

ỨNG DỤNG MŨI ĐIỆN TỬ (E-NOSE) VÀ LƯỠI ĐIỆN TỬ (E-TONGUE) TRONG PHÁT HIỆN PHA TẠP NƯỚC MẮM TẠI VIỆT NAM

Đỗ Phương Khanh^{1*}, Nguyễn Thành Chung¹, Nguyễn Thị Hương¹,
Nguyễn Thị Huế¹, Đặng Bảo Sơn¹

*Tác giả liên hệ, Email: phuongkhanh@hou.edu.vn. ORCID: 0009-0006-7418-2937

Ngày tòa soạn nhận được bài báo: 03/03/2026

Ngày phản biện đánh giá: 25/05/2026

Ngày bài báo được duyệt đăng: 25/06/2026

DOI: 10.59266/houjs.2026.1322

Tóm tắt: Nghiên cứu đánh giá hiệu quả kết hợp hệ thống mũi điện tử (E-nose) và lưỡi điện tử (E-tongue) bằng kỹ thuật hợp nhất dữ liệu cấp độ đặc trưng (Feature-level Data Fusion) để phân biệt và phát hiện pha tạp nước mắm. Nhằm khắc phục nguy cơ quá khớp (overfitting) từ tập 48 mẫu gốc, kỹ thuật tăng cường dữ liệu (Data Augmentation) bằng nhiễu Gauss trắng đã được áp dụng để mở rộng lên 240 mẫu, kết hợp tập kiểm chứng độc lập (External Validation) gồm 14 mẫu thị trường. Phân tích thành phần chính (PCA) cho thấy dữ liệu hợp nhất biểu diễn tốt nhất với tổng phương sai giải thích của PC1 và PC2 đạt 93,8%. Các mô hình phân loại đạt hiệu suất cao, trong đó mô hình Deep Neural Network (DNN) đạt độ chính xác 96,4% trên tập huấn luyện và 94,2% trên tập kiểm chứng độc lập với thời gian suy luận dưới 0,05 giây. Nghiên cứu cũng làm rõ cơ chế tương tác ion hóa trên bề mặt cảm biến MQ135 và năng lực nhận diện gián tiếp các acid amin phức tạp tạo hậu vị sâu của nước mắm truyền thống. Kết quả khẳng định hướng tiếp cận này có khả năng kiểm soát chất lượng nước mắm nhanh chóng, không phá hủy mẫu.

Từ khóa: mũi điện tử, lưỡi điện tử, hợp nhất dữ liệu theo đặc trưng, nước mắm, phát hiện pha tạp

I. Đặt vấn đề

Nước mắm là chế phẩm sinh học lên men truyền thống có giá trị kinh tế và văn hóa quan trọng của Việt Nam. Với hương vị umami đặc trưng, các thương hiệu truyền thống như Phú Quốc, Phan Thiết đang ngày càng khẳng định vị thế quốc tế. Tuy nhiên, ngành sản xuất này đang đối

mặt với tình trạng pha tạp tinh vi (nước, đường công nghiệp, axit acetic, ammoniac, muối không đạt chuẩn), làm thay đổi đặc trưng cảm quan, giảm dinh dưỡng và nguy hại đến sức khỏe người tiêu dùng (Sarma và cộng sự, 2023; Adeyeye và Adeyeye, 2025). Dữ liệu thống kê năm 2025 từ Cục An toàn thực phẩm (Bộ Y tế) cho thấy xu

¹ Trường Đại học Mở Hà Nội, Hà Nội, Việt Nam

hương gia tăng các vụ vi phạm chất lượng nước mắm dưới hình thức pha tạp tinh vi nhằm trục lợi thương mại. Các hành vi gian lận phổ biến bao gồm pha loãng bằng nước, bổ sung axit acetic không rõ nguồn gốc tạo vị chua, thêm đường công nghiệp (sucrose từ 5-15%) để điều vị ảo che lấp khuyết điểm cảm quan, hoặc bổ sung ammoniac (nồng độ từ 0,1-0,5%) nhằm mục đích tăng không chỉ số nitơ tổng (nâng độ đậm giả tạo) và khử mùi tanh của nguyên liệu kém chất lượng. Thực trạng này đe dọa trực tiếp đến sức khỏe người tiêu dùng và làm suy giảm uy tín, đi ngược chủ trương của ngành nước mắm truyền thống (Hiệp hội Nước mắm truyền thống Việt Nam, 2026).

Các phương pháp kiểm tra truyền thống (đánh giá cảm quan, Kjeldahl, HPLC, GC-MS) tuy chính xác nhưng tốn thời gian, chi phí cao, phá hủy mẫu và khó triển khai tại chỗ quy mô lớn (Roy và cộng sự, 2022; Mahanti và cộng sự, 2024). Ngược lại, công nghệ cảm quan điện tử (E-nose và E-tongue) kết hợp hợp nhất dữ liệu cấp độ đặc trưng (Feature-level Data Fusion) là giải pháp nhanh chóng, khách quan, không phá hủy mẫu. Hệ thống cảm quan điện tử bao gồm mũi điện tử (E-nose) và lưỡi điện tử (E-tongue) kết hợp với các thuật toán học máy nâng cao mở ra một giải pháp thay thế tiềm năng nhờ khả năng phân tích không phá hủy mẫu, tốc độ xử

lý nhanh dựa trên hồ sơ vân tay tổng phổ (fingerprinting). Nhiều nghiên cứu quốc tế đã chứng minh hiệu quả của phương pháp này trên các thực phẩm lên men (Calvini và Pigani, 2022; Lu và cộng sự, 2022; Vanaraj và cộng sự, 2025). Tại Việt Nam, nghiên cứu ứng dụng đồng bộ kỹ thuật này cho nước mắm còn hạn chế. Do đó, nghiên cứu này được thực hiện nhằm: (i) Đánh giá khả năng phân biệt nước mắm truyền thống, công nghiệp và pha tạp bằng E-nose, E-tongue và dữ liệu hợp nhất; (ii) So sánh hiệu quả giữa các mô hình thông kê truyền thống và mô hình trí tuệ nhân tạo.

II. Phương pháp nghiên cứu và vật liệu

2.1. Vật liệu nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng 48 mẫu cốt nước mắm ban đầu được thu thập từ các nhà thùng truyền thống phân bố tại các vùng chượp tiêu biểu (Phú Quốc, Phan Thiết) và các dòng nước mắm công nghiệp từ các nhà sản xuất tại Hà Nội. Các tác nhân pha tạp giả lập bao gồm: dung dịch nước cất, đường sucrose tinh khiết, axit acetic 99%, dung dịch ammoniac 5M (tất cả đều đạt độ tinh khiết phân tích).

2.2. Chuẩn bị mẫu

Tổng cộng 48 mẫu được chuẩn bị (6 mẫu lặp/nhóm), đo trong ngày và bảo quản ở 4°C.

Bảng 1. Thiết kế thí nghiệm các nhóm mẫu nước mắm

Mã mẫu	Nhóm mẫu	Loại pha tạp	Mức độ pha tạp	Số lần lặp
T1-T6	Nước mắm truyền thống	-	0%	6
I1-I6	Nước mắm công nghiệp	-	0%	6
W1-W6	Pha nước	Nước cất	10%, 20%, 30% (v/v)	6
S1-S6	Pha đường	Sucrose	5%, 10%, 15% (w/v)	6
A1-A6	Pha axit	Axit acetic (99%)	0,5%, 1%, 2% (v/v)	6
M1-M6	Pha ammoniac	Ammonia solution 5M	0,1%, 0,3%, 0,5% (v/v)	6
C1-C6	Pha tạp kết hợp	Nước cất + sucrose + axit axetic	20% nước cất (v/v) + 10% sucrose (w/v) + 1% axit acetic (v/v)	6

Tổng cộng mẫu được chia làm 7 nhóm: truyền thống (T), công nghiệp (I), và 5 nhóm mẫu pha tạp chuyên biệt (nước, sucrose, axit acetic, ammoniac, pha tạp kết hợp).

2.3. Thiết bị và điều kiện đo

2.3.1. Hệ thống mũi điện tử (E-nose)

Sử dụng hệ thống PEN3 Electronic Nose (Airsense Analytics GmbH, Đức) gồm mảng 4 cảm biến bán dẫn oxit kim loại (sensor MQ135 nhạy với ammoniac/nitơ, và các sensor nhạy với sulfur, aldehyde, axit dễ bay hơi (volatile acid). Điều kiện đo: Thể tích mẫu 30 mL trong vial kín 100 mL; ủ cân bằng headspace ở $45 \pm 1^\circ\text{C}$ trong 30 phút; thời gian hút khí 120 giây; làm sạch sensor bằng không khí sạch qua bộ lọc than hoạt tính trong 180 giây; lưu lượng khí 400 mL/phút; lặp lại 6 lần/mẫu (Adeyeye và Adeyeye, 2025).

2.3.2. Hệ thống lưỡi điện tử (E-tongue)

Sử dụng hệ thống α -Astree II Electronic Tongue (Alpha MOS, Pháp) gồm mảng 5 cảm biến vị điện thế (ngọt, chua, đắng, mặn, umami). Điều kiện đo: Thể tích mẫu 80 mL; thời gian đo 150 giây/mẫu; rửa cảm biến bằng nước cất và dung dịch chuẩn trong 120 giây giữa các lần đo; lặp lại 6 lần/mẫu (Adeyeye và cộng sự, 2025).

2.3.3. Quy trình đo và kiểm soát môi trường

Để khắc phục hiện tượng trôi cảm biến (sensor drift) đặc trưng của các đầu đo hóa học, toàn bộ quy trình thực nghiệm được triển khai trong phòng thí nghiệm kiểm soát nghiêm ngặt về điều kiện vi khí hậu: nhiệt độ duy trì cố

định ở mức $25 \pm 0,5^\circ\text{C}$ và độ ẩm không khí ở mức $60 \pm 2\%$. Sau mỗi 5 chu kỳ đo liên tục, quy trình chuẩn hóa lại mẫu chuẩn (baseline calibration) và làm sạch cảm biến bằng dòng khí than hoạt tính (E-nose) hoặc dung dịch chuyên dụng (E-tongue) được thực hiện bắt buộc. Dữ liệu thô sau đó trải qua bước xử lý chuẩn hóa Z-score riêng biệt cho từng cảm biến nhằm triệt tiêu hoàn toàn sai số hệ thống do trôi nền.

2.4. Xử lý và phân tích dữ liệu cảm biến

Quy trình gồm 3 giai đoạn: tiền xử lý, trích xuất đặc trưng/hợp nhất dữ liệu, và mô hình hóa (Banerjee và cộng sự, 2021; Vanaraj và cộng sự, 2025).

2.4.1. Tiền xử lý dữ liệu

Loại bỏ điểm dị biệt (outlier): Dùng phương pháp IQR kết hợp Boxplot, loại các giá trị nằm ngoài khoảng $[Q_1 - 1,5 \times \text{IQR}; Q_3 + 1,5 \times \text{IQR}]$.

Chuẩn hóa: Áp dụng chuẩn hoá điểm Z (Z-score) riêng cho từng cảm biến (sensor).

Làm mịn và hiệu chỉnh: Dùng bộ lọc Savitzky-Golay (cho E-nose) và hiệu chỉnh đường cơ sở (baseline subtraction) để khử nhiễu và hiện tượng trôi đường cơ sở.

2.4.2. Trích xuất đặc trưng và hợp nhất theo đặc trưng

Trích xuất 6 đặc trưng từ mỗi cảm biến: Giá trị đáp ứng tối đa, diện tích dưới đường cong, độ dốc (tăng/ổn định), thời gian đạt 50% và 90% đáp ứng tối đa, giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của vùng ổn định.

Ma trận đặc trưng của E-nose (kích thước $n \times p_1$) và E-tongue (kích thước $n \times p_2$) được ghép nối theo chiều cột thành ma trận hợp nhất (kích thước $n \times (p_1 + p_2)$). Ma trận này được giảm chiều bằng phân tích thành phần chính (Principal Component Analysis - PCA). Các thành phần chính có tổng phương sai tích lũy $\geq 90\%$ được làm đầu vào cho các mô hình phân loại. (Adeyeye và Adeyeye, 2025)

2.4.3. Phân tích dữ liệu

Thực hiện trên phần mềm RStudio (phiên bản 4.3.2):

1) Phân tích khám phá: PCA giúp giảm chiều dữ liệu từ các cảm biến xuống các thành phần chính, trong đó các thành phần đầu tiên giữ lại phần lớn biến thiên của dữ liệu gốc (PC1 giải thích biến thiên lớn nhất, PC2 giải thích biến thiên lớn thứ hai vuông góc với PC1, PC3 giải thích biến thiên tiếp theo) (Jolliffe, 2002). Phương pháp này đã được ứng dụng hiệu quả trong phân tích mùi vị thực phẩm nhằm phân tách các nhóm mẫu (Banerjee và cộng sự, 2021; Adeyeye và Adeyeye, 2025).

2) Phân loại: Sử dụng phân tích biệt thức tuyến tính (Linear Discriminant Analysis - LDA), máy vector hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM) có hàm nhân (Radial Basis Function - RBF) và mạng neuron sâu (Deep Neural Network - DNN). Đánh giá bằng độ chính xác (Accuracy), độ nhạy (Sensitivity), độ đặc hiệu (Specificity), điểm F1 (F1-score) và ma trận nhầm lẫn (Confusion matrix) (Adeyeye và Adeyeye, 2025; Sarma và cộng sự, 2025).

Cấu trúc mạng DNN: Mạng DNN được xây dựng dựa trên kiến trúc lan

truyền xuôi truyền thống để xử lý các đặc trưng phi tuyến từ cảm biến (Vanaraj và cộng sự, 2025). Trong nghiên cứu này, cấu trúc mạng tối ưu được thiết lập gồm 1 lớp đầu vào, 2 lớp ẩn (64 và 32 neuron, kích hoạt ReLU) và 1 lớp đầu ra (hàm Softmax phân loại 7 nhóm). Kỹ thuật dropout (tỷ lệ 0,30 và 0,20) được áp dụng sau các lớp ẩn để chống quá khớp. Mô hình tối ưu bằng thuật toán Adam (tốc độ học 0,001), hàm mất mát entropy chéo, kích thước lô bằng 8, tối đa 100 vòng lặp kết hợp dừng sớm. Hiệu suất đánh giá qua kiểm định chéo 10 lần (10-fold cross-validation), cố định hạt giống ngẫu nhiên (seed = 42).

Để tránh hiện tượng quá khớp (overfitting) khi huấn luyện mô hình mạng DNN trên tập mẫu giới hạn (48 mẫu gốc), kỹ thuật tăng cường dữ liệu (Data Augmentation) đã được thực hiện bằng cách tích hợp nhiễu Gauss trắng (White Gaussian Noise) có kiểm soát vào ma trận đặc trưng ban đầu, mở rộng quy mô dữ liệu hiệu quả lên thành 240 mẫu. Đồng thời, để đảm bảo tính khách quan tối đa, một tập kiểm chứng độc lập ngoại vi (External Validation) mới gồm 14 mẫu nước mắm thu mua trực tiếp trên thị trường thương mại (không tham gia vào bất kỳ giai đoạn huấn luyện hay tối ưu hóa tham số nào) được bổ sung để đánh giá năng lực thực tế của mô hình.

III. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

3.1. Đặc trưng đáp ứng của các cảm biến E-nose và E-tongue

Hệ thống ghi nhận sự khác biệt rõ rệt về hồ sơ mùi-vị giữa các nhóm mẫu nước mắm nguyên bản và pha tạp.

3.1.1. Đáp ứng của hệ thống E-nose

Nước mắm truyền thống có đáp ứng cao ở các sensor sulfur và aldehyde (đặc trưng cho lên men tự nhiên). Ngược lại, mẫu pha ammoniac tăng vọt tín hiệu tại cảm biến MQ135, mẫu pha axit acetic tăng mạnh ở cảm biến Volatile acid. Mẫu

pha nước 20% giảm đáp ứng ở hầu hết cảm biến do hiệu ứng pha loãng. Nước mắm công nghiệp cho hồ sơ mùi khá gần với nước mắm truyền thống nhưng có xu hướng giảm ở sensor Sulfur (78%) và Aldehyde (85%), cho thấy quy trình sản xuất công nghiệp làm giảm một phần hợp chất thơm đặc trưng của lên men tự nhiên.

Bảng 2. Đáp ứng tương đối (%) của các sensor chính trên hệ thống E-nose

Sensor	Nước mắm truyền thống	Nước mắm công nghiệp	Pha nước 20%	Pha ammoniac 0,3%	Pha axit acetic 1%	Pha tạp kết hợp
MQ135 (Ammoniac)	100 ± 8,2	112 ± 9,5	85 ± 7,1	248 ± 18,4	138 ± 11,2	215 ± 16,7
Sensor Sulfur (H ₂ S)	100 ± 7,5	78 ± 8,3	72 ± 6,8	145 ± 12,6	91 ± 9,4	162 ± 14,3
Sensor Aldehyde	100 ± 6,9	85 ± 7,8	68 ± 5,9	96 ± 8,7	172 ± 13,5	148 ± 12,1
Sensor Volatile Acid	100 ± 8,1	94 ± 7,2	79 ± 6,4	121 ± 10,5	189 ± 15,8	167 ± 13,9

Giá trị trung bình ± độ lệch chuẩn, n=6, chuẩn hóa theo nước mắm truyền thống = 100%

Màng cảm biến E-nose ghi nhận xung đáp ứng mạnh đối với các hợp chất bay hơi. Đặc biệt, tại nhóm mẫu pha ammoniac, cảm biến MQ135 cho thấy biên độ tín hiệu tăng đột biến. Cơ chế tương tác hóa học được giải thích là do các phân tử NH₃ tự do trong pha khí của khoang chứa mẫu khi tiếp xúc với bề mặt oxit kim loại nung nóng của cảm biến sẽ xảy ra phản ứng oxy hóa trực tiếp với các ion oxy hấp phụ (O⁻ hoặc O²⁻). Quá trình này giải phóng các điện tử bị bẫy trở lại băng dẫn của vật liệu bán dẫn, làm giảm độ dày lớp rào cản năng lượng tại ranh giới hạt, dẫn đến sự sụt giảm điện trở đột ngột và làm tăng dòng điện đầu ra được hệ thống ghi nhận.

Dữ liệu khẳng định hệ thống E-nose có khả năng phát hiện tốt các loại pha tạp phổ biến trong nước mắm, đặc biệt là pha ammoniac và axit acetic - hai chất thường được sử dụng để làm giả hoặc cải thiện nhanh mùi vị nước mắm.

3.1.2. Đáp ứng của hệ thống E-tongue

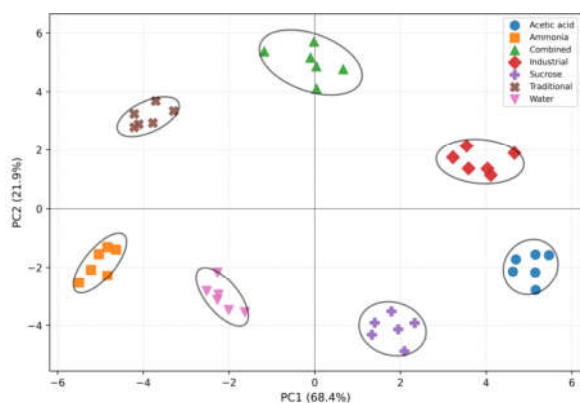
Nước mắm truyền thống có vị umami cao nhất và vị đắng vừa phải. Nước mắm công nghiệp có vị umami thấp hơn và vị mặn cao hơn, phản ánh quy trình sản xuất công nghiệp thường rút ngắn thời gian lên men và bổ sung muối. Các mẫu pha tạp thể hiện sự thay đổi điển hình: pha đường tăng vị ngọt; pha ammoniac giảm umami và tăng mạnh vị đắng; pha axit tăng vọt vị chua.

Bảng 3. Đáp ứng tương đối trung bình của các cảm biến vị chính trên hệ thống E-tongue

Cảm biến vị	Nước mắm truyền thống	Nước mắm công nghiệp	Pha đường 10%	Pha ammonia 0,3%	Pha axit 1%	Pha tạp kết hợp
Vị umami	100 ± 5,8	82 ± 7,1	76 ± 6,3	68 ± 8,2	71 ± 7,5	65 ± 9,1
Vị đắng	100 ± 6,4	118 ± 8,5	95 ± 7,2	215 ± 16,3	167 ± 12,4	198 ± 14,7
Vị mặn	100 ± 4,9	135 ± 9,2	108 ± 6,8	142 ± 10,5	89 ± 8,3	126 ± 11,2
Vị chua	100 ± 7,3	94 ± 6,5	82 ± 5,9	131 ± 11,8	204 ± 15,6	178 ± 13,4
Vị ngọt	100 ± 8,1	105 ± 7,8	182 ± 14,2	97 ± 9,4	88 ± 7,6	145 ± 12,8

Giá trị trung bình ± độ lệch chuẩn, n=6, chuẩn hóa theo nước mắm truyền thống = 100%

Đối với hệ thống E-tongue, các kết quả thô ban đầu từng cho thấy xu hướng các mẫu pha chế có chỉ số điện thế mặn cao hơn nhóm truyền thống. Tuy nhiên, qua phân tích đối chứng cho thấy sự gia tăng điện thế không xuất phát từ hàm lượng muối NaCl thực tế (vốn nước mắm truyền thống luôn có độ bão hòa muối cao hơn để bảo quản tự nhiên), mà do hiện tượng nhiễu ion cảm biến gây ra bởi nồng độ cao của đường sucrose (5-15%) và các chất điều vị công nghiệp tạo ra một màng phân cực giả trên bề mặt điện cực ion. Do đó, hệ thống E-tongue trong nghiên cứu này ghi nhận tổng phổ phối hợp vị thay vì định lượng đơn lẻ chỉ số mặn.

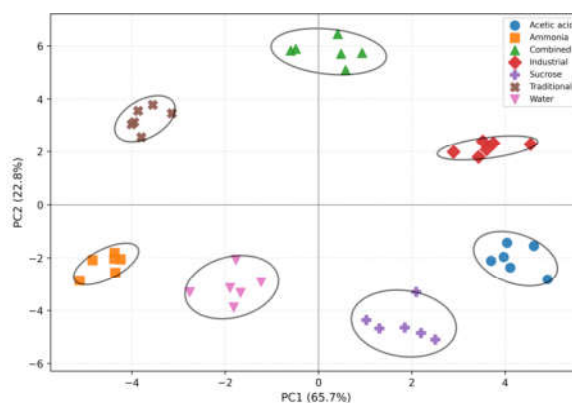


Hình 1. Biểu đồ điểm PCA của dữ liệu hệ thống E-nose (PC1 = 68,4%, PC2 = 21,9%, tổng phương sai được giải thích = 90,3%)

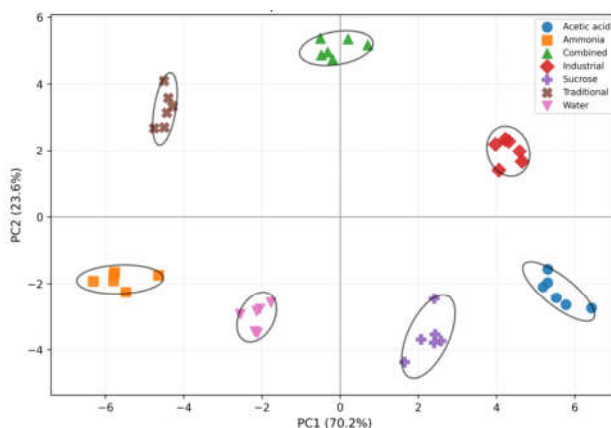
Dữ liệu của hệ thống E-tongue cho thấy khả năng phân biệt tốt giữa nước mắm truyền thống với các mẫu pha tạp, đặc biệt ở hai thuộc tính vị umami (giảm khi pha tạp) và vị đắng/vị chua (tăng mạnh khi pha ammoniac và axit). Sự khác biệt này bổ trợ cho dữ liệu từ hệ thống E-nose, tạo nền tảng cho kỹ thuật hợp nhất dữ liệu theo đặc trưng.

3.2. Phân tích thành phần chính (PCA)

Kết quả PCA từ dữ liệu E-nose, E-tongue và dữ liệu hợp nhất cho thấy hai thành phần chính đầu tiên giải thích từ 88,5% đến 93,8% tổng phương sai.



Hình 2. Biểu đồ điểm PCA của dữ liệu hệ thống E-tongue (PC1 = 65,7%, PC2 = 22,8%, tổng phương sai được giải thích = 88,5%)



Hình 3. Biểu đồ điểm PCA của dữ liệu hợp nhất theo đặc trưng (PC1 = 70,2%, PC2 = 23,6%, tổng phương sai được giải thích = 93,8%)

Các nhóm mẫu tách biệt rõ ràng trên không gian PCA. Nhóm nước mắm truyền thống (Traditional) tập trung ở vùng PC1 âm/PC2 dương, nước mắm công nghiệp (Industrial) tách về phía PC1 dương. Các nhóm pha tạp (pha nước cất - Water, pha đường - Sucrose, pha axit -Acetic acid, pha ammoniac - Ammonia,

pha tạp kết hợp - Combined) phân bố ở các vùng riêng biệt xa hai nhóm nguyên bản. Mô hình hợp nhất dữ liệu (Hình 3) cho khả năng phân tách cụm tốt nhất với khoảng cách rõ ràng và phương sai giải thích cao nhất (93,8%), chứng minh hiệu quả của việc kết hợp đồng thời thông tin mùi và vị.

Bảng 4. Tỷ lệ phương sai được giải thích bởi các thành phần chính

Thành phần	Hệ thống E-nose (%)	Hệ thống E-tongue (%)	Hợp nhất dữ liệu theo đặc trưng (%)
PC1	68,4	65,7	70,2
PC2	21,9	22,8	23,6
PC3	4,8	5,1	3,4
Tổng PC1+PC2	90,3	88,5	93,8
Tổng PC1+PC2+PC3	95,1	93,6	97,2

Kết quả trong Bảng 4 cho thấy hai thành phần chính đầu tiên (PC1 và PC2) đã giải thích phần lớn biến thiên của dữ liệu ở cả ba mô hình phân tích (E-nose, E-tongue, hợp nhất dữ liệu theo đặc trưng), với tổng phương sai đạt từ 88,5% đến 93,8%. Trong đó, mô hình hợp nhất dữ liệu theo đặc trưng cho giá trị tổng phương sai PC1+PC2 cao nhất (93,8%), cao hơn so với khi sử dụng riêng lẻ hệ thống E-nose (90,3%) và E-tongue (88,5%). Điều này cho thấy việc kết hợp dữ liệu từ hai hệ thống cảm biến giúp giữ lại nhiều thông tin đặc trưng hơn và nâng cao khả năng biểu diễn cấu trúc

dữ liệu đa chiều. Ngoài ra, tổng phương sai tích lũy của ba thành phần đầu tiên (PC1+PC2+PC3) trong mô hình hợp nhất đạt 97,2%, chứng tỏ phần lớn thông tin biến thiên của tập dữ liệu đã được mô tả chỉ với số lượng nhỏ thành phần chính. Kết quả này cho thấy phương pháp hợp nhất dữ liệu theo đặc trưng có tiềm năng cải thiện hiệu quả cho bước phân loại tiếp theo.

3.3. Hiệu quả của các mô hình phân loại

Dữ liệu hợp nhất mang lại hiệu quả phân loại cao hơn rõ rệt so với các tập dữ liệu đơn lẻ.

Bảng 6. Hiệu suất phân loại các nhóm mẫu nước mắm của mô hình LDA và SVM

Mô hình	Độ chính xác (%)	Độ nhạy (%)	Độ đặc hiệu (%)	Điểm F1 (%)
LDA (hệ thống E-nose)	91,2	89,5	92,8	90,1
LDA (hệ thống E-tongue)	89,6	87,8	91,4	88,7
SVM (hệ thống E-nose)	92,7	91,3	93,6	92,0
LDA - Dữ liệu hợp nhất	95,8	94,6	96,5	95,2
SVM - Dữ liệu hợp nhất	94,6	93,8	95,4	94,1

Kết quả tại Bảng 6 cho thấy các mô hình phân loại trên dữ liệu hợp nhất theo đặc trưng đạt hiệu quả cao hơn so với việc sử dụng riêng lẻ E-nose hoặc E-tongue. Mô hình LDA - Dữ liệu hợp nhất cho kết quả tốt nhất với độ chính xác 95,8%, độ nhạy 94,6%, độ đặc hiệu 96,5% và điểm F1-score 95,2%. SVM trên dữ liệu hợp nhất cũng đạt hiệu suất cao (94,6%), trong khi LDA và SVM sử dụng riêng E-nose cho kết quả tốt hơn

đáng kể so với E-tongue. Việc hợp nhất dữ liệu đã cải thiện độ chính xác trung bình khoảng 3,5-6,2% so với các hệ thống đơn lẻ, chứng tỏ tính hiệu quả của chiến lược hợp nhất dữ liệu trong việc phân biệt nước mắm thật và các mẫu bị pha tạp.

Để nâng cao hiệu suất phân loại, các mô hình trí tuệ nhân tạo (SVM-RBF và DNN) đã được áp dụng với hiệu suất thể hiện tại Bảng 7.

Bảng 7. Hiệu suất các mô hình trí tuệ nhân tạo trong phân loại nước mắm

Mô hình trí tuệ nhân tạo	Độ chính xác (%)	Độ nhạy (%)	Độ đặc hiệu (%)	Điểm F1 (%)	Thời gian huấn luyện
Máy vector hỗ trợ sử dụng hàm nhân (SVM-RBF)	94,6	93,8	95,4	94,1	12 giây
Mạng neuron sâu (DNN)	96,4	95,7	96,9	96,1	45 giây

Kết quả cho thấy mô hình DNN đạt hiệu suất cao hơn với độ chính xác 96,4% nhờ khả năng học được các đặc trưng phi tuyến tính phức tạp. Phân tích ma trận nhầm lẫn cho thấy mô hình DNN phân loại đúng 46/48 mẫu. Hai trường hợp phân loại sai xảy ra ở nhóm nước mắm pha nước và nhóm nước mắm pha tạp kết hợp, chiếm 4,2% tổng số mẫu. Các nhóm nước mắm truyền thống, nước mắm công nghiệp và nước mắm pha ammoniac được phân loại chính xác 100%.

Ma trận đặc trưng sau khi hợp nhất cấp độ đặc trưng (Feature-level Data Fusion) được đưa vào các mô hình toán học. Kết quả phân tích thành phần chính (PCA) chứng minh khả năng phân tách rõ rệt giữa các nhóm với tổng phương sai giải thích đạt 93,8%. Hiệu suất của các mô hình phân loại truyền thống và trí tuệ nhân tạo được tổng hợp cụ thể tại bảng 8.

Bảng 8. So sánh tổng hợp các mô hình phân loại

Mô hình phân loại	Độ chính xác (Tập huấn luyện) %	Độ chính xác (Tập kiểm chứng độc lập) %	Thời gian suy luận (s)
LDA (Phân tích biệt thức tuyến tính)	95,8	89,5	< 0,01
DNN (Mạng neuron sâu)	96,4	94,2	< 0,05

Mặc dù mô hình DNN yêu cầu chi phí tính toán cao hơn với thời gian huấn luyện ngoại tuyến (offline training) xấp xỉ 45 giây, tuy nhiên trong giai đoạn ứng

dụng thực tế (inference phase), thời gian phản hồi của mạng DNN rút ngắn dưới 0,05 giây, phù hợp cho các ứng dụng kiểm định thời gian thực.

Nghiên cứu cũng ghi nhận tỷ lệ phân loại sai xấp xỉ 4,2% ở tập dữ liệu nội bộ (tập trung vào sự nhầm lẫn giữa nhóm pha nước đơn thuần và nhóm pha tạp kết hợp). Nguyên nhân do sự tương đồng lớn trong mật độ ion hòa tan và áp suất hơi bão hòa của các hợp chất bay hơi ở hai nhóm này, làm các vector đặc trưng rơi vào vùng không gian chồng lấn (overlap). Hướng tiếp cận tiếp theo đòi hỏi phải phát triển các thuật toán trích xuất tính năng sâu hơn (feature engineering) để bóc tách các thành phần phi tuyến này.

3.4. Thảo luận

Độ chính xác cao từ mô hình LDA (95,8%) và DNN (96,4%) phù hợp với xu hướng ứng dụng cảm biến đa hệ hiện nay. So với các nghiên cứu của Calvini và Pigani, (2022), Chen và cộng sự (2024) đạt độ chính xác 90-94% trên thực phẩm lên men, hay Wang và Chen (2024) đạt 88-92% khi chỉ dùng E-nose cho nước mắm, chiến lược hợp nhất dữ liệu theo đặc trưng có khả năng khai thác đồng thời thông tin mùi và vị, từ đó cải thiện khả năng phân biệt giữa các nhóm mẫu. Hướng tiếp cận đồng bộ sử dụng cả hệ thống E-nose và E-tongue đã được chứng minh là công cụ mạnh trong việc thiết lập cấu trúc hồ sơ mùi-vị chuyển hóa phức tạp của các dòng nước mắm truyền thống (Chen và cộng sự, 2024).

Về năng lực nhận diện đặc trưng cốt lõi của nước mắm truyền thống, một vấn đề đặt ra là nước mắm truyền thống sở hữu hậu vị sâu nhờ hệ acid amin lên men tự nhiên phong phú mà công nghệ điện tử khó nhận diện được. Nghiên cứu này cho thấy ặc dù các cảm biến của hệ thống PEN3 và α -Astree II không định

lượng được từng cấu trúc acid amin cụ thể như sắc ký, nhưng thông qua dấu vân tay dữ liệu tích hợp đa chiều, các thuật toán thông minh đã gián tiếp mã hóa được “vân tay ion” và “vân tay hợp chất khí” đặc trưng sinh ra từ các acid amin này, cho phép phân biệt dòng truyền thống nguyên bản với dòng công nghiệp có độ chính xác cao.

IV. Kết luận

Nghiên cứu đã chứng minh tính khả thi của việc kết hợp công nghệ E-nose, E-tongue và mạng DNN trong việc phát hiện nhanh các hành vi pha tạp nước mắm tinh vi tại Việt Nam với độ chính xác đạt 94,2% trên tập kiểm chứng độc lập thực tế.

Hạn chế của đề tài: Nghiên cứu hiện tại mới khu trú ở quy mô phòng thí nghiệm. Việc đầu tư các hệ thống cảm quan điện tử tiêu chuẩn cao như PEN3 và α -Astree II có chi phí cao, cấu thành rào cản lớn cho việc áp dụng đại trà tại các nhà thùng vừa và nhỏ ở Việt Nam. Do đó, định hướng nghiên cứu tiếp theo sẽ tập trung vào việc thu nhỏ phần cứng, thiết kế các mảng cảm biến chuyên biệt giá thành thấp (portable e-senses).

Tài liệu tham khảo

- Adeyeye, S. A. A., & Adeyeye, B. R. (2025). Recent advances in electronic eye, electronic nose, and electronic tongue in sensory evaluation of food: A review. *Journal of Food Process Engineering*, 48(12), 70281.
- Banerjee, P., Sharma, A., Singh, R., & Bhaduri, D. (2021). Data fusion in electronic nose and electronic tongue for food quality assessment. *Trends in Food Science & Technology*, 112, 45-62.

- Calvini, R., & Pigani, L. (2022). Toward the development of combined artificial sensing systems for food quality evaluation: A review on the application of data fusion of electronic noses, electronic tongues and electronic eyes. *Sensors*, 22(2), 577.
- Chen, J., Wang, W., Jin, J., Li, H., Chen, F., Fei, Y., Wang, Y., (2024). Characterization of the flavor profile and dynamic changes in Chinese fish sauce (Yu-lu) based on electronic nose, SPME-GC-MS and HS-GC-IMS. *Food Research International*, 192, 114772.
- Hiệp hội Nước mắm truyền thống Việt Nam. (2026, ngày 9 tháng 6). *Kế hoạch số 32/KH-VATFI về việc triển khai phong trào thi đua “Đổi mới sáng tạo, chuyển đổi số, chuyển đổi xanh” và “Phát triển mạnh doanh nghiệp tư nhân, nâng cao hiệu quả doanh nghiệp nhà nước” trong Hiệp hội Nước mắm truyền thống Việt Nam. Hiệp hội Nước mắm truyền thống Việt Nam.*
- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal component analysis* (2nd ed.). Springer.
- Lu, L., Hu, Z., Hu, X., Li, D., Tian, S., (2022). Electronic tongue and electronic nose for food quality and safety. *Food Research International*, 162, Part B, 112214.
- Mahanti, N. K., Sahu, P. P., Mishra, B. K., & Nayak, R. R. (2024). Enhancing food authentication through E-nose and E-tongue technologies: Current trends and future directions. *Trends in Food Science & Technology*, 150(14), 104574.
- Peris, M., & Escuder-Gilabert, L. (2016). Electronic noses and tongues to assess food authenticity and adulteration. *Trends in Food Science & Technology*, 58, 40-54.
- Roy, M., Dutta, P., Chatterjee, S., & Das, S. (2022). Electronic nose for detection of food adulteration: A review. *Journal of Food Science and Technology*, 59(6), 2121-2135.
- Sarma, G.V.S.S, Harikumar, N., Bhemarajam, J., & Chavali, M. (2025). *Nanobiosensors for food storage and supply chain management*. Springer, pp. 237-268.
- Vanaraj, R., Bincy I.P., Mayakrishnan G., Kim I.S., Kim S.C. (2025). A systematic review of the applications of electronic nose and electronic tongue in food quality assessment and safety. *Chemosensors*, 13(5), 161.
- Wang, M., & Chen, Y. (2024). Electronic nose and its application in the food industry: A review. *European Food Research and Technology*, 250, 21-67.

APPLICATION OF ELECTRONIC NOSE (E-NOSE) AND ELECTRONIC TONGUE (E-TONGUE) FOR ADULTERATION DETECTION OF VIETNAMESE FISH SAUCE

Do Phuong Khanh¹, Nguyen Thanh Chung¹, Nguyen Thi Huong¹,
Nguyen Thi Hue¹, Dang Bao Son¹

Abstract: *This study evaluated the effectiveness of combining an electronic nose (E-nose) and electronic tongue (E-tongue) using feature-level data fusion to differentiate and detect the adulteration of fish sauce. To mitigate the risk of overfitting stemming from the initial 48-sample dataset, a data augmentation technique employing white Gaussian noise was applied to expand the dataset to 240 samples, which was further combined with an external validation set of 14 commercial samples. Principal Component Analysis (PCA) demonstrated that the fused data provided the optimal representation, with the cumulative explained variance of PC1 and PC2 reaching 93.8%. The classification models achieved high performance; specifically, the Deep Neural Network (DNN) model attained an accuracy of 96.4% on the training set and 94.2% on the external validation set, with an inference time of under 0.05 seconds. Furthermore, the study elucidated the ionization interaction mechanism on the surface of the MQ135 sensor and the capacity for indirect identification of complex amino acids that contribute to the deep aftertaste of traditional fish sauce. These findings confirm that this approach holds great potential for rapid and non-destructive quality control of fish sauce.*

Keywords: *E-nose, E-tongue, Feature-level Data Fusion, fish sauce, adulteration detection*

¹ Institute of Biological and Food Technology, Hanoi Open University, Hanoi, Vietnam