**PHÂN BIỆT NGUỒN GỐC SẢN PHẨM BẰNG MÔ HÌNH HỌC SÂU LAI**

| Lã Huy Hoàng  Đại học Công Nghiệp Hà Nội | Dương Thanh Nam  Đại học Công Nghiệp Hà Nội |
| --- | --- |
| Nguyễn Mạnh Cường\*  Đại học Công Nghiệp Hà Nội  e-mail: manhcuong.nguyen@haui.edu.vn | |

*Summary*— Phân biệt chính xác nguồn gốc của sản phẩm là một vấn đề thường xuyên phải đối mặt của người tiêu dùng. Việc xuất hiện ngày càng nhiều hàng giả, hàng nhái và không rõ nguồn gốc, xuất xứ trên thị trường đã gây ra nhiều khó khăn trong việc lựa chọn sản phẩm tin cậy. Trí tuệ nhân tạo hiện đã có nhiều bước tiến đáng kể và có thể được nghiên cứu, ứng dụng để giải quyết vấn đề này một cách hiệu quả. Trong bài báo này, chúng tôi tập trung giới thiệu hai mô hình học sâu lai lần lượt là V-SVM và V-KNN nhằm giải quyết bài toán hỗ trợ phân biệt nguồn gốc sản phẩm dựa trên hình ảnh. Một mô hình CNN đơn giản được đề xuất sẽ làm nhiệm vụ trích rút đặc trưng, trong khi một mô hình SVM đa lớp hoặc KNN làm nhiệm vụ phân lớp. Kết quả thực nghiệm cho thấy sự cải thiện đáng kể về độ chính xác trong nhận dạng cũng như thời gian phân lớp khi so sánh với các mô hình riêng lẻ.

Keywords: : Học sâu lai, Mạng nơ ron, KNN, nguồn gốc sản phẩm, nhận dạng.

# **I.** **GIỚI THIỆU**

Khó khăn trong phân biệt nguồn gốc sản phẩm hiện là vấn đề phải đối mặt thường xuyên của người tiêu dùng. Các sản phẩm có nguồn gốc, chất lượng khác nhau nhưng lại thường có vẻ bề ngoài giống nhau. Hơn nữa, một số mặt hàng có thể bị đánh tráo nguồn gốc, xuất xứ một cách có chủ đích nhằm đánh lừa người tiêu dùng. Trong đó, các mặt hàng thời trang, mỹ phẩm, sản phẩm nông nghiệp bị làm giả nguồn gốc xuất xứ, thương hiệu hiện khá phổ biến.

Việc sử dụng các sản phẩm không rõ hoặc bị làm giả nguồn gốc, xuất xứ không chỉ ảnh hưởng đến sức khỏe và an toàn của người dùng, mà còn gây tổn thất kinh tế và ảnh hưởng đến uy tín của các nhà sản xuất và thương hiệu [27]. Vì vậy, việc tìm ra các phương pháp hiệu quả để phân biệt nguồn gốc sản phẩm là quan trọng và có ý nghĩa. Tuy nhiên, phân biệt nguồn gốc sản phẩm bằng cảm quan thường sử dụng hình ảnh của sản phẩm. Trong khi các quan sát của con người thường không đủ để cho kết luận chính xác và phải dựa vào kinh nghiệm.

Trí tuệ nhân tạo hiện đã được nghiên cứu, ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực. Đặc biệt, các mô hình học sâu sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo nhiều lớp đã giúp giải quyết nhiều bài toán nhận dạng dữ liệu phức tạp và khá hiệu quả khi xử lý dữ liệu đầu vào là hình ảnh. Gần đây, các công nghệ này cũng đã được nghiên cứu và ứng dụng trong các bài toán nhận dạng, phân biệt nguồn gốc sản phẩm. Năm 2019, [Mehmet Furkan UNDURACI](https://www.researchgate.net/scientific-contributions/Mehmet-Furkan-KUNDURACI-2172723030?_sg%5B0%5D=7CL_Rg3C9Lx6E9q75PD3zNsvw4XDDxl_R_nLMAjz3xsMxRElZngQ7g_ANIL2-O7aY5JOEOQ.Q3dQjQXy5LlhaGKjRzoMp6Lp_xPnSsmBwxbbQH2kASGIrY5o1FsIy2BhDReTIx_xMsTMw2vPE3ltpvCazXznBg&_sg%5B1%5D=ZSdu7jzRdO4aaXRh6Vg7x_yswiDlRp01dL_wtkAgYpCAs4jE-E1WH0Lh6SLgvvARB2dhW3g.nHSPxWTrY82ux5aQudVKmal2jNW4z3QCojpOTM4W6F6qoqFVOdSCi8tKIkZu_ZEQtcNhu6Hp0fb-14-b6T15Gw) và [Humar Kahramanli Örnek](https://www.researchgate.net/profile/Humar-Kahramanli-Oernek?_sg%5B0%5D=7CL_Rg3C9Lx6E9q75PD3zNsvw4XDDxl_R_nLMAjz3xsMxRElZngQ7g_ANIL2-O7aY5JOEOQ.Q3dQjQXy5LlhaGKjRzoMp6Lp_xPnSsmBwxbbQH2kASGIrY5o1FsIy2BhDReTIx_xMsTMw2vPE3ltpvCazXznBg&_sg%5B1%5D=ZSdu7jzRdO4aaXRh6Vg7x_yswiDlRp01dL_wtkAgYpCAs4jE-E1WH0Lh6SLgvvARB2dhW3g.nHSPxWTrY82ux5aQudVKmal2jNW4z3QCojpOTM4W6F6qoqFVOdSCi8tKIkZu_ZEQtcNhu6Hp0fb-14-b6T15Gw) [14] đề xuất mô hình học sâu để nhận dạng thương hiệu cho các loại xe oto. Một số nghiên cứu của Ricardo Rodrigues de Oliveira Neto và cộng sự [25] sử dụng mô hình học sâu để nhận dạng nguồn gốc các sản phẩm than đá. Si Yang và cộng sự [26] sử dụng quang phổ kết hợp với một số phương pháp học máy để nhận dạng nguồn gốc địa lý của sản phẩm café. [Waqas Yousaf](https://www.researchgate.net/profile/Waqas-Yousaf?_sg%5B0%5D=nFYVUlPm-u4PGEV82jBZSuVVbLRSN0SUbqaTk-EVoTh3do5S8M80B0-WrdcHbBmzBPApdLk.H397Y-wvUbzd_jpxrt856Zp67i8HBzaC8ueSTD99G84TFD6YLDYOiV42U5qCmSxiREbX36tOdjNiE5x3J3R-1g&_sg%5B1%5D=fbQw1xbvVos1pu9f6M1EaWF65j_rGqRhlaV7TIjevKQ9EY2oWaSOhH1YCXvguSYdkop-LTE.4rCsrrm01qmGWs3YIeohxMdqfZNK8lLKUyzdGJSxUDq_GHVwMJHxIbj8u0n9vc2jugkAbhtfxur8mfhsaGJnOg) và cộng sự [27] giới thiệu một mô hình học sâu cho bài toán phát hiện logo và nhận dạng thương hiệu. Tuy nhiên, các nghiên cứu ứng dụng này còn có thể mở rộng ra nhiều loại sản phẩm khác nhau.

Với các bài toán nhận dạng có đầu vào là dữ liệu ảnh, mạng nơ-ron tích chập (CNN) là một giải pháp thay thế phù hợp để giảm sự phụ thuộc vào các phương pháp tiền xử lý dữ liệu phức tạp trong khi vẫn đảm bảo được chất lượng phân lớp. CNN là một biến thể của mạng nơ-ron truyền thống và được thiết kế với các lớp tích chập để giúp xác định các đặc trưng của ảnh và các lớp gộp để giảm kích thước của đầu vào trong khi vẫn giữ lại các thuộc tính quan trọng [28, 29]. Với cấu trúc đặc biệt này, CNN có khả năng xử lý các ảnh đầu vào chất lượng thấp như ảnh bị vỡ, xoay hoặc biến dạng. Từ năm 2015, các nghiên cứu chủ yếu tập trung vào việc phân tích, sử dụng và tinh chỉnh các siêu tham số (hyper-parameter) của các kiến trúc CNN nổi tiếng như GoogleNet, AlexNet, ResNet50 và InceptionV3, nhằm tối ưu hóa hiệu suất phân loại [29]. Tuy nhiên, việc sử dụng CNN đòi hỏi nhiều dữ liệu đào tạo và khả năng tính toán mạnh mẽ để huấn luyện mô hình. Tuy nhiên, với sự tiến bộ của công nghệ tính toán và khả năng thu thập và xử lý dữ liệu ngày càng tốt, CNN đang trở thành một công cụ hữu ích trong việc phân loại và nhận dạng nguồn gốc sản phẩm. Dẫu vậy, trong các nghiên cứu [7,19], các nhóm tác giả đã chỉ ra rằng sẽ có sự khác biệt lớn về dữ liệu khi ở điều kiện thực (ánh sáng, góc chụp, v.v), những khác biệt giữa các bức ảnh trong thực tế và các bức ảnh trong tập dữ liệu dữ liệu huấn luyện có thể làm giảm độ chính xác của mô hình.

Các nghiên cứu gần đây đã kết hợp các mô hình học sâu và các mô hình học máy truyền thống để tạo ra các mô hình học sâu lai (Deep Hybrid Learning), nhằm tận dụng những ưu điểm của cả hai loại mô hình. Theo [23], một cách đơn giản để tạo ra các mô hình này là sử dụng Deep Learning để tạo hoặc trích xuất các đặc trưng từ dữ liệu phi cấu trúc, sau đó sử dụng Machine Learning cổ điển để xây dựng các mô hình phân loại có độ chính xác cao. Các mô hình học sâu lai này đã được nghiên cứu và ứng dụng thành công trong nhiều lĩnh vực khác nhau như xử lý dữ liệu văn bản, y tế, thương mại điện tử và giao thông [28, 29].

Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất hai mô hình học sâu lai lần lượt là V-SVM và V-KNN để giải quyết bài toán phân biệt nguồn gốc sản phẩm qua hình ảnh. Trong đó, mô hình V-SVM là sự kết hợp của một mô hình CNN được thiết kế chuyên biệt làm nhiệm vụ trích rút đặc trưng từ ảnh và mô hình máy véc tơ hỗ trợ (SVM) làm nhiệm vụ phân lớp. Một mô hình CNN đơn giản được sử dụng để lọc nhiễu, trích xuất đặc trưng và giảm số chiều của ảnh đầu vào. Véc tơ đặc trưng thu được từ mô hình này sẽ được chuyển đến mô hình SVM phân đa lớp theo phương pháp one-vs-one để cho ra kết quả phân lớp cuối cùng. Sự kết hợp này được kỳ vọng sẽ giúp tận dụng được ưu điểm của cả hai mô hình, khi mà CNN thực hiện việc trích chọn đặc trưng hiệu quả trên ảnh, trong khi SVM lại có độ chính xác phân lớp tốt và ổn định nếu dữ liệu đầu vào được tiền xử lý hiệu quả.

Mô hình thứ hai là mô hình V-KNN, trong đó thuật toán phân loại dựa trên khoảng cách K-láng giềng gần nhất (KNN) được sử dụng thay vì SVM. Mô hình V-KNN được thiết kế nhằm mục đích tạo ra một mô hình phân loại ảnh nhanh và hiệu quả, với tính toán đơn giản của thuật toán KNN. Mô hình này có khả năng phân loại các đối tượng mà không cần huấn luyện lại khi bổ sung một lớp mới.

Bố cục của bài báo như sau: Trong Phần II, chúng tôi giới thiệu ba mô hình riêng lẻ cho bài toán phân loại đối tượng là mạng nơ ron tích chập, máy véc tơ hỗ trợ và k-láng giềng gần nhất. Phần III được dành để trình bày về hai mô hình học sâu lai cho bài toán phân biệt nguồn gốc sản phẩm. Phần IV là một số kết quả thực nghiệm và cuối cùng là phần kết luận của bài báo.

# **II.** **MÔ HÌNH SVM, KNN VÀ CNN**

## **A.** **Mô hình SVM**

Trong phần này, chúng tôi giới thiệu sơ lược về mô hình SVM sẽ sử dụng trong các mô hình lai. Mô hình SVM ban đầu [3, 4, 5, 11] xem xét bài toán phân lớp nhị phân với hai lớp được ký hiệu là -1 và 1. Cho trước một tập dữ liệu huấn luyện *X* gồm *n* mẫu:

*X* = {(*x*1, *y*1), (*x*2, *y*2), ..., (*xn*, *yn*)} Î*Rn×(d+1)*

| | (1) | | --- | |
| --- | --- |

| | (1) | | --- | |
| --- | --- |

trong đó, *xi* là một véc tơ trong không gian *Rd* và *yi* Î{-1,1} là tập các nhãn lớp. Một siêu phẳng phân tách tập X thành hai miền có dạng:

*f* (*x*) = á*w*, *x*ñ + *b,*

| | (2) | | --- | |
| --- | --- |

với *w* Î *Rd* và *b* Î *R*. Quá trình huấn luyện mô hình sẽ tìm ra một siêu phẳng phân tách “tốt nhất” tập X theo nghĩa là lề của siêu phẳng (margin) đạt cực đại. Để tìm được bộ (*w, b*) như vậy, ta giải bài toán tối ưu sau:

| | (2) | | --- | |
| --- | --- |

| | (3) | | --- | |
| --- | --- |

sao cho thỏa mãn:

trong đó, á.,.ñ là một tích vô hướng được định nghĩa trong không gian *Rn*, *xi* là các biến *slack* được thêm vào để nới lỏng điều kiện phân lớp và *C* là tham số điều chỉnh.

Thay vì giải bài toán (2), ta thường xem xét bài toán đối ngẫu của nó như sau:

| | (4) | | --- | |
| --- | --- |

sao cho thỏa mãn ràng buộc:

| | (5) | | --- | |
| --- | --- |

.

Trong đó, *y* = (*y1*, *y2*, …, *yn*), là véc tơ với toàn bộ các thành phần đều bằng 1 và *H* là một ma trận đối xứng được xác định bởi:

.

Ở đây, là một ánh xạ từ không gian ban đầu (*input space*) sang không gian đặc trưng (*feature space*) có số chiều cao hơn nhằm xử lý trường hợp dữ liệu không phân tách tuyến tính. Hàm được gọi là hàm nhân (*kernel function*) được định nghĩa:

.

Mô hình SVM hai lớp có thể mở rộng cho bài toán phân đa lớp bằng các chiến lược One vs. Rest hoặc One vs. One cũng như có thể sử dụng mô hình MSVM [11].

## **B.** **Mô hình KNN**

K-Nearest Neighbors (KNN) là thuật toán phân lớp dựa trên khoảng cách đơn giản và hiệu quả khi mà nó có thể tìm ra lớp của đối tượng mà không cần quá trình huấn luyện. Lớp của đối tượng cần phân lớp sẽ được xác định dựa vào lớp của *k* láng giềng gần với nó nhất. Đối tượng sẽ được xem là thuộc vào lớp *i* nếu đa số các láng giềng gần nhất có lớp là *i*.

Để xác định độ gần hay xa của một cặp đối tượng, các độ đo được định nghĩa. Thông thường, với dữ liệu kiểu số, ta có thể sử dụng độ đo khoảng cách Euclidean, Cosin, Manhatan hay bất kỳ một độ đo nào được cho là phù hợp.

## **C.** **Mô hình CNN**

Trong phần này, chúng tôi đề xuất một kiến trúc mạng nơ ron tích chập để sử dụng cho các mô hình học sâu lai. Kiến trúc của mạng được thiết kế đơn giản nhưng phải đảm bảo được tính hiệu quả trong trích rút đặc trưng ảnh sau này. Mạng bao gồm 5 khối chính. Mỗi khối bao gồm hai lớp tích chập và một lớp gộp Max Pooling.

Hình 1. Kiến trúc mạng CNN được đề xuất

Sau 5 khối chính, dữ liệu được đưa vào làm phẳng bằng lớp Flatten và lần lượt được đi qua hai lớp kết nối đầy đủ (Fully Connected layer - FC) hay còn được ký hiệu là các lớp Dense. Cuối cùng, dữ liệu được đưa qua hàm kích hoạt Softmax để xác định lớp của đối tượng. Chi tiết về kiến trúc mạng xin xem trong Hình 1.

# **III.** **MÔ HÌNH HỌC SÂU LAI**

## **A.** **Mô hình V-SVM**

Trong phần này, chúng tôi giới thiệu mô hình học lai thứ nhất (V-SVM) cho bài toán phân biệt nguồn gốc sản phẩm. Mô hình là sự kết hợp theo thứ tự của một mạng nơ-ron tích chập như đã giới thiệu ở phần trên và một mô hình SVM phân đa lớp.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

Hình 2: Mô hình học sâu lai V-SVM là sự kết hợp của một mô hình mạng CNN đơn giản và mô hình SVM cho bài toán đa lớp.

Giai đoạn huấn luyện: Trước tiên một mạng CNN đơn giản (như đã mô tả tại phần C) được huấn luyện với đầy đủ các lớp. Mô hình sau khi huấn luyện được lưu lại để sử dụng. Sau đó, mạng được loại bỏ đi các lớp Dense và Softmax ở cuối và được gọi là mạng rút gọn. Mỗi ảnh trong tập dữ liệu huấn luyện được đưa qua mạng CNN rút gọn này và ở đầu ra, ta thu được một véc-tơ sau lớp Flatten. Khi toàn bộ dữ liệu huấn luyện được đưa qua mạng CNN rút gọn, ta thu được bộ dữ liệu huấn luyện mới, với mỗi đối tượng là một véc-tơ. Dữ liệu này sẽ được dùng để huấn luyện mô hình SVM đa lớp.

Giai đoạn phân lớp: Mỗi ảnh đối tượng cần phân lớp được đưa qua mạng CNN rút gọn để thực hiện công đoạn trích rút đặc trưng ảnh và chuyển ảnh về dạng véc-tơ. Véc-tơ đặc trưng sau đó được phân lớp bởi mô hình SVM đã được huấn luyện ở trên. Hình 2 mô tả tổng quan về mô hình V-SVM.

## **B.** **Mô hình V-KNN**

Mô hình học sâu lai V-KNN cũng được thiết kế tương tự như mô hình V-SVM ở trên. Tuy nhiên, thuật toán KNN sẽ được áp dụng thay cho mô hình SVM để thực hiện nhiệm vụ phân lớp. Lược đồ của mô hình này được trình bày trong Hình 3.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

Hình 3. Mô hình V-KNN.

# **IV.** **MỘT SỐ KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM**

Môi trường để tiến hành thực nghiệm là Google Colab với ngôn ngữ lập trình Python. Google Colab hỗ trợ GPU Tesla T4, giúp tăng tốc quá trình huấn luyện với thời gian sử dụng liên tục lên đến 12 giờ. Nhóm sử dụng phương pháp 5-fold cross-validation để tính toán hiệu suất trung bình của mỗi mô hình với mỗi tập dữ liệu huấn luyện, nhằm đưa ra kết quả phân lớp tin cậy hơn.

Các tham số cho mô hình V-SVM được xác định như sau. Tham số điều chỉnh C trong (1) được chọn từ tập {10-1, 1, 10}. Hàm Gaussian Kernel hay Radial Basis Function (RBF) được sử dụng với tham số σ được chọn từ tập {10-5, 10-4, 10-3, 10-2, 10-1}. Đối với các mô hình K-NN và V-KNN, tham số K được chọn trong khoảng từ 1 đến 5 và độ đo Euclidean được sử dụng.

## **A.** **Dữ liệu thực nghiệm**

Quá trình thực nghiệm được tiến hành trên bộ dữ liệu sản phẩm nông nghiệp. Trong đó, bộ Training\_Data do chúng tôi tự thu thập và xử lý. Các mẫu ảnh bao gồm một số loại sản phẩm như táo, nho, khoai tây. Chi tiết của các bộ dữ liệu xin xem trong BẢNG I dưới đây.

BẢNG I. DỮ LIỆU THỰC NGHIỆM

| Dữ liệu | Loại sản phẩm | Số mẫu | Kích thước (pixel) |
| --- | --- | --- | --- |
| Train\_Data | 8 | 876 | 224x224x3 |

## **B.** **Kết quả thực nghiệm**

Trước tiên, chúng tôi tiến hành kiểm tra độ ổn định của mô hình CNN đã đề xuất. Nhóm tiến hành huấn luyện mô hình này với bộ dữ liệu Train\_Data và thử nghiệm nó trên bộ dữ liệu Val\_Data. Hình 4-a và 4-b lần lượt biểu thị độ chính xác phân lớp và giá trị hàm tổn thất qua các lần lặp (Epoch) trong quá trình huấn luyện với bộ dữ liệu Train\_Data. Tương tự, Hình 5-a và Hình 4-b biểu thị độ chính xác phân lớp và giá trị hàm tổn thất qua các lần lặp trong quá trình huấn luyện với bộ dữ liệu Val\_Data.

| | Hình 4-b. Giá trị hàm tổn thất của CNN qua các lần lặp | | --- | |
| --- | --- |

| | Hình 4-a. Độ chính xác phân lớp của CNN qua các lần lặp | | --- | |
| --- | --- |

| | Hình 5-a. Độ chính xác phân lớp của CNN qua các lần lặp | | --- | |
| --- | --- |

| | Hình 5-b. Giá trị hàm tổn thất của CNN qua các lần lặp | | --- | |
| --- | --- |

Tiếp theo, BẢNG II trình bày chi tiết về độ chính xác phân lớp của các mô hình trên hai bộ dữ liệu, trong khi BẢNG III sẽ dành để trình bày kết quả trên một số độ đo khác như: Precision, Recall, F1-Score.

BẢNG II**.** ĐỘ CHÍNH XÁC PHÂN LỚP CỦA CÁC MÔ HÌNH

|  | Train\_Set | Test\_Set |
| --- | --- | --- |
| CNN | 81.06% | 80.13% |
| V-SVM | 89.11% | 84.45% |
| V-KNN | 96.82% | 86.52% |

BẢNG II**.** KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM TRÊN MỘT SỐ THANG ĐO KHÁC

|  | Accuracy | Precision | Recall | F1-score |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| CNN | 81.06% | 82.65% | 80.12% | 80.32% |
| V-SVM | 89.11% | 88.82% | 88.55% | 88.66% |
| V-KNN | 96.82% | 96.77% | 96.74% | 96.74% |

Các kết quả trên hai bộ dữ liệu thử nghiệm cho thấy:

· Kết quả đánh giá của thuật toán V-SVM cho thấy rằng mô hình đã đạt được độ chính xác tương đối tốt trong việc phân loại dữ liệu. Các chỉ số đánh giá như Accuracy, Precision, Recall và F1-score đều đạt được mức độ trên 80%, đặc biệt là Accuracy trên tập huấn luyện và tập kiểm tra khá gần nhau, cho thấy mô hình này không có hiện tượng Overfitting hoặc Underfitting.

· Các độ đo của mô hình khi được thực hiện trên bộ dữ liệu kiểm tra dao động từ 80.11% đến 85.88% cho thấy mô hình đã đạt độ chính xác tương đối tốt trong việc phân loại dữ liệu

· Thuật toán V-KNN đã được thử nghiệm trên bộ dữ liệu cho thấy kết quả khá ấn tượng. Quá trình huấn luyện diễn ra rất nhanh chóng và độ chính xác trên bộ dữ liệu rất tốt với training scores dao động từ 98.05% đến 100%. Kết quả kiểm tra thuật toán cũng rất tốt với test scores dao động từ 77.27% đến 88.29% và độ chính xác trung bình là 82.99%.

# **V.** **KẾT LUẬN**

Trong bài báo này, chúng tôi giới thiệu hai mô hình học sâu lai là V-SVM và V-KNN để giải quyết bài toán phân biệt nguồn gốc sản phẩm. Bước đầu, chúng tôi thử nghiệm trên một số loại sản phẩm nông nghiệp. Hai mô hình này là kết quả của sự kết hợp giữa một mạng nơ-ron tích chập đơn giản để trích rút đặc trưng và các mô hình phân loại SVM và KNN. Kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu đã cho thấy sự cải thiện đáng kể về hiệu suất của cả hai mô hình học kết hợp so với các mô hình độc lập. Ngoài ra, các kết quả này còn cho thấy tính khả thi của việc xây dựng một hệ thống trợ lý ảo để hỗ trợ người tiêu dùng nhận biết nguồn gốc sản phẩm từ hình ảnh, qua đó giúp người tiêu dùng có sự lựa chọn đúng đắn hơn trong việc mua sắm và đảm bảo chất lượng của sản phẩm.

##### **TÀI LIỆU THAM KHẢO**

[1] 513-516.DOI:10.1109/ECTICON.2008.4600483.D. Kornack and P. Rakic, “Cell Proliferation without Neurogenesis in Adult Primate Neocortex,” Science, vol. 294, Dec. 2001, pp. 2127-2130, doi:10.1126/science.1065467.

[2] Pedregosa et al., 2011, Scikit-learn: Machine Learning in Python, JMLR 12, pp. 2825-2830.

[3] Le Thi, H.A., Nguyen, M.C., 2016, Efficient Algorithms for Feature Selection in Multi-class Support Vector Machine, Annals of Operations Research.

[4] Nguyen M.C., Nguyen V.T., 2016, A Method for Reducing the Number of Support Vectors in Fuzzy Support Vector Machine, Advanced Computational Methods for Knowledge Engineering, Volume 453 of the series Advances in Intelligent Systems and Computing, pp. 17-27.

[5] K. He và cộng sự , Food image recognition using very deep convolutional networks, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016.

[6] Liu, W., Wang, Z., Liu, X., Zeng, N., Liu, Y., & Alsaadi, F.E. (2017). A survey of deep neural network architectures and their applications. Neurocomputing, 234, 11-26.

[7] H. Chen và cộng sự, Deep Learning-based Food Classification for Dietary Assessment, Journal of Biomedical and Health Informatics, 2017.

[8] H. Chen và cộng sự, DeepFood: Deep Learning-Based Food Image Recognition for Computer-Aided Dietary Assessment", IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2017.

[9] Sadegh Salesi et al.: A Hybrid Model for Classification of Biomedical Data Using Feature Filtering and a Convolutional Neural Network. International Conference on Social Networks Analysis, Management and Security (SNAMS), 2018.

[10] A. Farazi và cộng sự, Multimodal Food Recognition Using Deep Learning and Ontology Modeling, IEEE Transactions on Multimedia, 2018.

[11] Xianglong Chen et al.: A Hybrid Deep Learning Model for Text Classification. International Conference on Semantics, Knowledge and Grid (SKG), 2018.

[12] Yuxin Wu, Kaiming He, 2018, Group Normalization, arXiv:1803.08494v3.

[13] A. Alsharaf và cộng sự, A Comparative Study of Deep Learning Approaches for Food Recognition in Dietary Assessment, Sensors, 2018.

[14] Mehmet Furkan KUNDURACI and Humar Kahramanli Örnek: Vehicle Brand Detection Using Deep Learning Algorithms. International Journal of Applied Mathematics Electronics and Computers 7(3):70-74, 2019.

[15] T. Cai và cộng sự, Food Recognition Using Convolutional Neural Networks with Temporal Stream, IEEE Access, 2019.

[16] Khan, A., Sohail, A., Zahoora, U., & Qureshi, A.S. (2020). A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks. Artificial Intelligence Review, 1 – 62.

[17] H. Kim và cộng sự, Food Recognition Using Convolutional Neural Networks with Multiple Data Augmentation Techniques, Applied Sciences, 2020.

[18] N. Islam và cộng sự, Deep Learning for Food Recognition: A Comprehensive Review", IEEE Access, 2020.

[19] H. Kim và cộng sự, Food Recognition Using Convolutional Neural Networks with Multiple Data Augmentation Techniques, Applied Sciences, 2020.

[20] K. He và cộng sự, DeepFood+: A Mobile Food Recognition System with Hybrid Color-Texture Deep Convolutional Neural Network, Sensors, 2020.

[21] Z. Li và cộng sự, A Deep Learning-Based Food Recognition System for Dietary Assessment on An Edge Device, IEEE Access, 2020.

[22] Dario Allegra, Sebastiano Battiato, Alessandro Ortis, Salvatore Urso, Riccardo Polosa, A review on food recognition technology for health applications, 2020

[23] Aditya Bhattacharya: Deep Hybrid Learning — a fusion of conventional ML with state of the art DL. Towards Data Science, 2020.

[24] Ricardo Rodrigues de Oliveira Neto et al.: Automatic identification of charcoal origin based on deep learning. Maderas, Cienc. tecnol. vol.23 Concepción 2021.

[25] Si Yang et al.: Determination of the Geographical Origin of Coffee Beans Using Terahertz Spectroscopy Combined With Machine Learning Methods. Sec. Nutrition and Food Science Technology Volume 8 – 2021

[26] Waqas Yousaf et al.: Patch-CNN: Deep learning for logo detection and brand recognition. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems 40(2):1-14, 2021.

[27] Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A.J. et al. 2021, Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. J Big Data 8, 53. https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8.

[28] Nguyễn Mạnh Cường, Nguyễn Lương Bằng, Phạm Ngọc Huân, Phí Trung Hiếu, 2022, Mô hình học chuyển tiếp cho các dịch vụ dựa trên định danh. Tạp chí Khoa học và Công nghệ, trường Đại Học Công Nghiệp Hà Nội, tập 58, số 2.

[29] Nguyễn Mạnh Cường, Nguyễn Đức Huy, Nguyễn Viết Dương, Đào Văn Nguyên, 2022, Một số mô hình học kết hợp cho bài toán chẩn đoán bệnh cây trồng. Hội Thảo Quốc Gia lần thứ XXV, chủ đề sản xuất thông minh

[30] Wikipedia contributors. (2022, June 4). K-nearest neighbors algorithm. In Wikipedia, The Free Encyclopedia. Retrieved 07:00, August 24, 2022, from https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=K-nearest\_neighbors\_algorithm&oldid=1091525121.