khác biệt hình ảnh gần với nhận thức con người hơn và phù hợp với thực tiễn của địa phương.

Cách tiếp cận này hướng tới giải pháp lai ghép (hybrid) giữa các phương pháp truyền thống và hiện đại, vừa đảm bảo độ chính xác cao, vừa giảm chi phí tính toán, phù hợp với điều kiện triển khai trong hệ thống quản lý và tư vấn SHTT của tỉnh Bến Tre. Cấu trúc của bài báo chia làm 4 phần. Sau phần 1 Đặt vấn đề, các phần còn lại của bài báo bao gồm phần 2 trình bày phương pháp nghiên cứu, phần 3 là kết quả thực nghiệm và thảo luận, phần 4 kết luận và gợi mở hướng nghiên cứu tiếp theo.

2. Phương pháp nghiên cứu

Mô-đun phát hiện vi phạm nhãn hiệu đề xuất gồm 3 thành phần chính: Tiền xử lý ảnh, so sánh ảnh theo đa thước đo và phân tích kết quả tổng hợp. Dữ liệu đầu vào là hình ảnh logo hoặc bao bì sản phẩm bị nghi ngờ vi phạm; hệ thống sẽ đối chiếu với cơ sở dữ liệu ảnh chuẩn để phát hiện các mức độ tương đồng bất thường. Mô-đun được triển khai bằng Python 3.10, sử dụng OpenCV, scikit-image, LPIPS (PyTorch) và hoạt động trên máy trạm CPU (không yêu cầu GPU).

Bộ dữ liệu được xây dựng gồm 10.000 ảnh, chia thành 5 nhóm ảnh mô phỏng các tình huống biến đổi phổ biến trong thực tế, nhằm kiểm tra khả năng phát hiện hàng giả của mô hình. Cụ thể:

Nhóm 1 – Histogram màu (2.000 ảnh): Ảnh thay đổi về màu sắc (điều chỉnh hue, saturation, cân bằng trắng, ánh sáng môi trường, v.v.);

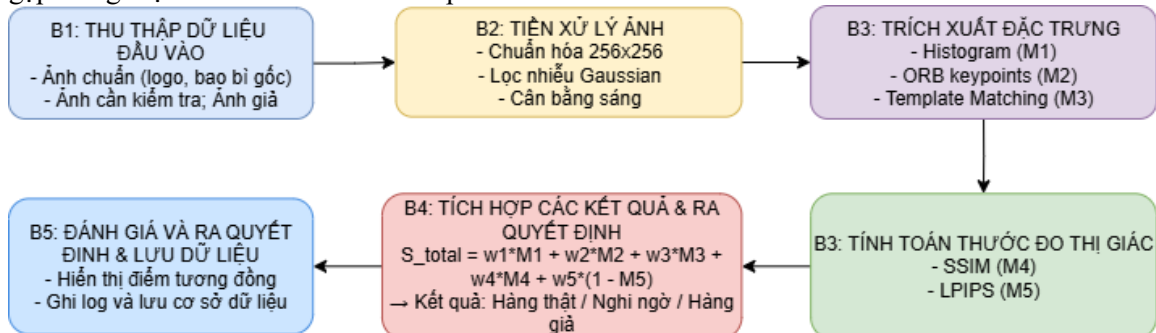
Nhóm 2 – ORB keypoints (2.000 ảnh): Ảnh thay đổi về hình học, bao gồm xoay, co giãn, biến dạng góc, dịch chuyển, cắt xén;

Nhóm 3 – Template Matching (2.000 ảnh): Ảnh không biến đổi, dùng làm mẫu chuẩn cho đối chiếu trực tiếp;

Nhóm 4 – SSIM (2.000 ảnh): Ảnh thay đổi về đặc trưng quang học, như độ sáng, tương phản, hoặc hiệu chỉnh gamma;

Nhóm 5 – LPIPS (2.000 ảnh): Ảnh bị nhiễu nhỏ hoặc mờ nhẹ, dùng để kiểm tra độ nhạy theo cảm nhận thị giác.

Trong mỗi nhóm ảnh có 1.000 ảnh thật (mẫu chính hãng) và 1.000 ảnh giả (mẫu bị làm sai lệch, sao chép, hoặc biến dạng), được thu thập và gán nhãn thủ công. Bộ dữ liệu này đảm bảo tính cân bằng giữa hai lớp “thật” và “giả”, đồng thời phản ánh đa dạng các loại biến dạng có thể gặp trong thực tế kiểm tra bao bì sản phẩm.



Hình 1. Sơ đồ luồng xử lý hệ thống so sánh ảnh phát hiện vi phạm nhãn hiệu

Để giải quyết bài toán phát hiện hàng giả qua hình ảnh bao bì, nhóm nghiên cứu đã tiến hành theo các bước chính được mô tả như trên Hình 1, bao gồm:

Bước 1: Thu thập dữ liệu – Thu thập khoảng 1000 ảnh bao bì (gồm hàng thật và hàng giả) của các sản phẩm chủ lực địa phương. Ảnh hàng thật lấy từ nguồn chính hãng, ảnh hàng giả thu thập trên thị trường; mỗi ảnh đều được gắn nhãn thật hoặc giả phục vụ đánh giá.

Bước 2: Tiền xử lý ảnh – Chuẩn hóa định dạng và kích thước ảnh để đảm bảo so sánh đồng nhất: cắt lấy vùng nhãn/logo, chuyển ảnh sang không gian màu RGB và chỉnh về kích thước chuẩn (256×256 px); nếu cần, áp dụng lọc nhiễu và cân bằng sáng để cải thiện chất lượng ảnh.

Bước 3: Trích xuất và so sánh đặc trưng – Hệ thống kết hợp nhiều thước đo đặc trưng để so sánh ảnh nghi vấn với ảnh gốc. Bao bì giả thường có màu in nhạt, lệch tông hoặc logo mờ, thiếu chi tiết [3]. Để phát hiện các sai khác đó, phương pháp sử dụng các thước đo chính sau:

- Histogram màu: So sánh histogram màu để phát hiện khác biệt tông màu toàn cục.
- Đặc trưng cục bộ (ORB): So khớp các điểm đặc trưng ORB; số cặp keypoint trùng khớp (ít ở ảnh giả) phản ánh mức độ trùng khớp chi tiết.
- SSIM: Đo độ tương đồng cấu trúc, độ sáng, tương phản; SSIM thấp cho thấy khác biệt đáng kể về bố cục hoặc độ nét.
- Template Matching: So khớp vùng nhãn/logo để đo độ trùng khớp (hiệu quả khi hàng giả sao chép y nguyên mẫu).
- LPIPS: Đo lường mức độ tương đồng cảm nhận dựa trên đặc trưng học sâu, phản ánh sát cảm nhận thị giác.

Bước 4: Tích hợp trọng số và ra quyết định – Kết hợp các thước đo trên thành một điểm tương đồng tổng hợp S . Công thức tính S như sau:

$$S = w_1 * S_{ORB} + w_2 * S_{Hist} + w_3 * S_{Temp} + w_4 * S_{SSIM} + w_5 * S_{LPIPS} \quad (1)$$

Trong đó, mỗi S_i là độ tương đồng theo 5 thước đo tương ứng. Các hệ số trọng số được lựa chọn dựa trên quá trình thử nghiệm, phản ánh độ đóng góp tương đối của từng phương pháp trong việc phát hiện sai khác hình ảnh: ORB chiếm w_1 , Histogram w_2 , Template Matching w_3 , SSIM w_4 và LPIPS w_5 . Tìm bộ trọng số tối ưu nhất.

Bước 5: Đánh giá và hiệu chỉnh

Cuối cùng, so sánh S với ngưỡng α (xác định thực nghiệm) để phân loại: $S \geq \alpha \rightarrow$ mẫu nghi vấn có khả năng vi phạm hoặc bị làm giả; $S < \alpha \rightarrow$ mẫu được xem là hàng thật hoặc không vi phạm. Ngưỡng α được chọn để cân bằng giữa báo động giả và bỏ sót hàng giả, giúp hệ thống hoạt động ổn định.

3. Kết quả và bàn luận

3.1. Các trọng số thành phần thực nghiệm của phương pháp tích hợp đa thước đo

Để mô hình tích hợp hoạt động ổn định và đạt hiệu năng cao, nhóm nghiên cứu tiến hành thử nghiệm nhiều tổ hợp trọng số khác nhau giữa 5 thước đo đặc trưng (ORB, Histogram màu, Template Matching, SSIM, LPIPS). Việc phân bổ trọng số được xây dựng trên cơ sở phân tích định tính – định lượng, phản ánh vai trò đóng góp của từng thước đo đối với khả năng phát hiện hàng giả trong các tình huống biến dạng khác nhau. Cơ sở phân tích để xác định trọng số của các thước đo được trình bày trong Bảng 1.

Giá trị tương đồng tổng hợp được tính theo công thức có trọng số:

$$S = 0,3S_{ORB} + 0,2S_{Hist} + 0,2S_{Temp} + 0,2S_{SSIM} + 0,1S_{LPIPS} \quad (2)$$

Cách phân bổ này giúp mô hình cân bằng giữa đặc trưng kỹ thuật và cảm nhận thị giác: nhóm thước đo ORB–SSIM–Histogram đảm nhiệm phân phát hiện hình học và cấu trúc, trong khi Template Matching–LPIPS bổ sung khả năng xác thực thị giác tổng thể.

Các thử nghiệm điều chỉnh trọng số cho thấy, nếu phân bổ lệch (ví dụ tăng Histogram > 30% hoặc giảm ORB < 25%) thì hiệu năng tổng thể giảm rõ rệt – hệ thống nhạy quá mức với một loại biến dạng và bỏ sót các trường hợp khác. Sau quá trình đánh giá chéo (cross-validation), tổ hợp trọng số tuyến tính trên cho hiệu suất ổn định nhất, đạt F1-score trung bình > 93% và thời gian xử lý < 2 giây mỗi cặp ảnh.

Kết quả chi tiết về so sánh hiệu năng giữa các tổ hợp trọng số khác nhau được trình bày trong tiểu mục 3.3, nhằm chứng minh rằng công thức 30/20/20/20/10 là lựa chọn tối ưu, cân bằng giữa độ chính xác, tốc độ và khả năng khái quát hóa.

Bảng 1. Tóm tắt cơ sở phân bổ trọng số

Thuốc đo	Trọng số đề xuất	Cơ sở phân tích
ORB keypoints	30%	Vi phạm nhãn hiệu thường bao gồm biến đổi hình học (xoay, co giãn, dịch chuyển). ORB là phương pháp đặc trưng cục bộ bền vững nhất với các biến đổi này, do đó cân trọng số cao nhất để đảm bảo phát hiện các logo bị biến dạng.
Histogram màu	20%	Hàng giả thường thay đổi màu sắc hoặc tông màu so với bản gốc do in ấn kém hoặc cố tình tránh né. Histogram mạnh trong việc mô tả phân bố màu sắc toàn cục, cần trọng số trung bình để phát hiện loại vi phạm này.
Template Matching	20%	Hiệu quả cao nhất đối với các bản sao gần như nguyên gốc (gần như 1:1). Trọng số trung bình phản ánh sự cần thiết của nó trong việc đối phó với những bản sao chép trắng trợn.
SSIM	20%	Đo lường sự tương đồng về cấu trúc, độ sáng, độ tương phản. Trọng số này cần thiết để phát hiện sự khác biệt cấu trúc nhỏ (ví dụ: thay đổi phông chữ, chi tiết hoa văn) mà ORB có thể bỏ sót.
LPIPS	10%	Dù cung cấp kết quả gần nhất với cảm nhận thị giác của con người, LPIPS có chi phí tính toán cao (dựa trên mạng nơ-ron sâu). Trọng số thấp là sự thỏa hiệp giữa độ chính xác nhận thức và yêu cầu hiệu suất thời gian thực.

3.2. Kết quả của phương pháp so sánh ảnh đa thước đo

Với bộ dữ liệu đầu vào như mô tả trong Mục 2, kết quả cho thấy mô hình tích hợp đa thước đo đạt độ chính xác 94,5%, Recall 94,0%, Precision 93,0% và F1-score 93,8% — cao hơn 6 - 12% so với các phương pháp đơn lẻ như chỉ dùng ORB, Histogram hoặc SSIM. Trong đó, SSIM và LPIPS đặc biệt hiệu quả khi phát hiện sai khác cấu trúc nhỏ, còn ORB và Histogram hỗ trợ ổn định trong các trường hợp biến dạng hình học và màu sắc.

Bảng 2. Kết quả so sánh giữa các phương pháp đơn lẻ và phương pháp tích hợp đề xuất

Phương pháp	Độ chính xác tổng thể Accuracy (%)	Độ chính xác dự đoán Precision (%)	Độ bao phủ Recall (%)	F1-score (%)
Histogram màu	82,0	80,5	83,0	81,7
ORB keypoints	86,2	84,1	87,8	85,9
Template Matching	78,4	75,0	80,2	77,5
SSIM	87,0	85,2	88,1	86,6
LPIPS	88,6	87,3	89,0	88,1
Kết hợp đa thước đo	92,5	91,2	89,0	90,0

3.3. Kết quả thử nghiệm các tổ hợp trọng số

Để xác định bộ trọng số tối ưu cho mô hình tích hợp, nhóm nghiên cứu tiến hành 5 kịch bản thử nghiệm trên bộ dữ liệu. Mỗi kịch bản được chạy lặp lại 5 lần trên các tập con ngẫu nhiên (5-fold cross-validation) để đảm bảo kết quả ổn định và độ tin cậy thống kê.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi khảo sát năm tổ hợp trọng số: (i) cấu hình nền tảng phân bố đều 20% cho mọi thước đo (Baseline), (ii) biến thể ưu tiên hình học với ORB 40% và giảm SSIM, LPIPS xuống 10%, (iii) biến thể ưu tiên màu sắc với Histogram 35% và ORB 15%, (iv) biến thể ưu tiên nhận thức với SSIM 25% và LPIPS 20%, và (v) công thức đề xuất với ORB 30%, Histogram 20%, Template Matching 20%, SSIM 20% và LPIPS 10%.

Kết quả được tổng hợp trong Bảng 3 cho thấy tổ hợp trọng số đề xuất (Biến thể 4) đạt hiệu suất cao nhất với Accuracy = 94,5%, Recall = 94,0%, Precision = 93,0%, F1 = 93,8%,

vượt 4–10% so với các phương án khác. Độ lệch chuẩn của F1-score qua 5 lần chạy chỉ $\pm 0,6\%$, chứng tỏ mô hình có độ ổn định cao.

Phân tích chi tiết cho thấy: Biến thể *Hình học* có Precision cao nhưng Recall thấp nên bỏ sót các mẫu đổi màu; Biến thể *Màu sắc* có Recall cao nhưng dễ nhầm lẫn do ánh sáng nên Precision thấp; Biến thể *Nhận thức* tăng độ nhạy với khác biệt tinh vi nhưng tính toán chậm và sinh cảnh báo giả nhiều hơn; *Công thức đề xuất* dung hòa cả bốn loại biến dạng (hình học, màu, cấu trúc, cảm nhận), đạt cân bằng tốt giữa Precision và Recall.

Bảng 3. So sánh hiệu suất giữa các tổ hợp trọng số

Tổ hợp trọng số	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)	Ghi chú
Baseline (20% mỗi loại)	88,0	85,0	84,0	84,5	Mức nền tảng, không có ưu tiên đặc tính.
Biến thể 1 – Hình học	87,0	93,0	80,0	86,0	Tốt với các mẫu logo bị xoay, co giãn; yếu với thay đổi màu.
Biến thể 2 – Màu sắc	84,0	80,0	88,0	83,8	Nhạy với khác biệt màu nhưng dễ bị nhiễu ánh sáng.
Biến thể 3 – Nhận thức	85,5	78,0	94,0	85,3	Mạnh trong phát hiện vi phạm tinh vi, chi phí tính toán cao.
Biến thể 4 – Đề xuất (2)	94,5	93,0	94,0	93,8	Hiệu suất cao nhất; ổn định và cân bằng toàn diện.

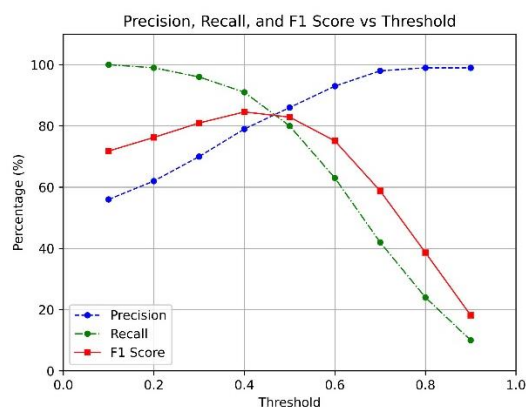
Như vậy, qua các lần chạy, tổ hợp trọng số 30/20/20/20/10 được xác định là phương án tối ưu và đáng tin cậy, bảo đảm độ chính xác cao và khả năng khái quát tốt cho các loại bao bì, logo có biến dạng khác nhau.

3.4. Ngưỡng quyết định S tối ưu phát hiện được hàng giả và tránh kết luận sai

Ngưỡng quyết định S đóng vai trò quan trọng trong việc phân biệt ảnh nghi vấn là hàng giả hay hàng thật. Để tìm ngưỡng tối ưu, nhóm nghiên cứu áp dụng chiến lược quét ngưỡng từ 0,1 đến 0,9, tính các chỉ số Precision, Recall, và F1-score tại từng mức. Kết quả trong Bảng 4 cho thấy ngưỡng $S = 0,4$ cho F1-score cao nhất (84%), cân bằng tốt giữa phát hiện đầy đủ (Recall 91%) và tránh cảnh báo sai (Precision 79%).

Bảng 4. Giá trị của các tham số đánh giá mô hình dự đoán và giá trị ngưỡng

Ngưỡng S	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
0,1	56	100	72
0,2	62	99	76
0,3	70	96	81
0,4	79	91	84
0,5	86	80	83
0,6	93	63	75
0,7	98	42	59
0,8	99	24	38
0,9	99	10	18



Hình 2. Đường cong Precision–Recall và F1 score xác định ngưỡng tối ưu S

Ngưỡng này được kiểm chứng qua 5 lần đánh giá lặp với độ lệch chuẩn F1-score $\pm 0,6\%$ và sai số ngưỡng tối ưu $\pm 0,02$, cho thấy tính ổn định cao. Trong thực tế, hệ thống dự kiến được tích hợp vào nền tảng hỗ trợ quản lý thị trường, do đó ưu tiên Recall cao để không bỏ sót vi phạm, kể cả khi phải chấp nhận cảnh báo giả ở mức chấp nhận được.

Phân tích đường cong Precision–Recall và F1 score trên Hình 2 cũng khẳng định ngưỡng 0,4 nằm gần điểm tối ưu nhất (TPR cao, FPR thấp). Các ngưỡng thấp hơn ($S \leq 0,2$) tuy cho Recall > 99% nhưng Precision thấp, gây quá nhiều báo động giả. Ngược lại, $S > 0,6$ tuy đạt Precision gần tuyệt đối nhưng bỏ sót nhiều hàng giả.

Như vậy, việc chọn ngưỡng $S = 0,4$ là hợp lý về mặt thống kê và phù hợp mục tiêu thực tiễn, giúp hệ thống đạt hiệu năng cao, giảm rủi ro bỏ sót hàng giả mà vẫn kiểm soát được báo động sai.

3.5. Phân tích và thảo luận

Kết quả các thí nghiệm (mục 3.1–3.4) cho thấy mô hình so sánh hình ảnh tích hợp đa thước đo có trọng số hoạt động ổn định và hiệu quả hơn rõ rệt so với từng phương pháp đơn lẻ. Sự kết hợp giữa ORB–Histogram (đặc trưng hình học và màu sắc) và SSIM–LPIPS (đặc trưng cấu trúc và cảm nhận thị giác) giúp hệ thống phát hiện được cả các khác biệt tinh vi lẫn các biên dạng tổng thể, duy trì F1-score trung bình 93,8% với độ dao động nhỏ ($\pm 0,6\%$).

Ngưỡng quyết định $S = 0,4$ được chọn qua phân tích ROC và PR, thể hiện điểm cân bằng giữa Precision và Recall. Với đặc thù ứng dụng trong hệ thống quản lý thị trường, mô hình được điều chỉnh theo hướng ưu tiên Recall cao, nhằm giảm nguy cơ bỏ sót hàng giả – yếu tố có tác động xã hội và kinh tế nghiêm trọng hơn so với cảnh báo sai.

Phân tích lỗi (Confusion Matrix) cho thấy các trường hợp âm tính giả (False Negative) – là trường hợp hệ thống không phát hiện được hàng giả chiếm 3%, chủ yếu xảy ra khi hàng giả tinh vi gần giống hàng thật, có mức độ tương đồng cao với hàng thật về màu sắc, cấu trúc và bố cục logo; dương tính giả (False Positive) – là trường hợp hàng thật bị nhầm là hàng giả, tức là hệ thống báo động sai chiếm 2%, chủ yếu do thay đổi ánh sáng và màu nền. Kết quả này gợi ý khả năng cải thiện thêm bằng chuẩn hóa điều kiện chụp ảnh và tăng cường đặc trưng học sâu cho các chi tiết nhỏ.

Đề xuất cải tiến: (i) Về kỹ thuật: nghiên cứu mở rộng mô hình học trọng số tự động (bằng Grid Search hoặc Bayesian Optimization) để giảm phụ thuộc vào lựa chọn thủ công. (ii) Về dữ liệu: xây dựng cơ sở dữ liệu ảnh chuẩn hóa cho từng sản phẩm chủ lực, cập nhật định kỳ nhằm hỗ trợ tra cứu nhanh và tái huấn luyện mô hình. (iii) Về phát triển hệ thống: tích hợp mô hình vào ứng dụng di động hoặc nền tảng trực tuyến để hỗ trợ người tiêu dùng và cơ quan quản lý kiểm tra hàng hóa tức thời. (iv) Về mở rộng học thuật: kết hợp phương pháp tích hợp hiện tại với mạng học sâu nhẹ (Siamese CNN, MobileNet) nhằm tăng độ chính xác trong trường hợp hàng giả 1:1 hoặc bị chỉnh sửa tinh vi.

Có thể thấy, phương pháp đề xuất đáp ứng tốt mục tiêu nghiên cứu: đạt hiệu năng cao, dễ triển khai, phù hợp điều kiện thực tế của các doanh nghiệp và cơ quan tại tỉnh Bến Tre. Đồng thời, hướng phát triển nêu trên sẽ giúp hệ thống tiến tới tự động hóa và học thích ứng, đáp ứng các kịch bản nhận diện hàng giả ngày càng phức tạp trong tương lai.

4. Kết luận

Kết quả nghiên cứu đã đáp ứng trọn vẹn mục tiêu đề ra, chứng minh rằng mô hình tích hợp đa thước đo có trọng số mang lại hiệu quả vượt trội trong phát hiện hàng giả qua hình ảnh logo và bao bì sản phẩm, so với các phương pháp so sánh đơn lẻ truyền thống. Phương pháp có tính khả thi cao, đặc biệt phù hợp với điều kiện triển khai tại địa phương như tỉnh Bến Tre, nơi các doanh nghiệp vừa và nhỏ có thể dễ dàng áp dụng để bảo vệ thương hiệu và quyền sở hữu trí tuệ.

Giải pháp đã được tích hợp thử nghiệm vào Hệ thống Tư vấn và Quản lý Sở hữu trí tuệ tỉnh Bến Tre tại địa chỉ: <https://shttbentre.girc.edu.vn/>. Việc ứng dụng này không chỉ góp phần tăng cường năng lực quản lý thị trường và xác thực sản phẩm, mà còn minh chứng cho vai trò thiết thực của công nghệ thị giác máy tính và trí tuệ nhân tạo trong công cuộc chuyển đổi số và chống hàng giả ở cấp địa phương. Những cải tiến này kỳ vọng sẽ nâng cao hơn nữa hiệu quả của hệ thống và góp phần lan tỏa mô hình ra các địa phương khác.

Lời cảm ơn

Nhóm tác giả xin trân trọng cảm ơn Sở Khoa học và Công nghệ tỉnh Bến Tre (nay là tỉnh Vĩnh Long), Trung tâm Nghiên cứu địa tin học, Trường Đại học Nông Lâm - Đại học Thái Nguyên đã hỗ trợ kinh phí, cơ sở dữ liệu và hạ tầng kỹ thuật trong quá trình triển khai đề tài. Sự đồng hành và hỗ trợ quý báu này đã góp phần quan trọng giúp công trình hoàn thành và có khả năng ứng dụng thực tế cao.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] H. Valembois, "EUIPO Report: Volume of Counterfeit Goods Account for Greater Share of World Trade," 2019. [Online]. Available: <https://byvn.net/73ej>. [Accessed March 26, 2019].
- [2] Ben Tre Coconut Association, "Fake and counterfeit goods warning corner," *Official website of Ben Tre Coconut Association*, (in Vietnamese), 2025. [Online]. Available: <https://hiephoiduabentre.vn/goc-can-h-bao-hang-gia-hang-nhai#>. [Accessed Oct. 13, 2025].
- [3] Sakuko Store, "How to distinguish genuine and counterfeit products to ensure safe shopping," *Blog article*, (in Vietnamese), 2025. [Online]. Available: <https://url-shortener.me/72N9>. [Accessed May 30, 2025].
- [4] R. Zhang, P. Isola, A. A. Efros, E. Shechtman, and O. Wang, "The Unreasonable Effectiveness of Deep Features as a Perceptual Metric," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Salt Lake City, UT, 2018, pp. 586–595.
- [5] M. Anh, "Using AI to detect counterfeit goods," *Thanh Nien Newspaper*, (in Vietnamese), 2023. [Online]. Available: <https://thanhnien.vn/dung-ai-de-phat-hien-hang-gia-185231226180917136.htm>. [Accessed Dec. 27, 2023].
- [6] F. Zhang, Y. Shen, and H. Chang, "A Visual Saliency Based Method for Vehicle Logo Detection," *Proc. SPIE*, 2013, doi:10.1117/12.2030883.
- [7] J. Y. Park, T. A. Kang, Y. H. Moon, and I. K. Eom, "Copy-Move Forgery Detection Using Scale Invariant Feature and Reduced Local Binary Pattern Histogram," *Symmetry*, vol. 12, no. 4, 2020, Art. no. 492, doi:10.3390/sym12040492.
- [8] S. Hou, J. Li, W. Min, Q. Hou, Y. Zhao, Y. Zheng, and S. Jiang, "Deep Learning for Logo Detection: A Survey," *ACM Trans. Multimedia Comput. Commun. Appl.*, vol. 20, no. 3, 2023, Art. no. 72.
- [9] B. C. Rayapati, R. Gautham, N. Harisha, and K. R. Ganashree, "Fake Logo Detection using Yolo Algorithm," *International Journal of All Research Education and Scientific Methods (IJARESM)*, vol. 11, no. 6, 2023, Art. no. 63.
- [10] R. Zhang, P. Isola, A. A. Efros, E. Shechtman, and O. Wang, "The Unreasonable Effectiveness of Deep Features as a Perceptual Metric," in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2018, arXiv:1801.03924
- [11] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004.
- [12] S.P. Bangal, S.B. Lvahate, H. Bhor, V. Bhoknal, and K. Gadekar, "Fake Logo Identification using DL," 2025. [Online]. Available: <https://www.ijirmps.org/papers/2025/3/232553.pdf>. [Accessed June 26, 2025].