TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP TP HỒ CHÍ MINH KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN



ĐỀ TÀI : PHÂN LOẠI ẢNH SẢN PHẨM THỜI TRANG THƯƠNG HIỆU ADIDAS, UNIQLO VÀ YAME

Người thực hiện:

Lê Nguyễn Trung Vĩnh - 21026821

Nguyễn Năng Anh - 21116621

Lóp : DHKHDL17A

Khoá : 17

Người hướng dẫn: TS.ĐẶNG THỊ PHÚC

THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH, NĂM 2024

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP TP HỒ CHÍ MINH KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN



ĐỀ TÀI: PHÂN LOẠI HÌNH ẢNH SẢN PHẨM THỜI TRANG THƯƠNG HIỆU ADIDAS, UNIQLO VÀ YAME IMAGE CLASSIFICATION OF FASHION PRODUCTS FROM ADIDAS, UNIQLO, AND YAME

Người thực hiện: NGUYỄN NĂNG ANH-MSSV: 21116621 LÊ NGUYỄN TRUNG VĨNH- MSSV:21026821

Khoá : 17

Người hướng dẫn: TS.ĐẠNG THỊ PHÚC

THÀNH PHỐ HÒ CHÍ MINH, NĂM 2024

LÒI CẨM ƠN

Chúng em xin được gửi lời cảm ơn chân thành đến cô vì đã dành thời gian hướng dẫn và hỗ trợ trong quá trình hoàn thiện đồ án cuối kỳ môn Học sâu. Cô đã giúp chúng em có được kiến thức cần thiết và kỹ năng cần có để thực hiện đồ án một cách hiệu quả.

Chúng em cảm thấy rất may mắn khi có cô là người hướng dẫn, cùng với sự quan tâm, tận tình và những lời khuyên hữu ích của cô, để chúng em có thể hoàn thành đồ án tốt nhất có thể.

Một lần nữa, chúng em xin chân thành cảm ơn cô vì sự giúp đỡ trong suốt quá trình học tập và hy vọng sẽ tiếp tục nhận được sự hỗ trợ và định hướng từ cô trong tương lai.

Trân trọng biết ơn cô, Nguyễn Năng Anh Lê Nguyễn Trung Vĩnh

ĐỒ ÁN ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP TP HỒ CHÍ MINH

Tôi xin cam đoan đây là sản phẩm đồ án của riêng chúng tôi và được sự hướng dẫn của TS.Đặng Thị Phúc. Các nội dung nghiên cứu, kết quả trong đề tài này là trung thực và chưa công bố dưới bất kỳ hình thức nào trước đây. Những số liệu trong các bảng biểu phục vụ cho việc phân tích, nhận xét, đánh giá được chính tác giả thu thập từ các nguồn khác nhau có ghi rõ trong phần tài liệu tham khảo.

Ngoài ra, trong đồ án còn sử dụng một số nhận xét, đánh giá cũng như số liệu của các tác giả khác, cơ quan tổ chức khác đều có trích dẫn và chú thích nguồn gốc.

Nếu phát hiện có bất kỳ sự gian lận nào tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm về nội dung đồ án của mình. Trường đại học Công nghiệp TP Hồ Chí Minh không liên quan đến những vi phạm tác quyền, bản quyền do tôi gây ra trong quá trình thực hiện (nếu có).

TP. Hồ Chí Minh, ngày tháng năm Tác giả

(ký tên và ghi rõ họ tên)

PHẦN ĐÁNH GIÁ CỦA GIẢNG VIÊN

Tp. Hồ Chí Minh, ngày tháng năm (kí và ghi họ tên)

TÓM TẮT

Đề tài nghiên cứu tập trung vào việc phân loại hình ảnh sản phẩm thời trang thuộc ba thương hiệu Adidas, Uniqlo, và Yame, sử dụng các phương pháp học máy tiên tiến nhằm nâng cao khả năng tự động hóa trong nhận diện hình ảnh. Hai kỹ thuật chính được triển khai là **SVM kết hợp với HOG (Histogram of Oriented Gradients)** và mô hình học sâu **EfficientNetB0**. Quá trình thực hiện bao gồm các bước chuẩn bị dữ liệu, tiền xử lý hình ảnh, xây dựng và huấn luyện mô hình, sau đó đánh giá hiệu quả dựa trên các tiêu chí như độ chính xác và mức độ mất mát (loss).

Kết quả thử nghiệm cho thấy mô hình **SVM kết hợp HOG** đạt độ chính xác trung bình qua 6 lần kiểm tra chéo là **85.07%**, với các giá trị dao động trong khoảng từ **84.08% đến 85.75%**. Đây là một kết quả khả quan, chứng minh sự hiệu quả của phương pháp dựa trên các đặc trưng HOG trong nhận diện hình ảnh. Trong khi đó, mô hình **EfficientNetB0**, với kiến trúc học sâu được tối ưu hóa, đạt độ chính xác cao hơn, đạt **90.08%** trên tập kiểm tra. Ngoài ra, giá trị mất mát trên tập kiểm tra của mô hình này giảm xuống còn **0.2516** sau 30 vòng huấn luyện, cho thấy khả năng hội tụ tốt và hiệu suất vượt trội trong xử lý hình ảnh phức tạp.

Những kết quả này không chỉ khẳng định vai trò quan trọng của các phương pháp học máy và học sâu trong phân loại hình ảnh mà còn mở ra tiềm năng ứng dụng rộng rãi trong các hệ thống thương mại điện tử, nơi việc phân loại sản phẩm nhanh chóng và chính xác là yếu tố then chốt để cải thiện trải nghiệm người dùng và hiệu quả hoạt động kinh doanh.

MỤC LỤC

LỜI CẨM ƠN	1
TÓM TẮT	4
MỤC LỤC	1
DANH MỤC KÍ HIỆU VÀ CHỮ VIẾT TẮT	2
ĐỀ TÀI: PHÂN LOẠI ẢNH SẢN PHẨM THỜI TRANG THƯƠNG HIỆU ADIDAS, UNIQLO VÀ YAME	3
1.1 Giới thiệu về bài toán	3
1.2 Phân tích yêu cầu của bài toán	4
1.2.1 Yêu cầu của bài toán	4
1.2.2 Các phương pháp giải quyết bài toán	5
1.2.2.1. Thu thập dữ liệu	5
1.2.2.2 Tiền xử lý dữ liệu	8
1.2.2.3. Xây dựng và huấn luyện mô hình	10
1.2.2.4. Phân tích và đánh giá kết quả	12
1.2.2.5. Hạn chế	12
1.4 Thực nghiệm	13
1.4.1 Dữ liệu	13
1.4.3 Công nghệ sử dụng	14
1.4.4 Cách đánh giá	15
1.4.4.1.Độ Chính Xác (Accuracy)	15
1.4.4.2.Độ nhạy (Recall)	15
1.4.4.3. Độ Đặc Hiệu (Precision)	15
1.4.4.4. F1-Score	16
1.5 Kết quả đạt được.	17
1.6 Kết luận	21
LÀM VIỆC NHÓM	24
TÀI LIỆU THAM KHẢO	26
TỰ ĐÁNH GIÁ (Bài nhóm)	28
TƯ ĐÁNH GIÁ (Bài cá nhân)	29

DANH MỤC KÍ HIỆU VÀ CHỮ VIẾT TẮT

CÁC CHỮ VIẾT TẮT

SVM: Support Vector Machine

SK-LEARN: Scikit-learn

TP: True Positive (số lượng dự đoán đúng cho lớp positive)

TN: True Negative (số lượng dự đoán đúng cho lớp negative)

FP: False Positive (số lượng dự đoán sai cho lớp positive)

FN: False Negative (số lượng dự đoán sai cho lớp negative)

ĐỀ TÀI: PHÂN LOẠI ẢNH SẢN PHẨM THỜI TRANG THƯƠNG HIỆU ADIDAS, UNIQLO VÀ YAME

1.1 Giới thiệu về bài toán

Bài toán phân loại ảnh sản phẩm thời trang là một trong những ứng dụng quan trọng của trí tuệ nhân tạo và học máy trong lĩnh vực thương mại điện tử và quản lý sản phẩm. Cụ thể, trong nghiên cứu này, chúng ta tập trung vào việc phân loại các hình ảnh sản phẩm thời trang thuộc ba thương hiệu nổi tiếng: Adidas, Uniqlo và Yame. Mục tiêu của bài toán là xây dựng một mô hình học sâu (Deep learning) có khả năng nhận diện và phân loại chính xác các sản phẩm thuộc từng thương hiệu dựa trên hình ảnh đầu vào. Quá trình này bao gồm việc xử lý, trích xuất đặc trưng từ ảnh và áp dụng các thuật toán học máy để đưa ra kết quả phân loại cuối cùng.

Việc phân loại ảnh sản phẩm thời trang không chỉ đơn thuần là một nhiệm vụ kỹ thuật, mà còn mang lại nhiều giá trị thiết thực cho các doanh nghiệp trong ngành thời trang và thương mại điện tử. Đầu tiên, khả năng tự động phân loại sản phẩm giúp tối ưu hóa quy trình quản lý kho hàng, giảm thiểu sai sót và tiết kiệm thời gian cho nhân viên. Thứ hai, nó cải thiện trải nghiệm người dùng trên các nền tảng thương mại điện tử bằng cách cung cấp khả năng tìm kiếm và lọc sản phẩm chính xác hơn, từ đó tăng khả năng chuyển đổi và doanh số bán hàng.

Đối với các thương hiệu như Adidas, Uniqlo và Yame, mỗi thương hiệu có đặc trưng riêng về thiết kế, màu sắc và phong cách sản phẩm. Việc phân loại chính xác giúp duy trì hình ảnh thương hiệu đồng nhất và hỗ trợ chiến lược marketing hiệu quả. Ngoài ra, trong bối cảnh cạnh tranh gay gắt hiện nay, khả năng phân tích dữ liệu hình ảnh sản phẩm giúp các doanh nghiệp nắm bắt xu hướng thị trường nhanh chóng, từ đó đưa ra các quyết định kinh doanh kịp thời và phù hợp.

Bên cạnh đó, bài toán này còn góp phần vào việc phát triển các ứng dụng thông minh như hệ thống đề xuất sản phẩm cá nhân hóa, hỗ trợ khách hàng trong việc

lựa chọn sản phẩm phù hợp với sở thích và nhu cầu của họ. Điều này không chỉ nâng cao sự hài lòng của khách hàng mà còn xây dựng lòng trung thành với thương hiệu.

Cuối cùng, việc nghiên cứu và triển khai các mô hình phân loại ảnh sản phẩm thời trang cho Adidas, Uniqlo và Yame cũng mở ra cơ hội cho việc áp dụng rộng rãi trong các lĩnh vực khác như quảng cáo trực tuyến, quản lý hình ảnh sản phẩm đa kênh và phân tích thị trường. Nhờ vậy, bài toán này không chỉ mang lại lợi ích cho các thương hiệu cụ thể mà còn góp phần vào sự phát triển chung của ngành công nghiệp thời trang hiện đại.

1.2 Phân tích yêu cầu của bài toán

1.2.1 Yêu cầu của bài toán

Bài toán phân loại ảnh sản phẩm thời trang cho các thương hiệu Adidas, Uniqlo và Yame yêu cầu thu thập và chuẩn bị một tập dữ liệu hình ảnh đa dạng và phong phú từ ba thương hiệu này. Dữ liệu cần phải bao phủ các sản phẩm với nhiều kiểu dáng, màu sắc và góc chụp khác nhau, đồng thời phải được gán nhãn chính xác. Sau khi thu thập, dữ liệu cần được tiền xử lý để điều chính kích thước, chuẩn hóa màu sắc và loại bỏ nhiễu, nhằm cải thiện chất lượng đầu vào cho mô hình. Việc trích xuất đặc trưng từ hình ảnh sẽ sử dụng các kỹ thuật học sâu như mạng nơ-ron tích chập (CNN), giúp mô hình nhận diện được các đặc điểm riêng biệt của từng thương hiệu. Bước tiếp theo là lựa chọn và tối ưu hóa kiến trúc mô hình phù hợp, chẳng hạn như ResNet hoặc EfficientNet, cùng với điều chỉnh các siêu tham số để đạt được độ chính xác cao trong phân loại.

Để đánh giá hiệu quả mô hình, cần chia tập dữ liệu thành các tập huấn luyện, kiểm tra và xác thực nhằm đảm bảo mô hình không bị overfitting và có thể hoạt động tốt trên dữ liệu mới. Mô hình phải được triển khai hiệu quả trong môi trường thực tế, tích hợp mượt mà vào hệ thống quản lý sản phẩm hoặc nền tảng thương mại điện tử. Bên cạnh đó, cần đảm bảo bảo mật dữ liệu và có kế hoạch bảo trì, cập nhật định kỳ để mô hình có thể thích ứng với các xu hướng và thay đổi mới trong sản phẩm thời trang.

1.2.2 Các phương pháp giải quyết bài toán

Hỗ trợ véc-tơ máy (Support Vector Machine - SVM)

"Image Classification Using SVM" - Tác giả: C. Cortes và V. Vapnik, 1995

Mạng học sâu EfficientNetB0

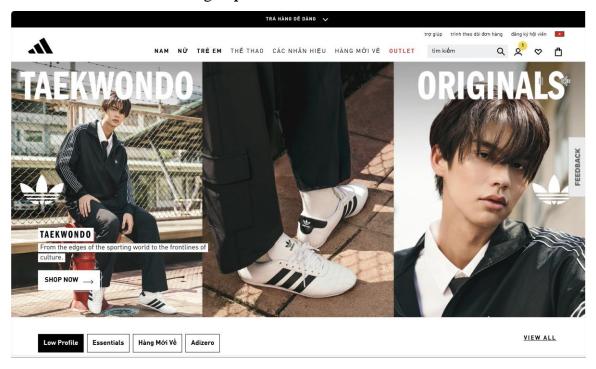
"EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks" - Tác giả: Mingxing Tan và Quoc V. Le, 2019

Transformer hình ảnh (Vision Transformer - ViT)

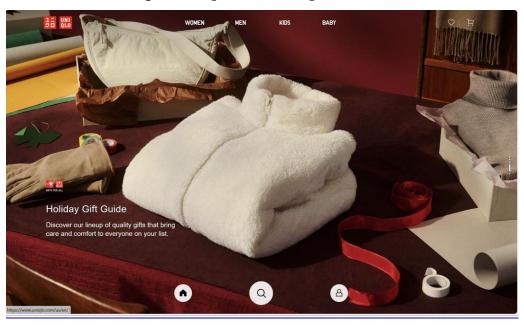
"An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale" - Tác giả: Alexey Dosovitskiy và cộng sự, 2021

1.2.2.1. Thu thập dữ liệu

Trang https://www.adidas.com.vn/vi



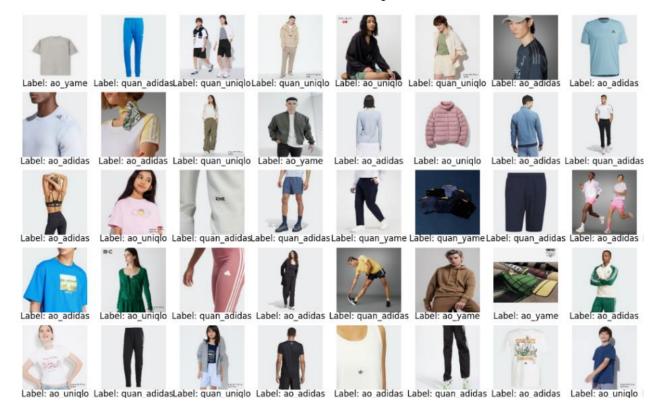
Trang Web https://www.uniqlo.com/us/en/



Trang web https://www.yame.vn/



Bộ dữ liệu ảnh thu thập được



Quá trình thu thập dữ liệu đã tạo ra một bộ ảnh phong phú từ ba thương hiệu thời trang nổi tiếng là Adidas, Uniqlo, và Yame Việt Nam, tập trung vào các sản phẩm chủ yếu như áo và quần. Dữ liệu bao gồm tổng cộng 7.157 hình ảnh được gắn nhãn cụ thể thành 6 nhóm khác nhau dựa trên loại sản phẩm và thương hiệu. Trong đó, các nhãn bao gồm: áo Adidas (2.099 ảnh), quần Adidas (1.716 ảnh), áo Yame (1.060 ảnh), áo Uniqlo (924 ảnh), quần Uniqlo (796 ảnh) và quần Yame (562 ảnh).

Bộ dữ liệu này được thu thập từ các nguồn đáng tin cậy, đảm bảo tính đại diện cao cho các dòng sản phẩm chính của mỗi thương hiệu. Sự cân đối giữa các loại sản phẩm trong từng thương hiệu không chỉ giúp đảm bảo độ chính xác khi xây dựng và huấn luyện mô hình học máy mà còn hỗ trợ tốt hơn trong việc phân loại và nhận diện hình ảnh sản phẩm trong thực tế.

1.2.2.2 Tiền xử lý dữ liệu

Để đảm bảo chất lượng và hiệu quả trong quá trình huấn luyện mô hình, giai đoạn tiền xử lý dữ liệu được thực hiện kỹ lưỡng nhằm tối ưu hóa dữ liệu đầu vào.

a) Loại bỏ tất cả các ảnh không liên quan đến các danh mục mục tiêu (áo và quần)

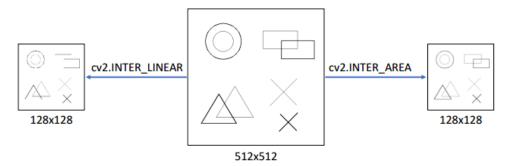
Việc này giúp loại bỏ những nhiễu không cần thiết, đảm bảo dữ liệu đầu vào chỉ chứa các thông tin phù hợp cho bài toán phân loại.

b) Xử lý những ảnh lỗi, bị hỏng hoặc không thể đọc được bằng các thư viện xử lý hình ảnh.

Tiếp theo, những ảnh lỗi, bị hỏng hoặc không thể đọc được bằng các thư viện xử lý hình ảnh như OpenCV cũng được lọc bỏ. Điều này giảm thiểu khả năng mô hình học sai hoặc gặp lỗi trong quá trình xử lý, đồng thời đảm bảo tính nhất quán và chất lượng của bộ dữ liệu.

c) Chuẩn hóa kích thước ảnh

cv2.INTER_LINEAR (nội suy tuyến tính):



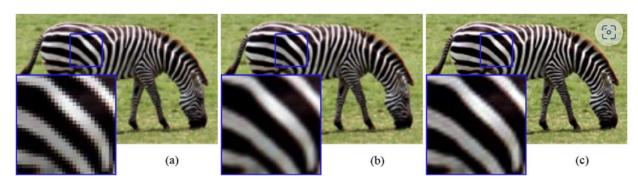
Phương pháp này thực hiện nội suy bằng cách tính trung bình giá trị của các điểm lân cận, thường được sử dụng cho các thao tác phóng to hoặc thu nhỏ ảnh với tốc độ nhanh mà không làm biến dạng đáng kể hình ảnh.

cv2.INTER_CUBIC:

Dựa trên nội suy bậc ba, phương pháp này hoạt động tốt khi phóng to hình ảnh, giữ được chi tiết tốt hơn so với nội suy tuyến tính nhưng với chi phí tính toán cao hơn.

Các phương pháp trên được lựa chọn và áp dụng tùy thuộc vào yêu cầu cụ thể của từng trường hợp, chẳng hạn như tối ưu hóa kích thước cho mô hình học sâu hoặc giảm thiểu mất mát chi tiết trong quá trình xử lý ảnh. Tất cả các ảnh sau khi được scale kích thước đều được lưu trữ trong định dạng tiêu chuẩn, đảm bảo tính đồng nhất và sẵn sàng cho các bước tiền xử lý tiếp theo.

cv2.INTER_LANCZOS4:



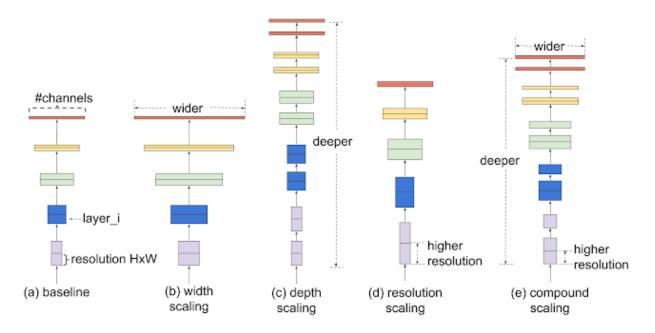
Đây là phương pháp nội suy dựa trên hàm sinc, hoạt động tốt với ảnh có độ phân giải cao, đặc biệt khi cần giảm kích thước. Phương pháp này tạo ra kết quả mượt mà hơn và giữ được nhiều chi tiết trong hình ảnh.

1.2.2.3. Xây dựng và huấn luyện mô hình



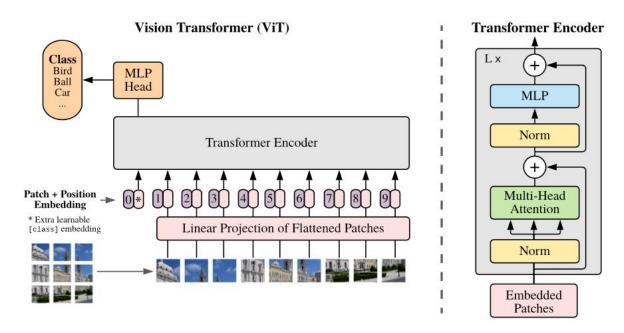
Đối với bài toán phân loại hình ảnh sản phẩm thời trang, chúng tôi sử dụng hai mô hình chính: SVM (Support Vector Machine) với đặc trưng HOG (Histogram of Oriented Gradients) và EfficientNetB0, một mạng nơ-ron học sâu hiện đại. Mô hình SVM tận dụng HOG để trích xuất các đặc trưng tuyến tính từ ảnh, giúp phân loại hiệu quả khi dữ liệu có cấu trúc rõ ràng. Trong khi đó, EfficientNetB0 được thiết kế để học các đặc trưng phức tạp hơn nhờ vào kiến trúc mạng tối ưu, sử dụng compound scaling để cân bằng độ sâu, độ rộng và độ phân giải, đảm bảo hiệu quả cao trên dữ liêu hình ảnh.

Dữ liệu được chia thành hai phần, với 80% dành cho huấn luyện và 20% cho kiểm tra. Đối với SVM, các đặc trưng HOG được trích xuất trước khi đưa vào mô hình để tìm siêu phẳng tối ưu phân biệt giữa các lớp với khoảng cách lớn nhất.



Trong khi đó, ảnh đầu vào của EfficientNetB0 được chuẩn hóa và đưa qua mạng để học các đặc trưng phức tạp. Quá trình huấn luyện mạng nơ-ron bao gồm tối ưu hóa hàm mất mát và điều chỉnh tham số bằng thuật toán gradient descent, giúp cải thiện độ chính xác qua từng epoch.

Phương pháp sử dụng **Vision Transformer** (**ViT**) cho bài toán phân loại hình ảnh sản phẩm thời trang tận dụng kiến trúc Transformer mạnh mẽ, vốn đã chứng minh hiệu quả trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên, và áp dụng nó vào lĩnh vực thị giác máy tính. ViT được tiền huấn luyện trên tập dữ liệu ImageNet-21k với độ phân giải ảnh 224x224 pixel, giúp mô hình học được các biểu diễn nội tại của hình ảnh.



Để đánh giá và tối ưu hóa hiệu suất, chúng tôi áp dụng kỹ thuật cross-validation. Với SVM, phương pháp k-fold cross-validation (k = 6) được sử dụng để đảm bảo mô hình không bị overfitting và có khả năng tổng quát hóa tốt. Đối với EfficientNetB0, chúng tôi theo dõi các chỉ số như validation accuracy và validation loss trong quá trình huấn luyện để điều chỉnh các siêu tham số như learning rate, batch size và số lượng epoch, nhằm tối ưu hóa hiệu suất. Sau cùng, cả hai mô hình được đánh giá trên tập kiểm tra để lựa chọn phương pháp phù hợp nhất với bài toán, dựa trên độ chính xác phân loại và khả năng tổng quát hóa trên dữ liệu mới.

1.2.2.4. Phân tích và đánh giá kết quả

1.2.2.5. Hạn chế

a) SVM

Đối với SVM, mô hình này yêu cầu bộ nhớ tính toán lớn, đặc biệt khi xử lý với các tập dữ liệu có số lượng mẫu lớn hoặc tính phức tạp cao. Một trong những

điểm yếu chính của SVM là việc lựa chọn hàm nhân (kernel) phù hợp, vì hiệu suất của mô hình phụ thuộc rất lớn vào quyết định này. Nếu lựa chọn kernel không chính xác, mô hình có thể hoạt động kém, dẫn đến overfitting hoặc underfitting.

b) EfficientNetB0

Với EfficientNetB0, mặc dù được thiết kế để tối ưu hóa hiệu suất tính toán, mô hình này vẫn yêu cầu phần cứng mạnh mẽ và thời gian huấn luyện dài, đặc biệt là khi làm việc với tập dữ liệu lớn. Ngoài ra, giống như các mô hình học sâu khác, EfficientNetB0 cần một lượng lớn dữ liệu huấn luyện để đạt được hiệu quả tối ưu. Nếu dữ liệu không đủ đa dạng, mô hình có thể dễ dàng bị overfitting. Một hạn chế khác là khả năng tổng quát của mô hình có thể giảm khi áp dụng vào các bài toán với dữ liệu có sự thay đổi lớn hoặc không đồng nhất.

c) Vision Transformer (ViT)

Mặc dù mô hình này đã chứng minh được hiệu quả vượt trội trong các tác vụ phân loại hình ảnh khi được huấn luyện với lượng dữ liệu lớn, nhưng ViT lại yêu cầu tài nguyên tính toán rất cao, đặc biệt khi xử lý các ảnh có độ phân giải lớn. Mô hình cũng có thể gặp khó khăn khi được áp dụng vào các bài toán thời gian thực hoặc khi xử lý các tập dữ liệu nhỏ, vì ViT yêu cầu một lượng lớn dữ liệu để đạt hiệu quả tối ưu. Cuối cùng, việc chia ảnh thành các mảnh nhỏ (patches) và xử lý chúng như một chuỗi có thể dẫn đến vấn đề về thời gian tính toán, đặc biệt là khi làm việc với ảnh có độ phân giải cao.

1.4 Thực nghiệm

1.4.1 Dữ liệu

File Manage.csv.



File này chứa thông tin về các sản phẩm thời trang từ thương hiệu Adidas, với các thuộc tính bao gồm:

- dir: Đường dẫn tới hình ảnh sản phẩm trên hệ thống.
- label: Tên thương hiệu hoặc loại sản phẩm (ví dụ: ao adidas).
- title: Tên của sản phẩm, mô tả chi tiết về kiểu dáng và đặc điểm của sản phẩm
 (ví dụ: Áo Thun Graphic Badge of Sport In Hoa).
- color: Màu sắc của sản phẩm (ví dụ: Black, White, Preloved Red).
- description: Mô tả ngắn gọn về sản phẩm, bao gồm các tính năng, công dụng hoặc điểm nổi bật (ví dụ: Chiếc áo thun phong cách biểu tượng với điểm nhấn đặc biệt...).
- image_dir: Đường dẫn tới vị trí lưu trữ hình ảnh sản phẩm.

Mỗi dòng trong bảng dữ liệu tương ứng với một sản phẩm cụ thể, bao gồm thông tin chi tiết như tên sản phẩm, màu sắc, mô tả sản phẩm, cùng với đường dẫn hình ảnh để dễ dàng truy cập và sử dụng cho các mục đích phân loại hoặc phân tích dữ liệu hình ảnh trong dự án phân loại sản phẩm thời trang.

1.4.3 Công nghệ sử dụng

- Ngôn ngữ lập trình sử dụng: Python.
- Các thư viện sử dụng để hiện thực bài toán: NLTK (Natural Language Toolkit), NumPy, Pandas, Seaborn, Matplotlib, WordCloud, BeautifulSoup, Scikit-learn, TensorFlow, Keras.

1.4.4 Cách đánh giá

Các độ đo được sử dụng:

1.4.4.1.Độ Chính Xác (Accuracy)

- Accuracy: là tỉ lệ giữa số điểm được phân loại đúng và tổng số điểm. Accuracy
 chỉ phù hợp với các bài toán mà kích thước các lớp dữ liệu là tương đối như
 nhau.
- + Công thức:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

Trong đó:

(TP): True Positive (số lượng dự đoán đúng cho lớp positive)

(TN): True Negative (số lượng dự đoán đúng cho lớp negative)

(FP): False Positive (số lượng dự đoán sai cho lớp positive)

(FN): False Negative (số lượng dự đoán sai cho lớp negative)

1.4.4.2.Độ nhạy (Recall)

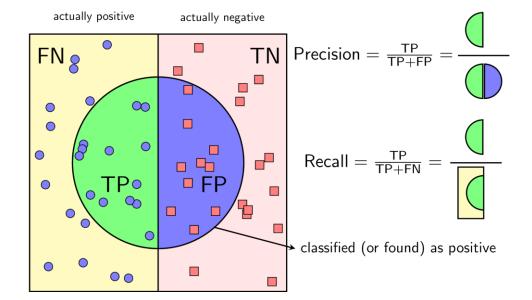
- + Định nghĩa: Recall(độ nhạy), hay còn gọi là tỉ lệ phát hiện đúng, đo lường khả năng của mô hình trong việc phát hiện ra các mẫu thuộc lớp positive.
- + Công thức:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

1.4.4.3. Độ Đặc Hiệu (Precision)

- Định nghĩa: Độ đặc hiệu đo lường độ chính xác của các dự đoán positive, tức là tỷ lệ dự đoán đúng trên tổng số dự đoán positive.
 - Công thức:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$



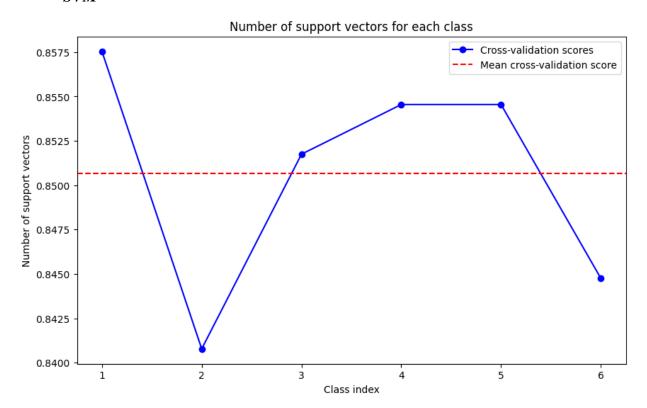
1.4.4.4. F1-Score

- Định nghĩa: F1-score là trung bình điều hòa của độ nhạy và độ đặc hiệu, cung cấp một số đo cân bằng giữa hai yếu tố này.
 - + Công thức:

$$F1 \ Score = \frac{2(Recall \ x \ Precision)}{Recall + Precision}$$

1.5 Kết quả đạt được.

SVM



Kết quả của mô hình SVM trong quá trình cross-validation cho thấy hiệu suất ổn định và khá tốt. Điểm số trung bình của mô hình đạt 0.8507, cho thấy rằng mô hình có khả năng phân loại chính xác với độ chính xác khoảng 85%. Các điểm số của 6-fold lần lượt là

[0.8575, 0.8408, 0.8517, 0.8545, 0.8545, 0.8448]

Với sự dao động nhỏ giữa các giá trị, chứng tỏ mô hình có sự ổn định cao và không bị ảnh hưởng quá nhiều bởi sự phân chia dữ liệu. Điều này cho thấy rằng SVM có khả năng tổng quát tốt, không bị overfitting hoặc underfitting, và có thể áp dụng hiệu quả trong các tình huống phân loại thực tế. Tuy có sự giảm nhẹ trong một vài fold, nhưng với điểm số trung bình ổn định như vậy, mô hình SVM vẫn là một lựa chọn đáng tin cậy và hiệu quả cho bài toán phân loại này.

EfficientNetB0

Kết quả dự đoán theo nhãn

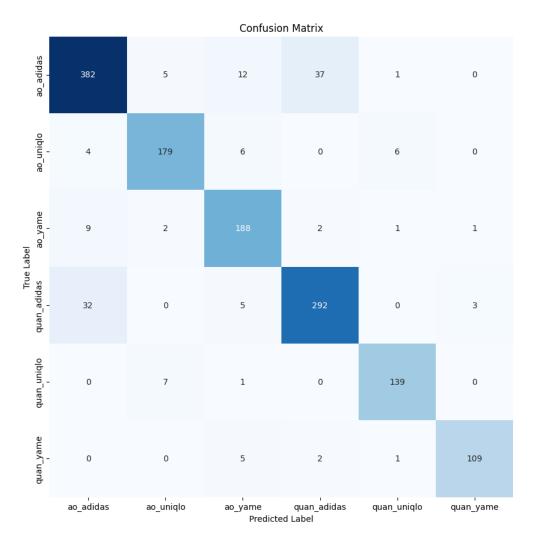
F1-Score: F1-Score dao động từ 0.88 đến 0.95, cho thấy sự cân bằng giữa precision và recall là rất tốt. Mô hình đạt F1-score cao nhất cho lớp "quan_yame" (0.95), cho thấy khả năng phân loại rất chính xác và không bỏ sót đối tượng này.

Accuracy: Mô hình có độ chính xác chung là 90%, cho thấy hiệu suất tổng thể của mô hình khá ấn tượng. Điều này cho thấy mô hình có thể phân loại chính xác 90% các mẫu trong bộ dữ liệu kiểm tra.

Macro Average: Trung bình các chỉ số precision, recall và F1-score đều đạt khoảng 0.91, cho thấy mô hình hoạt động khá đồng đều trên tất cả các lớp.

Weighted Average: Độ chính xác của mô hình trong các lớp có sự phân bố dữ liệu khác nhau vẫn duy trì ở mức 0.90, cho thấy mô hình không bị thiên lệch trong phân loại giữa các lớp có số lượng mẫu khác nhau.

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
ao_adidas	0.89	0.87	0.88	437
ao_uniqlo	0.93	0.92	0.92	195
ao_yame	0.87	0.93	0.9	203
quan_adidas	0.88	0.88	0.88	332
quan_uniqlo	0.94	0.95	0.94	147
quan_yame	0.96	0.93	0.95	117
Accuracy			0.9	1431
Macro avg	0.91	0.91	0.91	1431
Weighted avg	0.9	0.9	0.9	1431



ViTransformer

- Loss (Mất mát): Giá trị loss là 0.2575, chỉ ra rằng mô hình đang hoạt động khá tốt, nhưng vẫn có một mức độ lỗi nhỏ. Mức loss thấp cho thấy mô hình đã học và dự đoán khá chính xác.
- Accuracy (Độ chính xác): Độ chính xác đạt 92.66%, một kết quả rất ấn tượng. Điều này có nghĩa là mô hình dự đoán đúng 92.66% tổng số mẫu trong bộ kiểm tra, cho thấy khả năng phân loại đúng khá cao.
- **F-score** (**F1-score**): F1-score đạt 0.9264, cho thấy sự cân bằng tốt giữa độ chính xác và độ nhạy (recall). Một F1-score cao như vậy chứng tỏ mô hình không chỉ phân loại chính xác mà còn hạn chế được sự bỏ sót trong việc nhận diện các lớp.
- Runtime (Thời gian chạy): Mô hình mất 159.2092 giây để hoàn thành quá trình đánh giá. Thời gian này có thể được coi là hợp lý tùy vào quy mô của bài toán và cấu hình hệ thống.

- Samples per second (Mẫu mỗi giây): Với 6.507 mẫu mỗi giây, mô hình xử lý dữ liệu với tốc độ khá nhanh, cho phép nó được triển khai trong môi trường yêu cầu tính toán nhanh chóng.
- Steps per second (Bước mỗi giây): Tốc độ xử lý các bước là 0.817 bước mỗi giây. Con số này cũng cho thấy khả năng mô hình hoàn thành các bước xử lý trong thời gian hợp lý.

Metric	Value		
Loss	0.2575		
Accuracy	0.9266		
F-score	0.9264		
Suntime	159.2092		
Samplespersecond	6.507		
Stepspersecond	0.817		





























1.6 Kết luận

Trong quá trình nghiên cứu và triển khai ba mô hình phân loại hình ảnh: **SVM, EfficientNetB0** và **Vision Transformer (ViT),** kết quả cho thấy mỗi mô hình đều có những ưu điểm và hạn chế riêng. Dưới đây là phân tích chi tiết về từng mô hình:

SVM (Support Vector Machine):

SVM là mô hình nhanh nhất trong ba mô hình được thử nghiệm, với thời gian huấn luyện và dự đoán ngắn. Tuy nhiên, độ chính xác của SVM khá thấp so với các mô hình còn lại, điều này có thể do mô hình không tận dụng hết được các đặc trưng phức tạp trong dữ liệu hình ảnh. Mặc dù vậy, SVM vẫn có thể là lựa chọn tốt trong các bài toán yêu cầu thời gian xử lý nhanh và khi độ chính xác không phải là yếu tố quá quan trọng. Mô hình này có thể được cải thiện bằng cách tối ưu các siêu tham số và tăng cường dữ liệu đầu vào.

EfficientNetB0:

EfficientNetB0 là một mô hình có độ chính xác vừa phải nhưng có thời gian chạy tương đối nhanh và ít tốn tài nguyên hơn so với các mô hình phức tạp khác như ViT. Độ chính xác của EfficientNetB0 có thể được cải thiện nếu được tinh chỉnh thêm hoặc áp dụng các kỹ thuật fine-tuning với dữ liệu chuyên biệt. Mặc dù không đạt độ chính xác cao nhất, nhưng với khả năng cân bằng giữa tốc độ và độ chính xác, EfficientNetB0 là lựa chọn phù hợp trong các ứng dụng yêu cầu mô hình nhẹ, nhanh mà vẫn duy trì hiệu suất tốt trong các bài toán phân loại hình ảnh.

Vision Transformer (ViT):

Vision Transformer cho thấy độ chính xác cao nhất trong ba mô hình, chứng tỏ khả năng mạnh mẽ trong việc xử lý các đặc trưng phức tạp của hình

ảnh nhờ vào cơ chế tự học (self-attention). Tuy nhiên, nhược điểm lớn của ViT là thời gian chạy lâu hơn so với SVM và EfficientNetB0, đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn và thời gian huấn luyện lâu hơn. Điều này có thể hạn chế khả năng triển khai ViT trong các ứng dụng yêu cầu tốc độ xử lý cao hoặc trong môi trường tài nguyên hạn chế.

Hướng phát triển tương lai

Cải thiện độ chính xác của SVM:

Mặc dù SVM là mô hình nhanh nhất, nhưng độ chính xác của nó có thể được cải thiện bằng cách áp dụng các kỹ thuật như điều chỉnh tham số kernel hoặc sử dụng các bộ dữ liệu lớn và phong phú hơn để đào tạo. Thêm vào đó, việc kết hợp SVM với các mô hình học sâu có thể giúp cải thiện hiệu suất.

Tối ưu hóa EfficientNetB0:

EfficientNetB0 có thể được cải tiến bằng cách sử dụng các phiên bản hiệu suất cao hơn của EfficientNet hoặc kết hợp với các phương pháp học sâu khác để nâng cao độ chính xác. Tối ưu hóa mô hình qua việc fine-tune các tham số siêu (hyperparameters) và tăng cường dữ liệu (data augmentation) cũng là một hướng đi để nâng cao hiệu quả của mô hình.

Tăng tốc thời gian huấn luyện và giảm chi phí của ViT:

Dù ViT có độ chính xác cao, nhưng thời gian huấn luyện và yêu cầu tài nguyên tính toán lớn là một rào cản. Một hướng phát triển tương lai cho ViT là tìm cách tối ưu hóa mô hình, giảm số lượng tham số cần thiết hoặc áp dụng các kỹ thuật như pruning, distillation để tăng tốc độ và giảm tài nguyên tính toán. Ngoài ra, việc kết hợp ViT với các mô hình học máy khác có thể giúp tận dụng tối đa ưu điểm của ViT trong khi giảm thiểu nhược điểm về thời gian chạy.

Mở rộng ứng dụng:

Mỗi mô hình đều có thể được mở rộng và ứng dụng vào các bài toán thực tế khác nhau. SVM có thể được sử dụng trong các hệ thống phân loại thời gian thực, nơi yêu cầu tốc độ và hiệu suất ổn định. EfficientNetB0 sẽ phù hợp trong các ứng dụng cần sự cân bằng giữa tốc độ và độ chính xác, trong

khi ViT có thể được áp dụng vào các lĩnh vực đòi hỏi độ chính xác cao và khả năng xử lý phức tạp, chẳng hạn như phân loại sản phẩm trong thương mại điện tử, phân tích ảnh y tế, hoặc nhận dạng phương tiện giao thông.

LÀM VIỆC NHÓM

- 1. Tóm tắt cách thức làm việc nhóm:
- a) Giới thiệu
- b) Phương pháp làm việc
- + **Phân chia công việc**: Trước khi bắt tay vào làm đồ án, chúng em có phân công công việc cho nhau.
- + **Lên kế hoạch**: Đồ án cuối kì được thầy đưa ra vào ngày 15/11. Sau đó 1 tuần, chúng em đã lên kế hoạch cụ thể để kịp chọn lọc bộ dữ liệu phù hợp với đề bài, đó là IMDB. Thời gian còn lại, chúng em tiến hành xử lý các yêu cầu mà thầy đã đưa ra trong vòng 3 tuần kế tiếp. Chúng em cũng thống nhất cách phân tích và đánh giá dữ liệu, để đảm bảo làm việc hiệu quả và đạt được kết quả tốt nhất
- +**Báo cáo**: Cuối cùng, nhóm sẽ đồng bộ hóa và thống nhất ý kiến để viết báo cáo của chúng em hoàn chỉnh và chính xác về những gì đã làm được.

2. Phân chia công việc của các thành viên trong nhóm:

Công việc được phân chia cụ thể: Cùng nhau nghĩ đến hướng tiếp cận bài toán phân loại ý kiến, bắt đầu lựa chọn bộ data có sẵn và phù hợp ở Kaggle và Google để bắt đầu huấn luyện mô hình. Sau khi làm xong thì đối chéo với nhau và xem xét lại những chỗ chưa hợp lý. Cuối cùng là làm bài báo cáo với nhau.

3. Tổng số lần gặp nhau (tính theo buổi):

Chúng em trao đổi với nhau thông qua Zalo, Meet và Facebook và cả gặp nhau trực tiếp kể từ khi bắt đầu tiến hành làm đồ án. Tổng số lần gặp nhau trực tiếp là 10- 12 lần.

4. Tổng thời gian gặp nhau (tính theo giờ):

Mỗi lần thảo luận, chúng em dành thời gian tối thiểu từ 2-4 tiếng để trao đổi về vấn đề mà bọn em đang mắc phải tại Thư viện hoặc tại DI Lab H2.2. Tổng thời gian thảo luận trực tiếp dao động từ 20-30 giờ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Một số nguồn tài liệu nhóm chúng em đã sử dụng để tham khảo:

- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine Learning, 20(3), 273-297.
- Schölkopf, B., & Smola, A. J. (2002). Learning with kernels: Support vector machines, regularization, optimization, and beyond. MIT Press.
- Boser, B. E., Guyon, I. M., & Vapnik, V. N. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers. Proceedings of the fifth annual workshop on Computational Learning Theory (pp. 144–152).
- Chang, C. C., & Lin, C. J. (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2(3), 1–27.
- Tan, M., & Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning, 97, 6105-6114.
- Howard, A. G., Sandler, M., Chu, G., Chen, L. C., Tan, M., & Le, Q. V. (2019). Searching for MobileNetV3. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 1314–1324.
- Tan, M., & Le, Q. V. (2020). EfficientNetV2: Smaller models and faster training. Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning, 119, 10096-10106.
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). Inverted Residuals and Linear Bottlenecks: Mobile Networks for Classification, Detection and Segmentation. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018, 4510-4520.
- Dosovitskiy, A., & Brox, T. (2015). Discriminative Unsupervised Feature Learning with Exemplar Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(9), 1734–1747.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. A., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Proceedings of the 31st*

International Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2017), 30, 5998-6008.

Dosovitskiy, A., & Brox, T. (2016). Discriminative Unsupervised Feature Learning with Exemplar Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(9), 1734–1747.

Carion, N., Masson, P., Synnaeve, G., & Audebert, N. (2020). End-to-end object detection with transformers. *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 213-229.

TỰ ĐÁNH GIÁ (Bài nhóm)

STT	Nội dung	Điểm	Tự chấm	Ghi chú
		chuẩn		
	1.1 Giới thiệu về bài toán	0.5	0.5	
1	1.2 Phân tích yêu cầu của bài toán	1	1	
(8.5đ)	1.3 Phương pháp giải quyết bài	1.5	1.5	
	toán			
	1.4 Thực nghiệm	4	3.5	
	1.5 Kết quả đạt được	1	1	
	1.6 Kết luận	0.5	0.5	
2	Báo cáo (chú ý các chú ý 2,3,4,6 ở	1đ		
(1đ)	trang trước, nếu sai sẽ bị trừ điểm			
	nặng)			
3	Điểm nhóm (chú ý trả lời các câu hỏi	0.5đ	0.5	
(0.5đ)	trong mục làm việc nhóm)			
Tổng điểm			9.5	

TỰ ĐÁNH GIÁ (Bài cá nhân)

STT	Nội dung	Điểm	Tự chấm	Ghi chú
		chuẩn		
	1.1 Giới thiệu về bài toán	0.5	0.5	
1	1.2 Phân tích yêu cầu của bài toán	1	1	
(9đ)	1.3 Phương pháp giải quyết bài	1.5	1.5	
	toán			
	1.4 Thực nghiệm	4.5	4.0	
	1.5 Kết quả đạt được	1	1	
	1.6 Kết luận	0.5	0.5	
2	Báo cáo (chú ý các chú ý 2,3,4,6 ở	1đ	1	
(1đ)	trang trước, nếu sai sẽ bị trừ điểm			
	nặng)			
Tổng điểm			9.5	