

Review

Applications of machine learning coupled with computer vision, electronic nose and untargeted analysis for food quality control

Nguyen Manh Son¹, Nguyen Duc Phong¹, Bui Xuan Thanh¹, Ta Thi Thao¹,

Le Thi Hong Hao^{1,2}, Nguyen Duc Thanh^{1,3*}

¹University of Science, Vietnam National University, Hanoi, Vietnam

²National Institute for Food Control, Hanoi, Vietnam

³Vietnam Military Medical Academy, Hanoi, Vietnam

(Received: 19 Jul 2024; Revised: 25 Aug 2024; Accepted: 06 Sep 2024)

Abstract

Application of artificial intelligence in food quality control has been a new trend, bringing a complete change to the traditional way of food quality control, helping to shorten analysis and detection time and carrying out real time analysis due to nondestructive sample preparation, simpler operations because of using of sensors, collecting a large amount of information thanks to taking all measurement data ... This article provides a preliminary view of identification, discrimination and classification of food samples based on using machine learning and deep learning models coupled with analytical data obtained from spectral measurements, using sensors instead of the nose (electronic- nose), camera and image analysis (computer vision) for food quality control purposes such as determining food freshness, authenticating origin as well as detecting adulteration of foods. The published studies show that the application of machine learning models especially in rapid analysis and sample-free analysis has great potential as an alternative to targeted analysis methods with specific analytes in samples.

Keywords: food quality control, machine learning, deep learning, computer vision, adulteration.

* Corresponding author: Nguyen Duc Thanh (E-mail: nguyenducthanh@vmmu.edu.vn)

Doi: <https://doi.org/10.47866/2615-9252/vjfc.4360>

Copyright © 2024 The author(s). This article is licensed under [CC BY-NC 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Một số ứng dụng của học máy kết hợp với thị giác máy tính, mũi điện tử và phân tích không mục tiêu trong kiểm soát chất lượng thực phẩm

Nguyễn Mạnh Sơn¹, Nguyễn Đức Phong¹, Bùi Xuân Thành¹, Tạ Thị Thảo¹,

Lê Thị Hồng Hảo^{1,2}, Nguyễn Đức Thanh^{1,3*}

¹Khoa Hóa học, Trường Đại học Khoa học Tự nhiên-ĐHQGHN, Hà Nội, Việt Nam

²Viện kiểm nghiệm an toàn vệ sinh thực phẩm quốc gia, Hà Nội, Việt Nam

³Học viện quân y, Hà Nội, Việt Nam

Tóm tắt

Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong kiểm soát chất lượng thực phẩm đã và đang là xu hướng mới mang đến sự thay đổi hoàn toàn cách kiểm soát chất lượng thực phẩm theo kiểu truyền thống, giúp rút ngắn thời gian phân tích cũng như phát hiện theo thời gian thực do không phải xử lý mẫu, thao tác đơn giản hơn vì sử dụng cảm biến, thu thập được lượng thông tin lớn nhờ lấy toàn bộ dữ liệu đo... Bài viết này cung cấp một cái nhìn sơ bộ về nhận dạng, phân biệt và phân loại một số đối tượng thực phẩm trên cơ sở ứng dụng các mô hình học máy và học sâu để xử lý các dữ liệu toàn phần thu được từ các phép đo phổ, sử dụng cảm biến thay cho mũi (mũi điện tử - enose), chụp ảnh và phân tích hình ảnh (thị giác máy tính) với các mục đích cần kiểm soát chất lượng thực phẩm như xác định độ tươi của thực phẩm, xác thực nguồn gốc cũng như phát hiện sự pha trộn các loại thực phẩm cho thấy việc ứng dụng mô hình học máy đặc biệt trong phân tích nhanh và phân tích không xử lý mẫu có tiềm năng lớn thay thế cho các phương pháp phân tích mục tiêu với các chất phân tích cụ thể trong mẫu.

Từ khóa: kiểm soát chất lượng thực phẩm, học máy, học sâu, thị giác máy tính, pha trộn.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong lĩnh vực thực phẩm nói chung, việc sản phẩm kém chất lượng, không đảm bảo an toàn (đến từ nhiều mối nguy hại như: vi sinh vật, vi khuẩn, nấm mốc, chất bảo quản...) gây ra ảnh hưởng nghiêm trọng đối với sức khỏe con người và động vật, có thể để lại hậu quả lâu dài cho sức khỏe con người như gây ung thư, suy giảm hệ miễn dịch và các rối loạn nội tiết...Việc giám sát những mối nguy hại tiềm ẩn đối với thực phẩm đang là nhiệm vụ quan trọng được chú ý trong hệ thống bảo quản, phân phối thực phẩm.

Các phương pháp truyền thống để kiểm tra chất lượng thực phẩm thường dựa vào phân tích các chỉ tiêu chất lượng của mẫu đại diện sau sản xuất, khi đó các vấn đề rủi ro chỉ được xác định sau khi sản phẩm đã được phân phối hoặc tiêu thụ. Cách tiếp cận mang tính đối phó này cho thấy không có sự can thiệp chủ động, dẫn đến các sự cố ô nhiễm tiềm ẩn hoặc phải thu hồi sản phẩm. Hơn nữa, các phương pháp kiểm soát chất lượng truyền thống này thường bao gồm các quy trình kiểm tra thủ công, đơn lẻ từng mẫu, không chỉ tốn thời gian mà còn dễ xảy ra sai số do con người, tốn nhân công nên không chỉ làm tăng chi phí hoạt động mà

còn làm tăng yêu cầu giám sát hoặc không nhất quán trong các thủ tục kiểm tra. Các phương pháp truyền thống gặp rất nhiều khó khăn khi phải phân tích số lượng lớn dữ liệu rồi rọc được thu thập thông qua các phương pháp thủ công nên thường dẫn đến sự chậm trễ trong việc ra quyết định hoặc không đầy đủ các thông tin sẵn có. Quá trình phân tích dữ liệu thủ công có thể bỏ qua các mô hình hoặc xu hướng biến đổi đặc biệt của mẫu thực phẩm.

Hiện nay, với sự phát triển mạnh của khoa học và công nghệ, việc đánh giá và giám sát chất lượng an toàn thực phẩm đã có những tiến bộ đáng kể, đặc biệt việc ứng dụng những thiết bị thông minh như mũi điện tử (e-nose), lưỡi điện tử (e-tongue), tự động hóa đặc biệt là trí tuệ nhân tạo (Artificial intelligence- AI) như các mô hình học sâu kết hợp với thị giác máy tính phục vụ kiểm soát chất lượng về độ tươi của thực phẩm, mức độ an toàn của môi trường khu vực xung quanh và phát hiện sớm mầm bệnh theo thời gian thực.... Nhiều nghiên cứu cũng chỉ ra tiềm năng của các mô hình AI trong việc định danh và truy vết nguồn gốc địa lý của một số loại quả nhằm kiểm soát chất lượng của quả khi kết hợp với các phương pháp phân tích như quang phổ vùng tử ngoại- khả kiến (UV-Vis), hồng ngoại gần (NIR) và cộng hưởng từ hạt nhân (NMR). Không chỉ mang lại lợi ích kinh tế như tiết kiệm chi phí, giảm bớt số lượng nhân lực và thời gian mà AI còn đem lại hiệu quả cao khi thực hiện các nhiệm vụ giám sát chất lượng thực phẩm phức tạp.

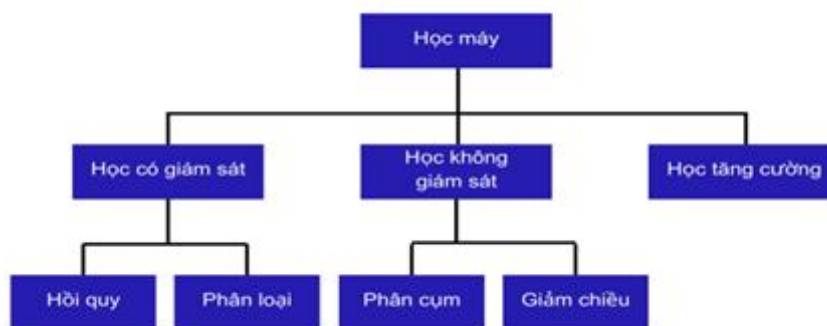
2. MỘT SỐ VẤN ĐỀ CHUNG KHI ỨNG DỤNG ML TRONG KIỂM SOÁT CHẤT LƯỢNG THỰC PHẨM

AI được coi là sự bắt chước trí thông minh của con người được thực hiện bằng máy tính [1]. Học máy (Machine learning- ML) là một lĩnh vực con của AI, tập trung nghiên cứu và phát triển các thuật toán nhằm học và dự đoán dữ liệu. Có ba kiểu ML phổ biến được mô tả ở sơ đồ phân loại trong Hình 1, gồm:

i) Học có giám sát (Supervised learning) sử dụng các thuật toán để học cách ánh xạ hàm từ các biến đầu vào đến các biến đầu ra. Mục tiêu của phương pháp này là ước lượng chính xác hàm dự đoán các biến đầu ra khi có dữ liệu đầu vào mới. Phương pháp này tương tự như việc học dưới sự giám sát của người hướng dẫn. Các câu trả lời đúng đã được biết trước và thuật toán học sẽ dự đoán dữ liệu luyện, sau đó được sửa chữa bởi người giám sát. Khi thuật toán đạt được kết quả đầu ra chính xác, quá trình học sẽ kết thúc. Dữ liệu được dán nhãn có xu hướng tạo ra mô hình ổn định và chính xác hơn, nhưng cũng yêu cầu nhiều tài nguyên tính toán hơn [2].

ii) Học không giám sát (Unsupervised learning) là một phương pháp ML được sử dụng khi chỉ có dữ liệu đầu vào mà không có biến đầu ra tương ứng. Phương pháp này nhằm mục đích khám phá và hiểu sâu hơn về cấu trúc hoặc phân phối của dữ liệu, bao gồm việc nhận diện các mẫu, nhóm, hoặc quan hệ ẩn trong tập dữ liệu mà không cần sự hướng dẫn hay giám sát từ bên ngoài, không yêu cầu các câu trả lời đúng được cung cấp trước đó. Vì vậy học không giám sát cho phép các thuật toán tự động khám phá và phân tích các cấu trúc tiềm ẩn trong dữ liệu, từ đó tạo ra các mô hình và phân loại mới. Các kỹ thuật phổ biến trong học không giám sát bao gồm phân nhóm (cluster analysis- CA), giảm chiều dữ liệu thông qua việc phân tích các cấu tử chính (principal component analysis – PCA) [3].

iii) Học tăng cường (Reinforcement learning-RL) bắt chước quy trình học thử và sai mà con người sử dụng để đạt được mục tiêu đã đặt ra, cho phép robot và các hệ thống tự động giao tiếp và hoàn thành mục tiêu trong những môi trường đa dạng và khó lường. Học tăng cường đã được sử dụng trong việc lựa chọn thực phẩm, xây dựng chế độ dinh dưỡng, lên thực đơn theo nhu cầu và thói quen ăn uống [4]. Tuy nhiên, học tăng cường còn ít được sử dụng trong xử lý dữ liệu của lĩnh vực kiểm soát chất lượng thực phẩm.



Hình 1. Các phương pháp học máy và một số ứng dụng

Học sâu (Deep learning) là một lĩnh vực con ML, liên quan đến việc sử dụng các thuật toán được lấy cảm hứng từ chức năng của não bộ và mạng neuron nhân tạo, cho phép các mô hình tính toán của nhiều lớp xử lý khác nhau học cách biểu diễn dữ liệu với nhiều mức độ trừu tượng khác nhau. DL được xem như công cụ phân tích dữ liệu có thể giải quyết các vấn đề và thách thức trong lĩnh vực thực phẩm như nhận dạng thực phẩm, ước tính lượng calo, đánh giá chất lượng trái cây, rau, thịt, thủy sản, chuỗi cung ứng thực phẩm và ô nhiễm thực phẩm [5].

Quy trình thực hiện đối với các mô hình học máy, học sâu trong các lĩnh vực nói chung và ứng dụng chúng trong lĩnh vực kiểm soát chất lượng thực phẩm nói riêng thường có 5 bước chính, bao gồm:

(i) Thu thập dữ liệu: Dữ liệu này có thể bao gồm các tham số như nhiệt độ, độ ẩm, độ pH, dữ liệu kiểm soát chất lượng (hàm lượng các chất hóa học) ... [6]. Dữ liệu cũng có thể thu thập từ các số liệu thô là tín hiệu đo của các thiết bị phân tích trong phòng thí nghiệm, các thiết bị và máy cầm tay phân tích nhanh, các thiết bị phân tích sử dụng camera, sensor, conductor ... phân tích mẫu nguyên trạng, phân tích giám sát trong quá trình sản xuất, phân tích online và ghi nhận tín hiệu từ xa ... Những dữ liệu này được gọi là những dữ liệu thô.

(ii) Tiền xử lý dữ liệu: việc sử dụng trực tiếp dữ liệu thô có thể chứa những yếu tố nhiễu hay định dạng chưa phù hợp với các mô hình học máy và sẽ gây ảnh hưởng tiêu cực tới kết quả, độ chính xác của mô hình. Cần tiến hành chuyển đổi dữ liệu thô thành định dạng phù hợp đối với từng thuật toán, làm sạch, lọc cũng như xử lý những dữ liệu còn thiếu hay bị mất trước khi đưa vào bất kỳ một mô hình ML và DL.

(iii) Phân chia tập dữ liệu: Thông thường, bộ dữ liệu sau khi xử lý sẽ được chia thành 3 nhóm bao gồm tập dữ liệu huấn luyện, tập dữ liệu kiểm tra và tập dữ liệu xác nhận giá trị sử dụng của mô hình. Tập dữ liệu xác nhận giá trị sử dụng của mô hình là tập dữ liệu quan

trọng nhằm tinh chỉnh các siêu tham số được cài đặt bên trong các thuật toán và cải thiện hiệu suất mô hình. Vì vậy, tập dữ liệu này thường được dùng để đánh giá hiệu quả, cũng như đánh giá khả năng học tập và dự đoán của mô hình trong các tập dữ liệu thực tế.

(iv) Lựa chọn mô hình học máy: Việc lựa chọn sử dụng mô hình học máy hay học sâu tùy thuộc vào bản chất dữ liệu đầu vào, lượng dữ liệu và nhu cầu đầu ra của sản phẩm. Trong trường hợp dữ liệu đầu vào thể hiện dưới dạng bảng như các tín hiệu cảm biến, thông số ảnh hưởng, tín hiệu phổ, v.v... nên ưu tiên việc xây dựng các mô hình học máy. Các mô hình học máy không có độ phức tạp cao như các mô hình học sâu, vì vậy trong trường hợp số lượng mẫu dữ liệu ít và vừa thì các mô hình học máy vẫn có thể có được khả năng phân loại/hồi quy một cách khá dễ dàng. Trong trường hợp dữ liệu được tổ chức ở cấp độ cao hơn, ví dụ dữ liệu ảnh, dữ liệu dạng đồ thị, ... nên xem xét việc xây dựng các mô hình học sâu. Với cấu trúc phức tạp các mô hình học sâu có thể thu nhận các thông tin đặc trưng một cách hiệu quả hơn, đồng thời độ chính xác và hiệu suất thường tốt hơn đối với các mô hình học máy trên các đối tượng dữ liệu phức tạp. Tuy nhiên do cấu trúc có chứa một lượng lớn tham số nằm trong các lớp ẩn, các mô hình học sâu có thể dễ dàng xảy ra tình trạng quá khớp (overfitting). Vì vậy, các mô hình học sâu thường được sử dụng khi đã có sẵn một lượng lớn dữ liệu.

(v) Huấn luyện và đánh giá mô hình: Mục đích của việc huấn luyện mô hình là sử dụng dữ liệu đã có để tìm ra mối quan hệ giữa các biến đầu vào và kết quả đầu ra (chất lượng thực phẩm). Sau khi được huấn luyện, mô hình sẽ được sử dụng để dự đoán các thông số đầu ra trong tập mẫu kiểm tra. Các thông số đánh giá mô hình gồm: i) hệ số tương quan Pearson (R^2) mô tả tương quan giữa tập dữ liệu biết trước và tập dữ liệu tìm được theo mô hình; ii) căn bậc hai sai số bình phương trung bình (Root Mean Square Error, or RMSE) cho biết sự sai khác giữa tập dữ liệu biết trước và tập dữ liệu tìm được; và iii) như độ chính xác của mô hình. Các đại lượng này được tính theo các công thức (1, 2, 3).

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{RES}}{SS_{TOT}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$\text{Độ chính xác} = \frac{\text{Số dự đoán đúng}}{\text{Tổng số dự đoán}} \quad (3)$$

Trong đó: y_i là giá trị thực (giá trị biết trước) thứ i , $\hat{y}_i$ là giá trị y dự đoán thứ i và $\bar{y}_i$ là giá trị trung bình của các giá trị y_i .

Khi phát hiện có sai lệch so với tiêu chuẩn chất lượng mong đợi, các cảnh báo sớm này sẽ cho phép các biện pháp can thiệp chủ động để giảm thiểu rủi ro. Một vòng phản hồi được thiết lập để liên tục cải thiện mô hình phân tích dự đoán theo thời gian. Từ các kết quả thực tế như kiểm tra, kiểm soát chất lượng, phản hồi của người tiêu dùng và thu hồi sản phẩm... sẽ được kết hợp vào mô hình để tinh chỉnh khả năng dự đoán của nó. Bảng 1 mô tả thông tin tóm tắt về ứng dụng của ML và DL trong kiểm soát chất lượng thực phẩm dựa trên dữ liệu phân tích thô (raw data) từ các thiết bị phân tích.

Bảng 1. Một số ứng dụng của ML và DL trong kiểm soát chất lượng thực phẩm

Phạm vi ứng dụng	Phương pháp đo	Ma trận dữ liệu	Phương pháp chuẩn bị mẫu	Thuật toán ML/ DL
1. Phân tích nhanh, phân tích sàng lọc, phân tích không phá hủy mẫu đánh giá chất lượng thực phẩm: - Phân tích thành phần hóa học thực phẩm - Xác định các thành phần dinh dưỡng của thực phẩm -Phân tích các chất gây ô nhiễm, mất an toàn với thực phẩm (thuốc trừ sâu, kim loại nặng, chất gây dị ứng, chất cấm...) 2. Kiểm tra tính xác thực nguồn gốc, pha trộn...của thực phẩm 3. Phân biệt và phân loại mẫu thực phẩm để xác thực nguồn gốc địa lý, tính nguyên bản (pha trộn hay không)...., và các sự khác biệt kiểm soát được.	Phổ UV-Vis- NIR	Độ hấp thụ quang-bước sóng	Chiết bằng dung môi và đo UV-Vis- NIR	1. Các thuật toán ML không giám sát để giảm chiều dữ liệu, phân cụm và để phân biệt thực phẩm như: K Nearest Neighbor (k lân cận gần nhất) Principal component analysis (Phân tích thành phần chính) , K-means (k trung bình) 2.Các thuật toán ML có giám sát để tìm các biến đầu ra về chất lượng thực phẩm hoặc phân loại thực phẩm Multiple Linear Regression (Hồi quy tuyến tính bội), Principal component Regression (Phân tích thành phần chính), Partial Least square (Hồi quy bình phương tối thiểu) - Logistic Regression (Hồi quy Logistic) - Support Vector Machine (Máy vector hỗ trợ) Linear discriminant analysis (Phân tích biệt thức tuyến tính) 3. Học sâu Naive Bayes, Decision Tree (Cây quyết định) Random Forest (Rừng ngẫu nhiên), Gradient Boosting (Tăng cường độ dốc), ANN (Mạng nơ-ron nhân tạo), SIMCA (Mô hình độc lập mềm bằng cách loại suy lớp)
	Phổ ATR-FTIR	Cường độ tia phản xạ - số sóng	Nghiền mẫu rắn và đo trực tiếp	
	Phổ Ra man	Cường độ-số sóng	Nghiền mẫu rắn và đo trực tiếp	
	Phổ NMR	Cường độ-độ chuyển dịch hóa học	Chiết mẫu với dung môi	
	Ảnh siêu phổ	Giá trị HSI	Chụp ảnh siêu phổ mẫu nguyên trạng	
	Ảnh chụp từ camera	Cường độ RGB	Chụp ảnh siêu phổ mẫu nguyên trạng	
	Ảnh SEM	Ảnh màu xám	Mẫu nguyên trạng hoặc nghiền	
	Tín hiệu điện hóa	I-U	Chiết mẫu với dung môi	

3. ỨNG DỤNG ML/DL VÀ THỊ GIÁC MÁY TÍNH, MŨI ĐIỆN TỬ VÀ PHÂN TÍCH KHÔNG MỤC TIÊU TRONG PHÂN LOẠI CHẤT LƯỢNG THỰC PHẨM

3.1. Ứng dụng thị giác máy tính trong phân loại quả theo màu sắc

Màu sắc của một vật thể có thể được mô tả bằng nhiều màu trên hệ tọa độ, phổ biến nhất là hệ RGB (đỏ, xanh lục và xanh lam), được sử dụng trong màn hình video màu. Các cường độ màu đỏ, lục và lam tương ứng là giá trị được ký hiệu là X, Y, Z trên hệ tọa độ 3 chiều [7]. Các loại quả khác nhau có thuộc tính quy định màu khác nhau và được xây dựng trên cơ sở đo mẫu thực tế. Ví dụ cam Navel có thang đo màu từ 3-13 với chỉ số 3 là màu xanh đậm và 13 là màu vàng cam [8]. Dựa trên màu sắc của các loại quả, các nghiên cứu ứng dụng đã phát triển các thuật toán phân loại quả dựa trên thị giác máy tính.

Thị giác máy tính (Computer vision) từ nhiều năm trước đã được sử dụng để thu thập thông tin từ hình ảnh được chụp từ thế giới thực theo thời gian thực. Về bản chất, mục đích của nó là nhân đôi hiệu ứng thị giác của con người bằng nhận thức điện tử, ghi nhận và phân loại các hình ảnh [9]. Ứng dụng phổ biến là dựa trên màu sắc, kết cấu và đặc điểm hình thái, thông qua thị giác máy tính có thể xác định bệnh, độ chín và phân loại chất lượng quả theo phương pháp chấm điểm. Các thuật toán phân loại thường ứng dụng trong thị giác máy tính như phân cụm dữ liệu (cluster analysis), logic mờ (fuzzy logic), mạng nơ-ron nhân tạo (artificial neural network), máy vector hỗ trợ nhiều mờ (support vector machine) và mạng thích ứng hệ thống (adaptive network-based fuzzy inference system) [10]. Một số nghiên cứu theo hướng thị giác máy tính như phân loại đậu xanh, táo, chanh ngọt, cam và xoài với độ chính xác trên 90% khi sử dụng 1000 hình ảnh của từng loại quả, sau đó sử dụng các thuật toán đã được phát triển trên cơ sở trích 18 màu và 27 đặc điểm đặc trưng của ảnh. Hình ảnh RGB sau đó được chuyển đổi thành mô hình HSI (hue (H), saturation (S), intensity (I)) và tách các thành phần đặc trưng để nhận dạng [11]. Một nghiên cứu khác cũng đã phân loại năm loại trái cây (táo, chuối, cà rốt, xoài và cam) dựa trên đặc điểm hình thái để phân biệt những loại quả có hình dáng và kích thước tương tự nhau. Đặc điểm màu sắc được sử dụng để loại bỏ phân loại sai giữa táo và cam hoặc chuối và cà rốt và tăng độ chính xác lên 79-90% [11]. Hình ảnh thu được từ camera cũng được sử dụng thuật toán sắp xếp và phân loại quả chanh dựa trên màu sắc và kích thước. Khối lượng ảnh mẫu đã được tính toán và giá trị RGB hình ảnh được chuyển đổi thành hình ảnh HSI. Giá trị HSI là ước tính và những dữ liệu này được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu. Trong thời gian phân loại, khối lượng tính toán và màu sắc được so sánh với thông tin đã lưu trong cơ sở dữ liệu. Hệ thống tổng thể đã đưa ra độ chính xác phân loại tới 94,04% [12].

Thị giác máy tính cũng được dùng để đánh giá chất lượng thực phẩm nhằm trích xuất đặc điểm cấu trúc bề mặt của thực phẩm sử dụng phương pháp đồng pixel, độ dài và biểu đồ khác biệt. Biến đổi Fourier cũng được dùng để trích xuất đặc điểm dữ liệu dựa trên tích chập của sóng hình sin, nhưng có hạn chế là chỉ dùng khi có một số lượng nhỏ tần số có thể tái tạo hình ảnh bề mặt. Trong một nghiên cứu khác, tiếp cận dựa trên học máy đã được dùng để phân loại và xác định 10 loại quả khác nhau với tập dữ liệu chứa 6847 hình ảnh sử dụng 4793 hình ảnh để luyện mô hình, 1027 hình ảnh để xác thực và 1027 hình ảnh để thử nghiệm.

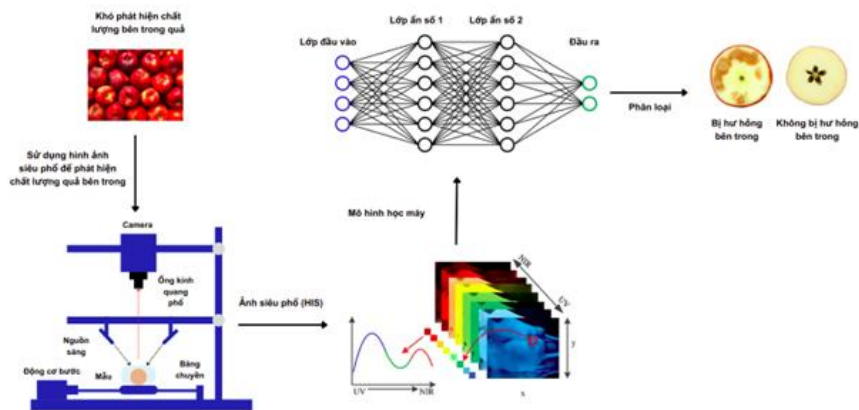
Trong các mô hình AI, DL bắt chước cách con người đạt được một số loại thông tin nhất định kiến thức. Trong học sâu, mỗi cấp độ học cách chuyển đổi dữ liệu đầu vào của nó thành một biểu diễn tổng hợp và trừu tượng hơn một chút. Thuật toán ML cũng đã được áp

dụng rộng rãi để nhận dạng hình ảnh. Mô hình máy học được luyện thành công cho độ chính xác 100% trên bộ mẫu thử, chứng minh tính khả thi của phương pháp này mặc dù hình ảnh được thay đổi kích thước thành 128 x 128 để tính toán nhanh hơn nhưng không ảnh hưởng đến chất lượng dữ liệu [13]. Trong ứng dụng nhận dạng hình ảnh, đầu vào dữ liệu thô có thể là ma trận pixel; lớp biểu diễn đầu tiên có thể trừu tượng hóa các pixel và mã hóa các cạnh; lớp thứ hai có thể soạn và mã hóa cách sắp xếp các cạnh; lớp thứ ba có thể mã hóa cụ thể các đặc điểm đặc trưng; và lớp thứ tư có thể nhận ra rằng hình ảnh có chứa vật mẫu. Điều quan trọng là quá trình học sâu có thể tìm hiểu những tính năng nào để đặt ở cấp độ nào một cách tối ưu. Tất nhiên, điều này không loại bỏ hoàn toàn nhu cầu điều chỉnh bằng tay; ví dụ, số lượng lớp và kích thước lớp khác nhau có thể cung cấp các mức độ khác nhau trừu tượng [14].

3.2. Đánh giá độ tươi (freshness) của thực phẩm

Việc giám sát thực phẩm hư hỏng theo thời gian thực nhằm ngăn chặn ngộ độc thực phẩm đối với người tiêu dùng là nhiệm vụ khó và thách thức. Độ tươi của thực phẩm có thể được xác định bằng nhiều kỹ thuật khác nhau, thông qua một số tiêu chí như cảm quan, đặc tính vật lý, hóa học và vi sinh. Việc đánh giá độ tươi dựa trên tiêu chí cảm quan được coi là một trong những phương pháp tiết kiệm thời gian nhất bởi khi chất lượng thực phẩm thay đổi do bị hư hỏng thì màu sắc bên ngoài sẽ làm thay đổi màu sắc bên ngoài của chúng.

Thông thường khi một loại thực phẩm xảy ra quá trình hư hỏng, vi khuẩn và enzyme sẽ hoạt động dẫn tới sự hình thành của các amin dễ bay hơi [15]. Bằng cách sử dụng các cảm biến chụp ảnh màu tại hiện trường nhờ sử dụng điện thoại thông minh sau đó trích xuất dữ liệu hình ảnh RGB [16] và sử dụng các thuật toán ML để mô hình hóa mối quan hệ với nồng độ amoniac [17] hoặc nồng độ các amin sinh học các amin sinh học dựa trên sự thay đổi huỳnh quang của đầu dò huỳnh quang kẹp CD@Fe/Zr-MOF [18]. Độ tươi hoặc mức độ thối rữa của các loại quả cũng được đánh giá một cách hiệu quả bằng phương pháp phân tích không phá hủy mẫu sử dụng hình ảnh siêu phổ (Hyperspectral) phản xạ hoặc truyền qua [16] và xử lý tín hiệu bằng thuật toán học sâu với mạng nơ ron tích chập (CNN). Kỹ thuật siêu phổ là phương pháp phân tích nhanh, xanh, không phá hủy. Hình ảnh siêu phổ chứa hàng trăm dải phổ (trong khi ảnh màu thông thường chỉ chứa ba dải phổ đỏ, xanh lá cây và xanh nước biển (RGB)) chứa thông tin quang phổ dạng 3 chiều và tại một bước sóng nhất định có sự phản ánh rõ ràng về khuyết tật của quả, do đó được coi là phương pháp thuận tiện khả thi để phát hiện các chất độc dạng vết. Độ phản xạ của hình ảnh siêu phổ có liên quan đến một số liên kết hóa học, chủ yếu liên quan đến các liên kết đơn C-H, N-H, các nhóm chức liên O-H do sự kéo dẫn, uốn cong hoặc dao động biến dạng của hydro. Một trong những thách thức quan trọng nhất với hình ảnh siêu phổ là trích xuất thông tin hữu ích từ dữ liệu siêu phổ nhiều chiều (hypercube) chứa thông tin không cần thiết khi bị ảnh hưởng bởi nhiễu của cảm biến, sự thay đổi về độ sáng và các yếu tố môi trường, tính không đồng nhất của mẫu và tính dị hướng. Do đó, cần có các thuật toán và phép đo hóa học hiệu quả để giảm chiều của dữ liệu siêu phổ nhằm cải thiện khả năng thích ứng của HSI trong các ứng dụng thực phẩm theo thời gian thực. Hình 2 mô tả tóm tắt lược đồ nghiên cứu ứng dụng của hình ảnh siêu phổ trong nhận dạng độ tươi của sản phẩm [19].



Hình 2. Sơ đồ mô tả ứng dụng của ảnh siêu phổ trong nhận dạng độ tươi sản phẩm [19]

Bảng 2. Ứng dụng một số thuật toán học máy và ảnh siêu phổ trong phân loại độ tươi

Mẫu	Bước sóng (nm)	Dữ liệu thu được	Kĩ thuật thu thập dữ liệu	Kĩ thuật xử lý dữ liệu	Mô hình ML	Độ chính xác	Tài liệu tham khảo
Dâu tây	900 - 1700	Ảnh siêu phổ (kích thước 320 x 640 pixel, độ phân giải 400 mm/pixel)	Mẫu được quét bởi camera NIR tốc độ khung hình 20,0 Hz.	Đạo hàm bậc nhất Savitzky–Golay, Phân đoạn hình ảnh	2D-CNN	99%	[20]
Hạt ngô	900 - 1700	Ảnh siêu phổ	Mẫu được quét với tốc độ khung hình 10 mm/s, thời gian phơi sáng là 5 ms.	Hiệu chỉnh kích thước ảnh (320x320x156), chọn vùng phổ (1150 - 1700 nm)	SVM	100%	[21]
Quả táo	400 - 1000, 1000 - 2500	Ảnh siêu phổ (VNIR-ImSpector VIOEL: 12 bit, độ phân giải 6,8 nm), Ảnh siêu phổ (SWIR-N25E 2/3" 14 bit, độ phân giải 10 nm)	Camera VNIR kết hợp máy quang phổ hình ảnh ImSpector VIOE và camera SWIR kết hợp máy quang phổ hình ảnh N25E 2/3"	Đạo hàm bậc hai Savitzky-Golay, Ngưỡng hình ảnh, phân đoạn hình ảnh	Decision Tree	98%	[22]
Khoai tây	900 - 1700	Ảnh quang phổ (320 x 240 pixel) được chuyển đổi tạo thành ảnh kích thước 320 x 320 pixel	Camera Xenics Xeva, cảm biến InGaAs kết hợp máy quang phổ ImSpector N17.	Phân đoạn hình ảnh, Lựa chọn tính năng (bước sóng)	Random Forest	97%	[23]
Cá tuyết đông gói	400 - 1000	Ảnh siêu phổ	Mẫu qua băng truyền có máy dò và đèn sợi quang cách băng truyền lần lượt 1030 nm và 150 nm, tốc độ băng truyền 40 cm/s	Chuẩn hóa theo diện tích, Đạo hàm bậc nhất Savitzky–Golay, Phân tích thành phần chính	k-NN	100%	[24]

Hiện tại, việc phát hiện độ tươi của trái cây và rau quả chủ yếu dựa vào việc trích xuất hình ảnh để thu được các giá trị cường độ màu RGB sau đó kết hợp với các mô hình học máy truyền thống (Bảng 2). Tuy nhiên, việc trích xuất thủ công các đặc trưng RGB có vấn đề là khả năng thích ứng kém, dẫn đến hiệu quả thấp trong việc phát hiện độ tươi của rau quả. Vì vậy, gần đây một số nghiên cứu đã giới thiệu các phương pháp học sâu để tự động tìm các đặc trưng cho độ tươi của trái cây và rau quả nhằm đối phó với sự đa dạng về hình ảnh do biến đổi đặc điểm bên ngoài của trái cây và rau quả cũng như tìm mối tương quan giữa các vị trí khác nhau trong hình ảnh thu được trên cùng mẫu, nhằm phát hiện độ tươi của trái cây và rau quả một cách khách quan và chính xác hơn. Đầu tiên, kích thước hình ảnh trong tập dữ liệu được thay đổi kích thước để đáp ứng yêu cầu đầu vào của mô hình học sâu. Sau đó, các đặc điểm đặc trưng cho độ tươi của trái cây và rau quả được trích xuất bằng mô hình học sâu hợp nhất. Cuối cùng, các tham số của mô hình được tối ưu hóa dựa trên hiệu suất phát hiện của mô hình học sâu hợp nhất và hiệu suất phát hiện độ tươi của trái cây và rau quả đã được đánh giá. Mô hình học sâu CNN_BiLSTM kết hợp giữa mạng nơ-ron tích chập (CNN) và mạng nơ-ron bộ nhớ dài hạn hai chiều (BiLSTM), được kết hợp với tối ưu hóa tham số.

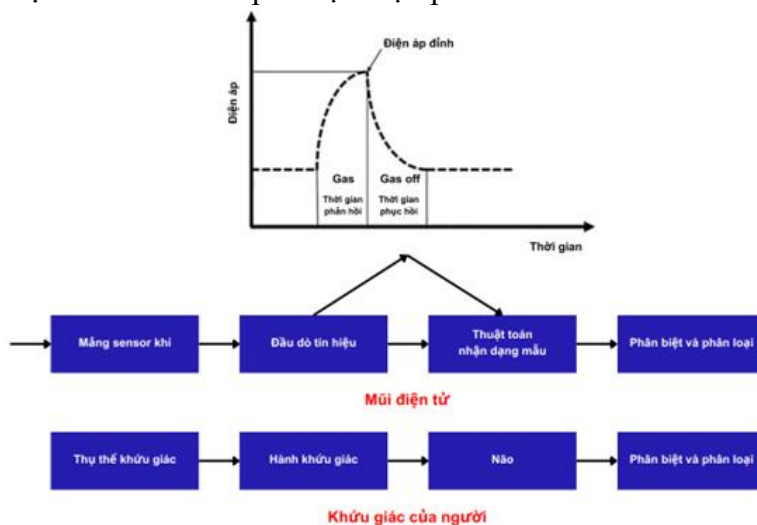
Độ tươi thực phẩm, thường thực hiện thông qua các phương pháp phân loại biến đầu ra theo phương pháp gán nhãn theo nhóm gồm thực phẩm tươi, tươi vừa hoặc không tươi. Dữ liệu đầu vào thu từ 60 nghìn bức ảnh của 11 loại trái cây và rau quả qua camera của điện thoại thông minh sau đó trích xuất số liệu dưới dạng cường độ màu RGB nếu sử dụng mô hình máy học thông thường hoặc trích các đặc trưng của bức ảnh chụp nếu sử dụng mô hình học sâu như VGG-16 và YOLO, khi đó mô hình sẽ học được nhiều thông tin phức tạp hơn đối với các mô hình học máy truyền thống cơ bản. Kết quả cho thấy độ chính xác của hai mô hình là rất tốt lần lượt là 82% và 84% [18]. Đối với các mẫu hải sản tươi sống ví dụ như cá, thông thường độ tươi của nó được xác định nhờ cảm quan bằng cách nhìn vào mắt, ngửi cá và kiểm tra tuy nhiên rất mất thời gian và kết quả phụ thuộc nhiều vào kinh nghiệm của người thử. Bằng cách sử dụng các thuật toán học sâu (SqueezeNet và InceptionV3) có thể phân loại cá dựa trên độ tươi của chúng bằng cách sử dụng bộ dữ liệu gồm 4476 hình ảnh về cá sau đó phân 2 loại là cá tươi và cá không tươi. Các kết quả nghiên cứu cho thấy các mô hình SVM, ANN và LR mang lại tỷ lệ chính xác 100% cho mỗi phương pháp học sâu [19]. Ngay cả với các mẫu cá cũng có thể đánh giá độ tươi thông qua việc dự đoán sự suy giảm màu sắc ở mắt cá và mang cá. Các mẫu cá được bảo quản đá 10 ngày sau đó chụp ảnh 2 mắt cá và mang cá sau đó trích các giá trị RGB, HSV và $L^*a^*b^*$. ANN đa lớp và SVM được sử dụng để phân loại theo thời gian bảo quản. Tuy nhiên, phân tích phương sai cho thấy các thành phần RGB của cá mắt và mang đều có sự thay đổi đáng kể theo hướng sáng hơn trong quá trình bảo quản đá. [25]. Độ tươi của cá cũng được đánh giá bằng cách xử lý hình ảnh với phương pháp lọc Gaussian kết hợp với các thuật toán học máy như (k-NN) [26]. Ngoài ra, mũi điện tử cũng được ứng dụng để đánh giá độ tươi của các sản phẩm thủy sản biển vào một trong hai lựa chọn là “được chấp nhận” hay “bị từ chối”, đồng thời xác định các quần thể vi sinh vật có trong hải sản [28]. Đối với trái cây, mạng thần kinh tích chập được dùng để xác định độ tươi của trái cây, ngoài ra có thể phát hiện nhanh các độc tố và có thể phát

triển ứng dụng trong thương mại [27]. Bốn mẫu khác nhau được thu thập qua thiết bị đo ở nhiệt độ phòng trong 30 giờ, với tốc độ lấy mẫu là 15 mẫu/giờ và 60 bản ghi, tổng cộng thu được 108 000 quan sát. Tín hiệu thu được ở bốn cảm biến khí MQ136, MQ137, MQ5, MQ8. Từ đó xây dựng được ma trận dữ liệu có dạng $108\,000 \times 4$, sau đó tiến hành chia dữ liệu huấn luyện - kiểm tra với tỷ lệ 70%-30%. Kết quả thu được cho thấy sau khi tiến hành tối ưu hóa các siêu tham số, thuật toán kNN cho thấy khả năng phân loại tốt nhất với độ chính xác là 100%, giá trị R^2 của mô hình kNN hồi quy đạt được là 0,99 và RMSE là 0,003. Có thể kết luận rằng phương pháp mũi điện tử và thuật toán kNN với tính năng tối ưu hóa siêu tham số cho thấy tính hiệu quả trong cả nhiệm vụ phân loại và hồi quy liên quan đến đánh giá chất lượng hải sản.

3.3. Ứng dụng ML/ DL để đánh giá sự pha trộn (adulteration) chất hóa học vào các sản phẩm tự nhiên

“Gian lận thực phẩm” là một thuật ngữ được sử dụng để chỉ việc cố ý thay thế, bổ sung, pha trộn làm giảm nồng độ, hoặc miêu tả sai thành phần, bao bì hay các công bố sai... vì lợi ích kinh tế. Các hành vi gian lận thực phẩm bao gồm pha trộn với các thành phần rẻ hơn, làm giả thành phần, kết hợp các thành phần rẻ tiền với các thành phần mức giá cao ... làm giảm chất lượng của sản phẩm, đánh lừa người tiêu dùng và thậm chí có thể tiềm ẩn nguy cơ về sức khỏe.

Một trong các ứng dụng phổ biến hiện nay để kiểm tra gian lận thực phẩm là phát triển mũi điện tử e-nose trên cơ sở sử dụng các cảm biến hóa học (như ampe kế, cảm biến đo độ dẫn...) kết hợp với tách chất bằng kỹ thuật sắc ký và phát hiện bằng các phương pháp quang phổ như quang phổ UV-Vis, IR, Raman hay MS nhằm phát hiện các chất pha tạp trong mẫu thực phẩm, đặc biệt là các hợp chất dễ bay hơi (đặc trưng cho các sản phẩm thực phẩm và hương vị của chúng). Một e- nose bao gồm: hệ thống lấy mẫu, bộ cảm biến, hệ thống thu thập dữ liệu để xử lý tín hiệu sử dụng các thuật toán học máy. Sơ đồ nguyên tắc của e- nose được mô tả ở Hình 3. Bảng 3 cung cấp các thông tin mô tả một số ví dụ trong các nghiên cứu sử dụng mũi điện tử để kiểm tra pha trộn thực phẩm.



Hình 3. Sơ đồ nguyên tắc của e- nose sử dụng các cảm biến khí [29]

Bảng 3. Một số ví dụ về mũi điện tử ứng dụng trong kiểm tra pha trộn thực phẩm

Mẫu	Kỹ thuật và thiết bị sử dụng	Dữ liệu thu được	Kỹ thuật xử lý dữ liệu	Mô hình	Kết quả	Tài liệu tham khảo
Thịt cừu pha trộn thịt lợn	1. Đo pH 2. Đo màu sắc bằng máy quang phổ 3. E-nose (10 cảm biến oxyd, thời gian thu thập 80 giây)	1. Giá trị pH trung bình 2. Giá trị trung bình L^*a^*b 3. Bộ dữ liệu tín hiệu mũi điện tử	Step-LDA PCA	MLR, PLS và BPNN	BPNN ($R^2 = 0,97$)	[30]
Dầu ô liu, dầu hạt cải và dầu hướng dương	E-nose từ Fox 4000 Alpha MOS (ba buồng cảm biến, mỗi buồng chứa sáu cảm biến MOS, thời gian thu thập 120 giây)	Bộ dữ liệu mảng cảm biến tín hiệu mũi điện tử	PCA	PLS	1. Pha trộn dầu ô liu với dầu hạt cải ($R^2 = 0,989$, sai số 4,414%) 2. Pha trộn dầu ô liu với dầu hướng dương ($R^2 = 0,990$, sai số 4,203%)	[31]
Rượu thủ công, rượu thương mại	E-nose dựa trên hệ thống GC (máy quét mùi HS 100)	Bộ dữ liệu mảng cảm biến tín hiệu mũi điện tử	PCA	PCA SIMCA SQC và DFA	Có khả năng phân loại với độ chính xác cao	[32]
Cà phê tự nhiên, cà phê qua xử lý và cà phê rẻ	1. Quang phổ NIR biến đổi Fourier (12500 - 3700 cm^{-1}) 2. E-nose cầm tay PEN2 (10 cảm biến oxyd)	Bộ dữ liệu mảng cảm biến tín hiệu mũi điện tử, quang phổ NIR	Biến đổi Fourier, PCA, Đạo hàm bậc nhất Savitzky-Golay	PCA	Phân loại dựa trên NIR: 100% Phân loại dựa trên E-nose: 81,83%	[33]
Thịt cừu pha trộn thịt vịt	E-nose (10 cảm biến oxyd)	Bộ dữ liệu mảng cảm biến tín hiệu mũi điện tử	PCA	LDA, MLP	Độ chính xác phân loại 98,2% với LDA và 96,5% với MLP	[34]

Chú thích: Phân tích thành phần chính (PCA), phân tích hàm riêng biệt (DFA), kiểm soát chất lượng thống kê (SQC), mô hình hóa độc lập mềm của phép loại suy lớp (SIMCA), hồi quy bình phương tối thiểu từng phần (PLS)

Trong việc đánh giá các sản phẩm nước hoa quả tự nhiên có pha trộn với các sản phẩm nhân tạo hay không, bên cạnh việc phân tích tìm các chất đánh dấu cụ thể như các đồng vị bền (stable isotopes), các chất hóa học như phenolics, carbohydrates, acids, proteins, carotenoids... phân tích không mục tiêu (Untargeted analyses) sử dụng tín hiệu phân tích

thu được từ các phương pháp phân tích như LC/MS, NMR, IR, ICP/MS, huỳnh quang ... và các phương pháp phân tích kim loại cũng được sử dụng bằng cách kết hợp với các kỹ thuật xử lý số liệu nhiều chiều (chemometrics). Dầu vụn tay hóa học của một số loại nước ép trái cây, từ đất tiền (cam) đến nước ép rẻ tiền (táo và bưởi) được xác định bởi LC-MS nhằm xác định các thông tin hóa học đặc trưng của các mẫu. Mô hình LDA được xây dựng có thể phát hiện việc bổ sung 15% nước trái cây giá rẻ vào nước trái cây đất tiền. Kết quả tốt hơn mà có thể phân biệt nước ép trái cây đích thực và nước trái cây giả hỗn hợp đã được giảm xuống mức pha trộn 1%, đã đạt được khi xử lý dứa, cam, bưởi, táo, nước ép quýt và bưởi [35]. Tương tự phương pháp chuyển hóa đã được chứng minh là có thể phân biệt nước ép trái cây bị pha trộn ở mức độ xuống 1% bởi táo và nước nho đỏ [36]. Phương pháp FT-IR kết hợp với các phương pháp học máy được phát triển để xác định ba loại nước ép 100% (dứa, cam và táo) và pha trộn với nước ép nho ở các tỷ lệ (5%, 10%, 15%, 20%, 30%, 40% và 50%). Kết quả phân tích dữ liệu cho thấy xu hướng phân cụm rõ ràng của các mẫu theo loại nước ép được phân tích. Phân tích học có giám sát, dựa trên sự phát triển của các mô hình để phát hiện sự pha trộn, đã thu được kết quả đáng kể cho tất cả các mô hình gồm SVM, RF và LDA với độ chính xác trên 97% trong tập kiểm tra. Về định lượng, kết quả tốt nhất thu được với hồi quy vector hỗ trợ và hồi quy bình phương nhỏ nhất một phần cho thấy R^2 lớn hơn 0,99 và RMSE nhỏ hơn 1,4 đối với bộ kiểm tra.

3. KẾT LUẬN

Trong những năm gần đây, toàn thế giới phải đối mặt với những thách thức phức tạp và yêu cầu độ chính xác cao trong việc đảm bảo chất lượng thực phẩm, các công nghệ hiện đại như AI đang dần khẳng định tiềm năng ứng dụng mạnh mẽ của mình. Các thông tin tổng quan trong nghiên cứu này cho thấy có sự tiến bộ vượt bậc trong việc đánh giá chất lượng thực phẩm thông qua việc kết hợp các mô hình học máy với thị giác máy tính và mũi điện tử. Các mô hình học máy không chỉ có khả năng xử lý và phân tích dữ liệu phức tạp một cách hiệu quả mà còn đạt được hiệu suất và độ chính xác cao mà con người khó có thể sánh kịp. Đặc biệt với những kết quả của việc phân loại không phá hủy mẫu có ý nghĩa đặc biệt quan trọng để kiểm soát chất lượng các sản phẩm thực phẩm trước khi đưa ra thị trường. Các kết quả của những nghiên cứu đã được trình bày, độ chính xác của các mô hình học máy rất cao trong cả nhiệm vụ phân loại và nhận dạng ở đa dạng đối tượng mẫu. Nhược điểm của các mô hình học máy là yêu cầu lượng dữ liệu lớn và có đủ sự khác biệt trong bộ dữ liệu thì thị giác máy tính và mũi điện tử đóng vai trò quan trọng trong việc cung cấp thông tin chi tiết về mẫu thực phẩm giúp khắc phục được vấn đề trên mà không tốn kém nhiều chi phí. Sự kết hợp này không chỉ khẳng định tiềm năng to lớn của AI trong lĩnh vực kiểm soát chất lượng thực phẩm mà còn mở ra những hướng nghiên cứu ứng dụng mới, hứa hẹn mang lại những bước đột phá đáng kể trong tương lai.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. H. Sheikh, C. Prins, and E. Schrijvers, "Artificial Intelligence: Definition and Background," *Research for Policy*, pp. 15–41, 2023.

- [2]. H. Anwar, T. Anwar, and S. Murtaza, "Review on food quality assessment using machine learning and electronic nose system," *Biosensors and Bioelectronics: X*, vol. 14, pp. 100365–100365, 2023.
- [3]. J. Han, T. Li, Y. He, and Q. Gao, "Using Machine Learning Approaches for Food Quality Detection," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2022, p. e6852022, 2022.
- [4]. P. A. L. Pearce, B. A. Fuchs, and K. L. Keller, "The role of reinforcement learning and value-based decision-making frameworks in understanding food choice and eating behaviors," *Frontiers in Nutrition*, vol. 9, 2022.
- [5]. L. Zhou, C. Zhang, F. Liu, Z. Qiu, and Y. He, "Application of Deep Learning in Food: A Review," *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, vol. 18, no. 6, pp. 1793–1811, 2019.
- [6]. T. Abass, E. O. Itua, T. Bature, and M. A. Eruaga, "Concept paper: Innovative approaches to food quality control: AI and machine learning for predictive analysis," *World Journal of Advanced Research and Reviews*, vol. 21, no. 3, pp. 823–828, 2024.
- [7]. P. B. Pathare, U. L. Opara, and F. A.-J. Al-Said, "Colour Measurement and Analysis in Fresh and Processed Foods: A Review," *Food and Bioprocess Technology*, vol. 6, no. 1, pp. 36–60, 2012.
- [8]. D. Obenland, S. Collin, B. Mackey, J. Sievert, K. Fjeld, and M. L. Arpaia, "Determinants of flavor acceptability during the maturation of navel oranges," *Postharvest Biology and Technology*, vol. 52, no. 2, pp. 156–163, 2009.
- [9]. D. Sun and D. Wen, "Computer vision - An objective, rapid and non-contact quality evaluation tool for the food industry," *Journal of Food Engineering*, vol. 61, no. 1, pp. 1–2, 2004.
- [10]. R. Sekar L, N. Ambika, V. Divya, and T. Kowsalya, "Fruit Classification System Using Computer Vision: A Review," *International Journal of Trend in Research and Development (IJTRD)*, vol. 5, no. 1, 2018.
- [11]. N. B. A. Mustafa, K. Arumugam, S. K. Ahmed, and Z. A. M. Sharif, "Classification of fruits using Probabilistic Neural Networks - Improvement using color features," in *TENCON 2011 - 2011 IEEE Region 10 Conference*, Bali, Indonesia, pp. 264–269, 2011.
- [12]. M. Khojastehnazhand, M. Omid, and A. Tabatabaeefar, "Development of a lemon sorting system based on color and size," *African Journal of Plant Science*, pp. 122–127, 2011.
- [13]. D. M. Agha, "Animal Species Classification Using Just Neural Network," *International Journal of Engineering and Information Systems (IJEAIS)*, vol. 7, no. 9, pp. 20–28, 2023, 2024.

- [14]. T. R. Shultz, D. Mareschal, and W. C. Schmidt, "Modeling Cognitive Development on Balance Scale Phenomena," *Machine Learning*, vol. 16, no. 1/2, pp. 57–86, 1994.
- [15]. J. Han, T. Li, Y. He, and Q. Gao, "Using Machine Learning Approaches for Food Quality Detection," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2022, p. e6852022, 2022.
- [16]. J. Han, T. Li, Y. He, and Q. Gao, "Using Machine Learning Approaches for Food Quality Detection," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2022, p. e6852022, 2022.
- [17]. V. Doğan, M. Evliya, L. N. Kahyaoglu, and V. Kılıç, "On-site colorimetric food spoilage monitoring with smartphone embedded machine learning," *Talanta*, vol. 266, no. 1, 2024.
- [18]. L. G. Fahad, S. F. Tahir, U. Rasheed, H. Saqib, M. Hassan, and H. Alquhayz, "Fruits and Vegetables Freshness Categorization Using Deep Learning," *Computers, Materials & Continua*, EBSCOhost, 2022.
- [19]. D. Saha and A. Manickavasagan, "Machine learning techniques for analysis of hyperspectral images to determine quality of food products: A review," *Current Research in Food Science*, vol. 4, pp. 28-44, 2021.
- [20]. Y. Liu, S. Zhou, W. Han, W. Liu, Z. Qiu, and C. Li, "Convolutional neural network for hyperspectral data analysis and effective wavelengths selection," *Analytica Chimica Acta*, vol. 1086, pp. 46-54, 2019.
- [21]. C. Xia, S. Yang, M. Huang, Q. Zhu, Y. Guo, and J. Qin, "Maize seed classification using hyperspectral image coupled with multi-linear discriminant analysis," *Infrared Physics & Technology*, vol. 103, 2019.
- [22]. P. Baranowski, W. Mazurek, and J. Pastuszka-Woźniak, "Supervised classification of bruised apples with respect to the time after bruising on the basis of hyperspectral imaging data," *Postharvest Biology and Technology*, vol. 86, pp. 249-258, 2013.
- [23]. A. Dacal-Nieto, A. Formella, P. Carrión, E. Vazquez-Fernandez, and M. Fernández-Delgado, "Common Scab Detection on Potatoes Using an Infrared Hyperspectral Imaging System," *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 303–312, 2011.
- [24]. K. E. Washburn, S. K. Stormo, M. H. Skjelvareid, and K. Heia, "Non-invasive assessment of packaged cod freeze-thaw history by hyperspectral imaging," *Journal of Food Engineering*, vol. 205, pp. 64-73, 2017.
- [25]. H. M. Lalabadi, M. Sadeghi, and S. A. Mireei, "Fish freshness categorization from eyes and gills color features using multi-class artificial neural network and support vector machines," *Aquacultural Engineering*, vol. 90, 2020.

- [26]. A. Alaimahal, S. Shruthi, M. Vijayalakshmi, and P. Vimala, "Detection of Fish Freshness Using Image Processing," *International Journal of Engineering Research & Technology*, vol. 5, no. 9, 2018.
- [27]. E. T. Yasin, I. A. Ozkan, and M. Koklu, "Detection of fish freshness using artificial intelligence methods, 2023.
- [28]. D. R. Wijaya, N. F. Syarwan, M. A. Nugraha, D. Ananda, T. Fahrudin, and R. Handayani, "Seafood Quality Detection Using Electronic Nose and Machine Learning Algorithms With Hyperparameter Optimization," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 62484-62495, 2023.
- [29]. J. Tan and J. Xu, "Applications of electronic nose (e-nose) and electronic tongue (e-tongue) in food quality-related properties determination: A review," *Artificial Intelligence in Agriculture*, vol. 4, 2020.
- [30]. X. Tian, J. Wang, and S. Cui, "Analysis of pork adulteration in minced mutton using electronic nose of metal oxide sensors," *Journal of Food Engineering*, vol. 119, no. 4, pp. 744–749, 2013.
- [31]. S. M. Szkudlarz and H. H. Jeleń, "Detection of olive oil adulteration with rapeseed and sunflower oils using MOS electronic nose and SMPE-MS," *Journal of Food Quality*, vol. 33, no. 1, pp. 21–41, 2010.
- [32]. M. Śliwińska, P. Wiśniewska, T. Dymerski, W. Wardencki, and J. Namieśnik, "Application of Electronic Nose Based on Fast GC for Authenticity Assessment of Polish Homemade Liqueurs Called Nalewka," *Food Analytical Methods*, vol. 9, no. 9, pp. 2670–2681, 2016.
- [33]. S. Buratti, N. Sinelli, E. Bertone, A. Venturello, E. Casiraghi, and F. Geobaldo, "Discrimination between washed Arabica, natural Arabica and Robusta coffees by using near infrared spectroscopy, electronic nose and electronic tongue analysis," *Journal of the Science of Food and Agriculture*, vol. 95, no. 11, pp. 2192–2200, 2014.
- [34]. Q. Wang, L. Li, W. Ding, et al., "Adulterant identification in mutton by electronic nose and gas chromatography-mass spectrometer," *Food Control*, vol. 98, pp. 431–438, 2019.
- [35]. Z. Jandric, D. Roberts, N. Rathor, A. Abraham, M. Islam, and A. Cannavan, "Assessment of fruit juice authenticity using UPLC-QTOF MS: A metabolomics approach," *Food Chemistry*, 2014.
- [36]. M. E. Dasenaki and N. S. Thomaidis, "Quality and Authenticity Control of Fruit Juices-A Review," *Molecules*, vol. 24, no. 6, 2019.