KFAS 한국수산과학회지 Korean Journal of Fisheries and Aquatic Sciences
한수지 59(5), 491-503, 2026

Review
Korean J Fish Aquat Sci 59(5),491-503,2026

수산물 품질 및 안전성 평가를 위한 AI 기반 센싱 기술

심은지 · 현지민 · 김재일 · 류보미*

국립부경대학교 수산과학대학 식품영양학전공

Artificial Intelligence-Enabled Sensing for Seafood Quality and Safety Assessment

Eunji Sim, Jimin Hyun, Jae-Il Kim and Bomi Ryu*

Department of Food Science and Nutrition, Pukyong National University, Busan 48513, Republic of Korea

Seafood is highly susceptible to quality deterioration and safety risks during post-harvest handling and storage, creating a growing demand for rapid, non-destructive, and reliable assessment technologies. This review critically examines recent advances in sensing technologies combined with artificial intelligence (AI) for seafood quality and safety, with emphasis on computer vision, spectroscopy and hyperspectral imaging, electronic sensing and biosensing, and multimodal data fusion. Computer vision is particularly useful for quantifying visible quality changes, whereas spectroscopic approaches provide information on physicochemical and biochemical alterations. Electronic sensing and biosensing enable the detection of spoilage-related patterns and target-specific safety hazards. Recent studies have increasingly integrated multiple sensing modalities through data-, feature-, and decision-level fusion to capture complementary aspects of seafood deterioration. However, improved model accuracy does not necessarily translate into robust real-world performance. Major limitations remain with respect to dataset size, biological replication, target definition, external validation, instrument dependency, explainability, and environmental variability. Future research should therefore prioritize generalizable and interpretable models, rational sensor combinations, and validation across species, batches, instruments, and processing environments. Sensing combined with AI has strong potential to support practical seafood quality control and safety screening once its performance has been demonstrated beyond laboratory-scale proof of concept.

Keywords: Artificial intelligence, Multimodal data fusion, Seafood quality, Seafood safety, Sensing technology

서 론

수산물은 양질의 단백질과 필수지방산을 공급하는 중요한 식품자원이지만, 수분활성도가 높고 단백질 및 불포화지방산 함량이 높아 저장 중 품질 저하가 빠르게 진행되는 대표적인 고부패성 식품이다. 수확 이후에는 내인성 효소에 의한 자가분해, ATP 관련 화합물의 분해, 단백질 변성, 지질산화, 수분 이동 및 미생물 증식이 동시에 일어나며, 이러한 변화는 색, 냄새, 맛, 조직감 및 상품성의 저하로 이어진다. 또한 일부 미생물학적 변화는 생체아민(biogenic amine) 형성이나 병원성 미생물의 증식과 연계될 수 있어, 수산물의 품질 저하는 식품안전성과도 밀접한 관련이 있다. 따라서 수산물 평가는 단순한 신선도 판별을 넘어 부패, 미생물학적 상태, 산화, 위해요인 및 진위성을 함께 고려하는 방향으로 확대될 필요가 있다. 전통적으로 수산물의 신선도와 품질은 관능평가, total volatile basic nitrogen (TVB-N), trimethylamine (TMA), K-value, pH, 지질산화 지표 및 미생물수 등을 이용하여 평가해 왔다. 이러한 방법은 신뢰성 있는 기준값을 제공하지만, 상당수의 분석법은 파괴적이고 전처리와 전문인력이 필요하며 분석시간이 길다는 한계가 있다. 또한 대량의 수산물을 생산·가공하는 현장에서 모든 제품을 연속적으로 평가하기 어렵기 때문에, 신속하고 비파괴적이며 현장 적용이 가능한 분석기술에 대한 요구가 증가하고 있다. 이러한 한계는 기존 수산물 신선도 센싱 관련 리뷰에서도 반복적으로 지적되어 왔다(Franceschelli et al., 2021).

***Corresponding author:** Tel: +82. 51. 629. 5858
E-mail address: bmryu@pknu.ac.kr

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

https://doi.org/10.5657/KFAS.2026.0491
Korean J Fish Aquat Sci 59(5), 491-503, October 2026
Received 25 August 2026; **Revised** 21 September 2026; **Accepted** 21 September 2026
저자 직위: 심은지(대학원생), 현지민(연구교수), 김재일(교수), 류보미(교수)

이에 따라 최근 수산물 품질 및 안전성 평가에서는 RGB imaging과 computer vision, near-infrared (NIR), Raman 및 fluorescence spectroscopy, hyperspectral imaging (HSI), electronic nose (e-nose), electronic tongue (e-tongue), 전기화학센서 및 바이오센서와 같은 비파괴 센싱 기술이 활발히 연구되고 있다. RGB 영상은 외관의 색상과 형태학적 변화를 분석하는 데 적합하며, 분광학은 조직의 화학적·구조적 변화를 반영하는 분광학적 지문을 제공한다. HSI는 공간정보와 분광정보를 동시에 제공하고, 전자 센싱은 수산물 부패와 관련된 휘발성 또는 용해성 화학 패턴을 측정할 수 있다. 이러한 기술은 기존의 습식화학 분석과 비교하여 신속성과 비파괴성 측면에서 장점을 가지지만, 동시에 고차원적이고 복잡한 데이터를 생성한다(Prabhakar et al., 2020).

이러한 복잡한 센싱 데이터를 해석하기 위한 핵심 도구로 인공지능(artificial intelligence, AI)과 머신러닝(machine learning, ML)이 빠르게 도입되고 있다. Principal component analysis (PCA), partial least-squares regression (PLSR)과 같은 화학계량학 기법뿐 아니라 support vector machine (SVM), random forest (RF), artificial neural network (ANN), convolutional neural network (CNN) 및 앙상블 학습이 다양한 센싱 데이터와 결합되어 신선도, 부패, 산화, 미생물 상태 및 진위성을 예측하고 있다. AI의 역할은 단순히 예측 정확도를 높이는 데 그치지 않고, 영상, 분광정보, 휘발성 성분 및 물리화학적 정보와 같이 서로 다른 구조를 갖는 데이터를 수산물의 품질 및 안전성과 관련된 의사결정 정보로 변환하는 데 있다(Saeed et al., 2022).

그러나 하나의 센싱 모달리티만으로 수산물의 품질 변화를 완전히 설명하기는 어렵다. 수산물의 신선도와 부패는 시각적 변화, 단백질 및 뉴클레오타이드 분해, 지질산화, 휘발성 대사산물 생성, 수분분포 변화 및 미생물 증식이 동시에 진행되는 다차원적 과정이기 때문이다. 예를 들어 RGB 영상은 외관 변화를 잘 포착하지만 내부 화학변화에는 제한적이며, 분광학은 분자적 변화에 민감하지만 외관과 공간적 변화를 충분히 반영하지 못할 수 있다. 이러한 단일센서의 한계를 보완하기 위해 최근에는 영상과 분광학, e-nose와 e-tongue, NIR과 Raman, e-nose와 low-field nuclear magnetic resonance (LF-NMR) 등 서로 다른 센싱 모달리티를 통합하는 융합이 중요한 연구방향으로 부상하고 있다. 이러한 데이터 융합은 원시 데이터를 직접 결합하는 센서 수준 융합(sensor-level fusion), 각 센서에서 추출한 특징을 통합하는 특징 수준 융합(feature-level fusion), 그리고 개별 모델의 예측 결과를 최종적으로 결합하는 의사결정 수준 융합(decision-level fusion)으로 구분할 수 있다. 이러한 접근의 핵심은 단순히 센서 수를 증가시키는 것이 아니라, 시각적·화학적·휘발성·구조적 정보 간의 상보성을 AI가 효과적으로 활용하도록 하는 것이다(Fig. 1). 다만 센서 수가 증가할수록 비용, 보정, 센서 드리프트, 데이터 동기화 및 계산 복잡성도 증가하므로, 센서 융합 시스템의 성능은 가장 우수한 단일센서 모델 대비 실제로 의미 있는 향상을 제공하는지 함께 평가해야 한다.

기존 리뷰들은 수산물 신선도의 전통적·신규 분석법, 분광학 및 HSI, 전자 센싱, 바이오센서, 또는 센서와 ML의 결합을 각각 다루어 왔다(Cardoso et al., 2021; Zompanti et al., 2021). 따라서 단순히 AI 또는 새로운 센싱 기술의 적용사례를 정리하는 것만으로는 충분한 차별성을 확보하기 어렵다. 본 리뷰는 이에 따라 수산물 품질 및 안전성 평가를 위한 AI 기반 센싱을 컴퓨터 비전, 분광학 및 HSI, 전자 센싱, 그리고 센서 수준 융합의 통합적 관점에서 분석하고자 한다. 특히 각 센싱 모달리티가 어떠한 품질 및 안전성 정보를 제공하는지, 어떠한 ML 또는 딥러닝 모델과 결합되는지, 그리고 단일센서에서 센서 수준 융합으로의 전환이 실제 예측성능과 강건성 향상으로 이어지는지를 비판적으로 비교한다. 또한 본 리뷰는 AI 모델의 우수성을 정확도 또는 R^2와 같은 단일 성능지표만으로 판단하지 않고, 표본 규모, 생물학적 반복, 독립적 외부 검증, 종 간 일반화 가능성, 장비 의존성, 설명 가능성 및 실험실-산업 현장 전환 가능성을 함께 고려한다. 궁극적으로 본 리뷰는 “어떤 알고리즘이 가장 높은 정확도를 보이는가?”보다 “어떤 센싱 모달리티와 AI 모델의 조합이 다양한 실제 조건에서도 신뢰성 있고 실용적인 수산물 품질 및 안전성 정보를 제공할 수 있는가?”라는 질문에 초점을 두고, 향후 강건하고 일반화 가능한 AI 기반 수산물 센싱 시스템의 발전 방향을 제시하고자 한다.

리뷰의 범위 및 문헌 선정

본 리뷰는 체계적 문헌고찰(systematic review)이나 메타분석(meta-analysis)이 아닌 서술적·비판적 리뷰(narrative/critical review)로 구성하였다. 문헌 범위는 2015–2026년에 발표된 동료심사 논문을 중심으로 설정하였으며, 2015년 이전 문헌은 센싱 원리 또는 방법론적 기반을 제공하는 경우에 한해 포함하였다. 주요 검토 대상은 수확 후 수산물의 품질, 안전성 및 진위성과 직접 관련된 컴퓨터 비전, 분광학/HSI, 전자 센싱/바이오센싱 융합 연구이다. 문헌 선정에서는 실제 수산물 시료에 센싱 기술과 화학계량학, ML 또는 딥러닝 접근법을 적용한 연구와 해당 분야의 핵심 리뷰를 우선적으로 포함하였다. 반면 양식 생산 모니터링, 일반적인 물류 또는 공급망 최적화는 수확 후 품질·안전성 센싱과 직접 연결되지 않는 경우 범위에서 제외하였다. 문헌의 종합은 통합 효과크기 산출보다 센서-예측대상-모델의 연결, 검증 전략, 일반화 가능성, 설명 가능성 및 산업적 적용 가능성을 비판적으로 비교하는 데 초점을 두었다.

AI 기반 수산물 품질 및 안전성 평가의 기본 프레임워크

AI 기반 수산물 품질 및 안전성 평가는 단순히 특정 센서나 알고리즘을 적용하는 것이 아니라, 수산물에서 발생하는 물리적·화학적·생물학적 변화를 측정하고 이를 품질 및 안전성과 관련

된 정보로 변환하는 과정으로 이해할 수 있다. RGB 영상, 분광 신호, 휘발성 화합물 패턴, 전기화학적 반응, 물리화학적 지표 및 미생물학적 측정값 등은 서로 다른 측면의 품질 변화를 반영하며, AI와 ML은 이러한 복잡하고 이질적인 데이터를 해석하여 신선도, 부패 정도, 안전성 위험 및 진위성을 예측하는 분석 도구로 활용된다. 수산물은 높은 수분활성도와 단백질 및 불포화지방산 함량으로 인해 저장 중 미생물 성장, 효소적 분해, 지질산화 및 수분 이동이 빠르게 진행된다. 따라서 수산물의 품질 및 안전성은 단일 지표로 설명하기 어려우며, AI 기반 분석에서도 사용되는 알고리즘 자체보다 어떠한 품질 또는 안전성 특성을 예측 대상으로 설정하고, 이를 어떤 센싱 모달리티와 연결하는가가 중요하다.

수산물 품질 및 안전성의 주요 예측 대상

수산물 AI 연구의 주요 예측 대상은 크게 품질 특성과 안전성 특성으로 구분할 수 있다. 품질 측면에서는 신선도/부패, 색, 조직감, 냄새, 지질산화 및 유통기한이 주요 예측 대상이며, 이들은 미생물 성장, ATP 관련 화합물 분해, 단백질 변성, 휘발성 염기성 화합물 생성 및 수분 이동과 같은 복합적 변화의 결과로 나타난다. 관능평가, K-value, TVB-N, TMA, 미생물수 및 지질산화 지표가 대표적인 기준지표로 사용되며, RGB 영상, HSI, NIR/Raman 분광학, e-nose/e-tongue 등의 센싱 데이터를 이용해 이를 직접 또는 간접적으로 예측한다. 각 센싱 모달리티는 이러한 품질 저하의 서로 다른 측면을 반영한다. 컴퓨터 비전은 주로 외관과 색 변화를, HSI/NIR/LF-NMR은 조직구조·수분 및 화학적 변화를, e-nose/e-tongue는 휘발성 및 용해성 화학 지문을 포착한다. 유통기한 예측은 이러한 현재 상태의 평가에 시간 정보를 결합하여 잔여 유통 가능 기간을 추정하는 방향으로 확장될 수 있다. 그러나 신선도의 정의는 연구마다 다르다. 일부 연구는 저장일수를 fresh, acceptable 및 spoiled 등급의 기준으로 사용하는 반면, 다른 연구는 TVB-N, K-value, 미생물수 또는 관능평가 점수를 기준으로 한다. 따라서 분류 정확도를 비교할 때에는 신선도 등급이 어떠한 기준지표와 기준값에 의해 정의되었는지를 함께 평가해야 한다.

안전성 측면의 주요 예측 대상은 미생물 오염 및 특정 병원체, 히스타민(histamine)을 포함한 생체아민, 해양독소, 중금속, 항생제 잔류물과 같은 화학적 오염물질, 그리고 식품 위·변조 및 어종 대체이다. 총 미생물수와 특정 병원체의 존재는 구분하여 해석해야 하며, 안전성 적용은 전체 정확도보다 민감도, 특이도, 검출한계 및 위음성률과 같은 지표를 중시할 필요가 있다.

또한 필레, 냉동 또는 가공제품에서는 원래 어종이나 가공이력을 육안으로 확인하기 어려우므로 영상, NIR, Raman, Fourier transform infrared, fluorescence 및 기타 분자 지문과 AI를 결합한 진위성 선별이 활용될 수 있다(Ren et al., 2023). 이러한 선별은 DNA 또는 정밀분석 기반 확인시험법과 단계적으로 연계하는 방식이 실용적이다.

품질과 안전성은 개념적으로 구분되지만 실제로는 밀접하게 연결되어 있다. 미생물 성장이나 온도 관리 실패는 외관과 냄새 등 품질을 저하시키는 동시에 병원체 증식 또는 히스타민 형성과 같은 안전성 위험을 높일 수 있다. 반대로 외관상 신선한 제품이라도 병원성 미생물, 독소 또는 화학적 오염물질을 포함할 수 있으므로 감각적 품질만으로 안전성을 판단할 수 없다.

따라서 AI 기반 수산물 평가는 하나의 신선도 분류모델 개발에 한정되기보다, 품질 상태와 안전성 위험을 구분하면서도 상호 연계하여 평가할 수 있는 분석체계를 구축하는 방향으로 발전할 필요가 있다. 이를 종합하면, AI 성능은 알고리즘의 종류뿐 아니라 예측 대상을 어떻게 정의하고 어떤 기준지표와 연결하는지에 크게 좌우된다. 동일한 센싱 신호라도 TVB-N, K-value, 저장일수 또는 관능평가 중 어떤 지표를 기준으로 학습시키는가에 따라 모델이 의미하는 '신선도'가 달라질 수 있다.

AI 및 ML 접근법

수산물 품질 및 안전성 평가에서 생성되는 데이터는 영상, 분광학적 지문, 전자센서 반응 및 물리화학적 측정값 등 구조가 크게 다르다. 따라서 모델 선택은 알고리즘의 최신성보다 데이터 규모와 차원, 비선형성, 공간·시간적 구조 및 예측 목적에 의해 결정되어야 한다.

표본 수가 제한되고 변수 간 공선성이 큰 분광·센서 데이터에서는 PCA, PLSR/partial least-squares discriminant analysis와 같은 화학계량학 기법이 차원 축소, 정량 예측 및 기준선 모델로 유용하며(Khoshnoudi-Nia and Moosavi-Nasab, 2019b; Atanassova et al., 2024), 비선형 관계가 강한 이질적 센서 데이터에서는 SVM/support vector regression (SVR), RF, ANN 및 부스팅 계열이 활용될 수 있다(Li et al., 2023; Fan et al., 2025).

RGB와 HSI처럼 공간구조가 중요한 데이터에서는 CNN 계열이, 순차적 분광정보에는 long short-term memory/attention 계열이 적합할 수 있으며, 전이학습은 제한된 라벨 데이터와 domain shift를 보완하는 전략으로 활용된다(Liu et al., 2023; Hao et al., 2025). 그러나 복잡한 딥러닝 구조가 전통적인 화학계량학 또는 ML보다 일관되게 우수하다는 근거는 제한적이다. 따라서 모델의 선택은 데이터 규모, 예측 대상, 검증 설계, 설명가능성 및 실제 현장 조건을 함께 고려해야 한다. Table 1은 각 모델군의 적합한 데이터 구조, 주요 한계 및 대표 적용을 비교하며, Table 2는 본 리뷰에서 다룬 대표 원저의 시료 규모, 자료 분할 방법, 외부 검증 여부 및 주요 성능지표를 정리한 것이다.

AI 기반 수산물 품질 및 안전성 평가를 위한 첨단 센싱 기술

AI 기반 수산물 품질 및 안전성 평가에서 센싱 기술의 가치는 단순히 데이터의 종류가 아니라, 관심 있는 품질·안전성 변화가 해당 신호에 얼마나 직접적으로 반영되는가에 의해 결정된다. 따라서 이 절에서는 주요 센싱 플랫폼을 측정 원리, 정보의

깊이, 적용 대상 및 AI와의 결합 가능성이라는 관점에서 비교한다. 이러한 비교는 특정 기술의 절대적 우열보다 각 기술이 어떤 조건에서 가장 유용한지를 파악하는 데 목적이 있다(Franceschelli et al., 2021). Fig. 1이 AI 기반 평가의 전체 흐름과 융합 수준을 개념적으로 보여준다면, Fig. 2는 개별 센싱 모달리티가 포착하는 정보와 주요 적용 대상을 비교한 것이다.

수산물 품질 평가를 위한 컴퓨터 비전 및 딥러닝

컴퓨터 비전은 디지털 영상으로부터 수산물의 색상, 형태, 표면구조 및 기타 시각적 특징을 정량적으로 추출하여 품질을 평가하는 기술이다. 어류와 갑각류에서는 저장 중 어안의 혼탁, 아가미와 피부의 변색, 표면 탈수 및 조직 외관 변화 등이 발생하기 때문에 이러한 시각적 정보는 신선도 및 품질 저하를 나타내

Table 1. Comparison of major chemometric and AI/ML approaches for seafood quality and safety assessment

Method	Suitable data and analytical purpose	Major limitations	Representative seafood applications	References
PCA / PLSR / PLS-DA	Small- to medium-sized spectroscopy/sensor datasets; dimensionality reduction, quantitative prediction, and classification	PCA is not a predictive model; PLS-based methods are mainly linear and may be limited for complex nonlinear relationships	NIR/HSI/Raman-based prediction of TVB-N, microbial count, K-value, sensory score, and freshness classification	(Khoshnoudi-Nia and Moosavi-Nasab, 2019b; Atanassova et al., 2024; Fan et al., 2025)
SVM / SVR	High-dimensional data with many variables relative to sample size; nonlinear classification and regression	Sensitive to kernel and hyperparameter selection; limited interpretability	Freshness classification and quality-index prediction	(Khoshnoudi-Nia and Moosavi-Nasab, 2019b)
Random forest (RF)	Heterogeneous spectral, electronic-sensor, physicochemical, or multimodal variables	Model complexity increases with the number of trees and parameters; not directly suited to raw-image analysis	E-nose/e-tongue/color data fusion, K-value, oxidation, and freshness prediction	(Fan et al., 2025; Kumaravel et al., 2025)
ANN / MLP	Sensor responses, spectroscopy, physicochemical, and fused data with complex nonlinear relationships	Risk of overfitting in small datasets; architecture and hyperparameter optimization required	TVB-N, microbial load, sensory quality, shelf-life, and freshness prediction	(Khoshnoudi-Nia and Moosavi-Nasab, 2019b)
CNN	RGB images, HSI, and spectral/image data with spatial structure	Requires relatively large training datasets and computational resources; generalization may be affected by environmental variation	Image-based freshness classification and species recognition	(Hao et al., 2025; Jiang et al., 2026)
RNN / LSTM / Attention	Temporal or sequential data, Raman/spectral sequences, and storage-related changes	Complex training structure and increased data requirements; relatively difficult to interpret	Shelf-life and storage-time prediction, Raman-based shrimp freshness, and sequential quality monitoring	(Liu et al., 2023)
Transfer learning	Image or deep-learning tasks with limited seafood-specific labeled data	Performance may decrease when source and target domains differ substantially; fine-tuning and external validation required	Fish/shrimp image freshness classification, species recognition, and cross-species model transfer	(Fan et al., 2025; Hao et al., 2025)
Ensemble / boosting	Complex heterogeneous datasets or multimodal fusion	Higher computational complexity; individual variable–prediction relationships may be difficult to interpret	Multisensor fusion and freshness/quality-index prediction	(Li et al., 2023)
Transformer / advanced attention	HSI, long-range spectral dependencies, multimodal, and time-series data	High data and computational requirements; externally validated seafood studies remain limited	Emerging HSI analysis, spectral–image fusion, and multimodal freshness assessment	(Ergün, 2025; Jiang et al., 2026)

AI, Artificial intelligence; ML, Machine learning; PCA, Principal component analysis; PLSR, Partial least-squares regression; PLS-DA, Partial least-squares discriminant analysis; PLS, Partial least squares; NIR, Near-infrared; HSI, Hyperspectral imaging; TVB-N, Total volatile basic nitrogen; SVM, Support vector machine; SVR, Support vector regression; E-nose, Electronic nose; e-tongue, Electronic tongue; ANN, Artificial neural network; MLP, Multilayer perceptron; CNN, Convolutional neural network; RNN, Recurrent neural network; LSTM, Long short-term memory.

Table 2. Validation design, generalizability and performance reported in representative AI-enabled seafood quality sensing studies

Study	Species / target	Biological units and observations	Data split / validation	External / cross-species	Key performance	Fusion gain vs. best unimodal
Hao et al. (2025)	Marine shrimp (species NR); 4 TVB-N-based grades	500 shrimp from one market; TVB-N on 4 shrimp/day for 13 days; 1,746 original images (augmented)	Image-level stratified train/test with 10% validation hold-out; day-level TVB-N label shared by all images of that day	No / No	Test accuracy 93%	N/A (RGB imaging only)
Jiang et al. (2026)	Atlantic salmon *Salmo salar*; TVB-N, TVC	480 independent samples; single origin/batch	Sample-grouped 70:15:15 split	No / No	R^2_P 0.972 (TVB-N) and 0.972 (TVC); ≥0.95 with 30 SPA wavelengths	N/A (HSI only)
Fan et al. (2025)	Bighead carp *Hypophthalmichthys nobilis* and rainbow trout *Oncorhynchus mykiss*; TVB-N, K-value, TVC; 3 classes	186 fish per species stored at 5 temperatures; 6 fish per sampling point	0, 8, 12, 16°C data split 4:1 (training:calibration); 4°C data held out as test set; augmentation of training data	No independent site / Yes (fine-tuned transfer between species)	PCA-RF R^2 0.85–0.98; EEM-CNN accuracy 93.8% and 90.5%; cross-species 88.5–89.3%	N/A (single sensing platform)
Kashani Zadeh et al. (2023)	Atlantic salmon *S. salar*, coho salmon *Oncorhynchus kisutch*, chinook salmon *Oncorhynchus tshawytscha* and sablefish *Anoplopoma fimbria*; freshness class	4 fillets; 300 points per fillet every 2 days for 14 days (8,400 measurements per mode)	Cross-validation; model trained on one fillet and tested on another	Independent fillet within study / Multiple species	Fusion accuracy 95%	+26, +10 and +9 pp vs. FL, VIS-NIR and SWIR
Chen et al. (2024)	Grouper *Epinephelus coioides*; K-value, TVB-N	292 hourly data points over 72 h at 10°C; number of fillets NR	Internal validation under controlled storage	No / No	MLR R^2 0.93, RMSE 1.47	Not reported
Li et al. (2023)	Horse mackerel *Trachurus japonicus*; K-value, TBA, carbonyl, Ca^{2+}-ATPase	90-day frozen storage of whole fish; number of fish NR	Calibration/test split	No / No	R^2_P 0.936 (K-value, RFR) to 0.994 (TBA, XGBoost)	Higher explained variance of fused data; predictive gain not quantified
Yu et al. (2026)	Atlantic salmon *S. salar* and whiteleg shrimp *Penaeus vannamei*; TVC, TVB-N, TBARS	Two species; sample size NR	Internal validation under controlled storage	No external supply-chain validation	Bimodal R^2>0.95	Not consistently quantified
Zou et al. (2025)	Salmon (species NR); comprehensive freshness index	Spectral and texture features; sample size NR	Internal model validation	No / No	Fusion R^2 0.975	Compared with component models

AI, Artificial intelligence; NR, Not reported; TVB-N, Total volatile basic nitrogen; N/A, Not applicable; TVC, Total viable count; R^2_P, Coefficient of determination of the prediction set; SPA, Successive projections algorithm; HSI, Hyperspectral imaging; PCA, Principal component analysis; RF, Random forest; R^2, Coefficient of determination; EEM, Excitation–emission matrix; CNN, Convolutional neural network; pp, Percentage points; FL, Fluorescence; VIS-NIR, Visible–near-infrared; SWIR, Short-wave infrared; MLR, Multiple linear regression; RMSE, Root mean square error; TBA, Thiobarbituric acid; RFR, Random forest regression; TBARS, Thiobarbituric acid reactive substances.

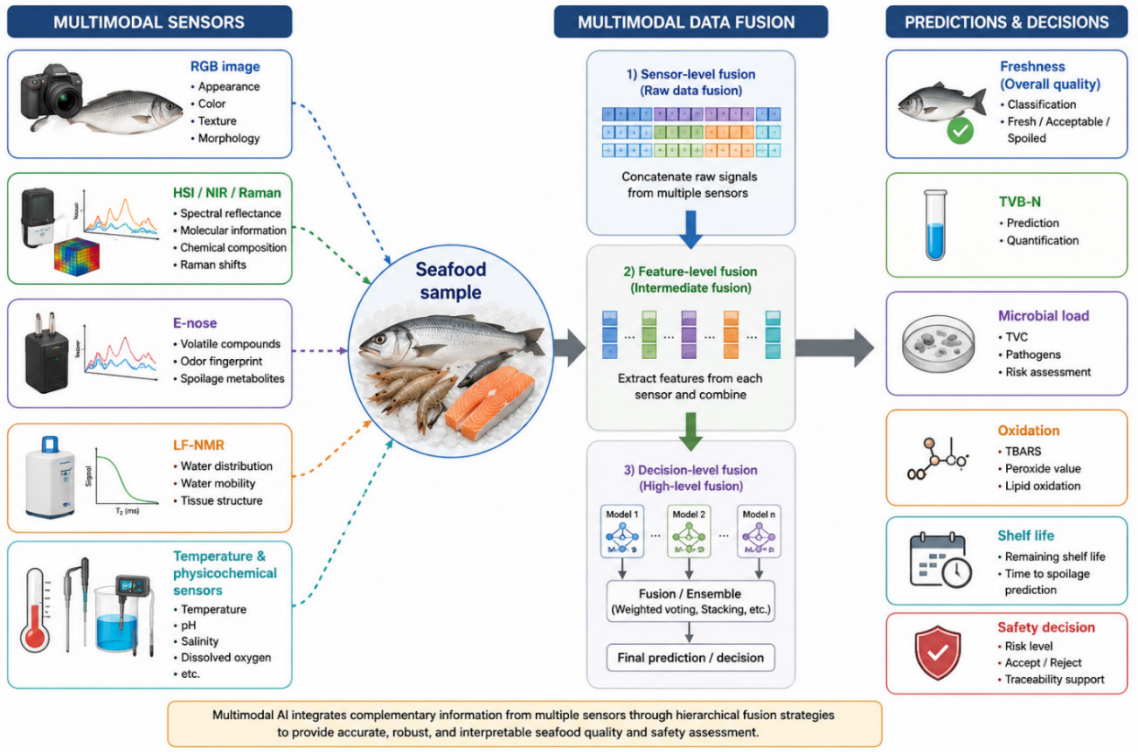


Fig. 1. Conceptual framework of artificial intelligence (AI)-enabled seafood quality and safety assessment. This figure illustrates the integration of computer vision, spectroscopy/hyperspectral imaging (HSI), electronic sensing, and physicochemical data with AI and machine learning to overcome the high perishability of seafood and the limitations of conventional sensory, chemical, and microbiological analyses. It also presents a multimodal data-fusion framework at the sensor, feature, and decision levels, in which complementary information is integrated to predict seafood quality and safety attributes, including freshness, spoilage, lipid oxidation, shelf life, microbial contamination, and pathogens. NIR, Near-infrared; E-nose, Electronic nose; LF-NMR, Low-field nuclear magnetic resonance; TVB-N, Total volatile basic nitrogen; TVC, Total viable count; TBARS, Thiobarbituric acid reactive substances.

는 유용한 지표가 될 수 있다(Franceschelli et al., 2021; Zheng et al., 2026). 초기 연구가 RGB/HSV/CIELAB 기반의 색상, 질감 및 형태학적 특징을 수작업으로 추출한 뒤 전통적 ML을 적용했다면, 최근에는 CNN과 전이학습을 통해 이러한 공간적 특징을 자동으로 학습하는 방향으로 발전하고 있다(Hao et al., 2025; Zheng et al., 2026).

현재까지의 연구를 종합하면 컴퓨터 비전의 실질적 강점은 특정 알고리즘 자체보다, 품질 저하와 함께 변화하는 시각적 표현형을 신속하고 객관적으로 표준화하는 데 있다. 예를 들어 Hao et al. (2025)은 새우의 TVB-N 기준 신선도 등급을 영상으로 분류하기 위해 단일 시장에서 구입한 새우 500마리를 0°C에 저장하면서 일별 4마리의 TVB-N 측정값을 해당 날짜 전체 영상의 라벨로 사용하여 1,746개의 원본 영상을 구축하고, 데이터 증강 후 영상 단위의 층화 학습·시험 분할을 적용하여 93%의 시험 정확도를 보고하였다. 그러나 이는 동일한 실험 조건에서 구축된 데이터셋을 이용한 내부 검증으로, 독립된 생산 배치·촬영 장비 또는 다른 어종을 이용한 외부 검증과 종 간 전이성은 평가하지 않았다. 반면 Zheng et al. (2026)은 원저가 아닌 컴퓨터 비전 분야의 리뷰로서, 조명·배경·카메라 조건의 표준화와 외부 검증 및 실제 배치 가능성을 향후 핵심 과제로 제시하였다. 따라서 영상 기반 모델의 높은 내부 정확도는 영상 획득 조건이 달라지는 실제 환경에서의 일반화 성능과 구분하여 해석해야 하며, 독립 배치, 장비 및 어종 수준의 검증이 우선적으로 요구된다.

또한 설명가능 AI는 모델이 실제로 어안, 아가미 또는 변색 부위처럼 생물학적으로 의미 있는 영역을 판단 근거로 사용하는지 확인하는 데 활용될 수 있다(Zheng et al., 2026). 결국 컴퓨터 비전의 활용 가치는 '더 복잡한 비전 모델' 자체보다, 시각적 변화가 실제 품질 저하를 얼마나 일관되게 반영하고 이러한 관계가 다양한 촬영·시료 조건에서도 유지되는지에 의해 결정된다.

AI와 결합된 분광학 및 초분광 영상 기술

분광학은 저장 중 변화하는 수분, 단백질, 지질, 색소 및 분해 산물과 관련된 분광학적 지문을 이용하여 수산물의 물리적·화

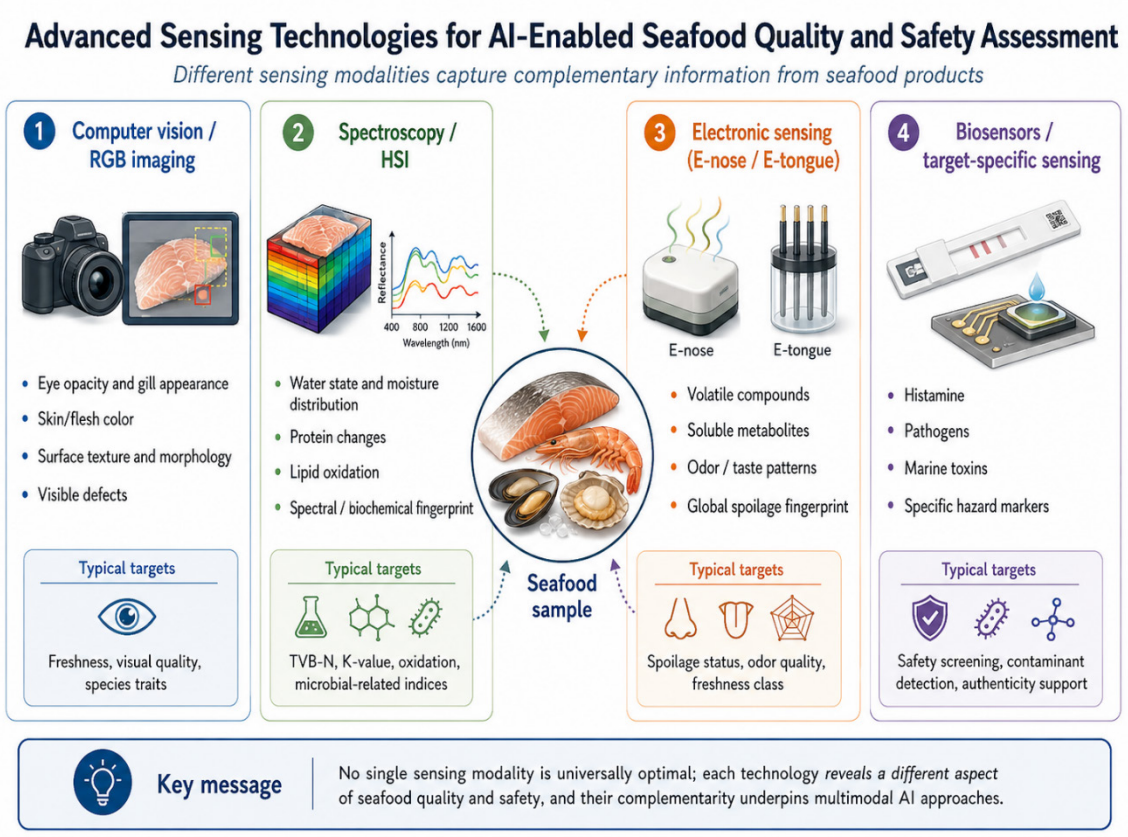


Fig. 2. Major advanced sensing technologies for artificial intelligence (AI)-enabled seafood quality and safety assessment. This figure presents a conceptual overview of major sensing technologies used for seafood quality and safety assessment, including computer vision/RGB imaging, spectroscopy and hyperspectral imaging (HSI), electronic nose (e-nose), electronic tongue (e-tongue), and biosensors. These technologies capture visual, chemical, volatile, and target-specific information that can be used to evaluate freshness, spoilage, oxidation, microbial status, safety, and authenticity. Each sensing modality provides distinct information on seafood quality and safety, and their complementary characteristics provide the basis for subsequent multimodal AI approaches. Whereas Fig. 1 summarizes the overall assessment workflow and data-fusion levels, this figure compares the individual sensing modalities and the type of information each provides. TVB-N, Total volatile basic nitrogen.

학적 상태를 비파괴적으로 평가한다(Fig. 2; Franceschelli et al., 2021). visible–near-infrared (VIS-NIR)을 중심으로 PLSR, SVM/SVR, ANN 등의 모델이 TVB-N, 미생물수, 지질산화 및 관능품질과 같은 신선도 관련 지표의 예측에 활용되어 왔다(Khoshnoudi-Nia and Moosavi-Nasab, 2019b). 이러한 연구를 종합하면 분광학의 핵심은 특정 AI 모델의 우수성보다, 분광정보와 기준지표 사이의 관계를 안정적으로 모델링하는 데 있으며, 실제로 예측변수에 따라 최적 모델이 달라질 수 있다. HSI는 이러한 화학정보에 공간정보를 결합한다는 점에서 일반 점 측정 분광학과 구별된다. 화소 수준 분광정보를 이용하면 TVB-N, thiobarbituric acid, 색 또는 산화 관련 변화를 정량적으로 예측하는 동시에 시료 내 분포를 시각화할 수 있다(Wang et al., 2021, 2022). 파장 선택을 통해 고차원 데이터를 단순화하는 접근도 활용되고 있다(Dong et al., 2025; Kumaravel et al., 2025). 따라서 HSI의 주요 가치는 단순히 더 많은 파장정보를 제공하는 것이 아니라, 품질 저하와 관련된 화학적 변화의 공간적 이질성을 함께 분석할 수 있다는 데 있다(Khoshnoudi-Nia and Moosavi-Nasab, 2019a, 2019b). 한편 대두어(*Hypophthalmichthys nobilis*)와 무지개송어(*Oncorhynchus mykiss*) 안구액의 excitation–emission matrix fluorescence spectroscopy와 ML 및 딥러닝을 결합한 연구에서는 TVB-N, K-value 및 total viable count의 다중 출력 예측과 신선도 단계 분류, 어종 간 모델 전이 가능성이 제시되는 등(Fan et al., 2025), 수산물 분광학은 단일 지표 예측에서 다중 품질지표와 모델 전이를 함께 다루는 방향으로 확장되고 있다. 그러나 이러한 발전이 곧 복잡한 모델의 일관된 우위를 의미하는 것은 아니며, 데이터 규모

와 예측 대상에 따라 전통적인 화학계량학 모델이 여전히 실용적인 기준선이 될 수 있다(Xi et al., 2025).

분광학과 HSI 연구에서는 검증 설계가 특히 중요하다. 동일 시료에서 획득한 다수의 분광정보나 화소를 독립적인 생물학적 반복으로 간주하거나 이들이 학습 세트와 시험 세트에 동시에 포함되면 성능이 과대평가될 수 있으며, 장비 구성의 차이도 전이 가능성을 제한할 수 있다(Felizzato et al., 2026). 따라서 공간정보가 핵심이 아닌 과제에서는 HSI의 증가한 데이터량과 장비·분석 복잡성이 일반 분광학 대비 실질적인 성능 향상으로 이어지는지를 함께 검토해야 한다.

수산물 신선도 및 안전성 평가를 위한 전자 센싱 기술

전자 센싱은 수산물 저장 및 부패 중 생성되는 휘발성 또는 용해성 화학 패턴을 측정하거나 특정 분석물질에 대한 센서 반응을 이용하여 품질 및 안전성을 평가하는 기술이다. 주요 플랫폼으로는 e-nose, e-tongue, 전기화학센서 및 바이오센서가 있다(Franceschelli et al., 2021).

e-nose는 서로 다른 선택성을 가진 gas sensor array를 이용하여 수산물에서 발생하는 volatile organic compounds의 전체적인 패턴을 분석한다. 수산물 부패 과정에서는 amines, aldehydes, alcohols, ketones 및 sulfur-containing compounds 등의 변화가 나타나며, 이러한 휘발성 지문은 신선도 또는 부패 단계와 연관될 수 있다(Franceschelli et al., 2021). Franceschelli et al. (2021)은 연어, 정어리, 틸라피아 및 기타 수산물에 대한 다양한 e-nose 적용사례를 정리하였다. 일부 연구에서는 신선 시료와 저장 경과 시료 사이에서 약 90% 이상의 분류성능이 보고되었으며, 이는 휘발성 패턴이 신선도 판별에 활용될 수 있음을 보여준다. e-nose의 핵심은 특정 화합물을 하나씩 직접 정량하기보다 복수 센서 반응으로 구성된 전체적인 휘발성 지문을 분석한다는 점이다. 따라서 PCA와 linear discriminant analysis를 이용한 패턴 시각화뿐 아니라 SVM, RF, ANN 및 부스팅 기법을 이용한 분류 또는 회귀가 가능하다(Li et al., 2023). e-tongue는 수산물 또는 추출액에 존재하는 용해성 화합물에 대한 전기화학적 반응 패턴을 분석한다. 단백질 분해 및 뉴클레오타이드 분해로 생성되는 수용성 대사산물은 맛 및 신선도 변화와 관련되므로, e-tongue는 e-nose가 제공하는 휘발성 정보를 보완할 수 있다(Franceschelli et al., 2021). 실제 냉동 전갱이(*Trachurus japonicus*) 연구에서는 e-nose, e-tongue 및 colorimeter 정보를 융합하고 ANN, RF regression, XGBoost 및 SVR을 비교하여 K-value 및 산화 관련 지표를 예측하였다(Li et al., 2023). 최근에는 paper-based 및 colorimetric sensor와 ML을 결합한 접근도 보고되고 있다. Kumaravel et al. (2025)은 고등어(*Scomber scombrus*), 정어리(*Sardina pilchardus*), 새우(*Metapenaeus dobsoni*), 병어(*Parastromateus niger*), 도미류(*Lutjanus campechanus*) 및 갑오징어(species not specified) 등 6종의 냉장 수산물을 대상으로 paper-based pH sensor와 생화학적 지표를 이용하여 RF 기반 신선도 예측을 수행하였다. 이 연구는 저비용 센서와 ML을 결합한 현장형 수산물 신선도 선별의 가능성을 보여준다.

안전성 측면에서는 특정 분석물질을 선택적으로 측정하는 바이오센서와 전기화학센서가 중요하다(Trinh et al., 2024). 최근 microneedle-assisted extraction과 colorimetric aptasensor를 결합한 시스템은 연어와 새우 시료에서 히스타민을 검출하여 표적 특이적 수산물 안전성 선별의 가능성을 보여주었다(Wang et al., 2025). 또한 새우 신선도와 관련된 하이포잔틴(hypoxanthine)을 대상으로 smartphone-assisted colorimetric biosensor가 개발되어 실제 시료에서 신선도 지표를 신속하게 측정할 수 있는 가능성이 제시되었다(Dong et al., 2025). 병원성 미생물과 해양독소에 대한 표적 특이적 센싱도 실제 수산물 시료에서 검증되고 있다. Lin et al. (2025)은 흰다리새우(*Penaeus vannamei*)에서 *Vibrio parahaemolyticus*를 검출하는 이중인식 colorimetric biosensor를 개발하여 21 CFU/mL의 검출한계와 95.80–103.80%의 회수율을 보고하였다. 또한 Wu et al. (2024)은 saxitoxin을 대상으로 colorimetric/Raman 이중모드 센서를 개발하고 실제 홍합 및 조개 시료에서 적용 가능성을 확인하였다. 이러한 사례는 수산물 안전성 센싱이 신선도 지표를 넘어 병원체와 해양독소의 신속 선별로 확장될 수 있음을 보여준다.

표적 특이적 센싱 연구의 분석 성능을 Table 3에 정리하였다. 검토한 연구들은 정량범위, 검출한계 및 실제 시료 회수율과 같은 분석적 성능은 비교적 일관되게 보고하였으나, 검출 대상과 단위(CFU/mL, nM, μM)가 서로 달라 직접적인 우열 비교에는 한계가 있다. 또한 선택성은 주로 비표적 균주나 간섭물질에 대한 신호 비교로 제시되었으며, 규제 판정 관점에서 중요한 진단적 민감도, 특이도 및 위음성률은 보고되지 않았다. 하이포잔틴 센서(Dong et al., 2025)는 위해물질이 아닌 신선도 지표를 측정하므로, 동일한 바이오센서 플랫폼이라도 품질 평가와 안전성 평가는 서로 다른 성능 기준으로 해석해야 한다. 따라서 안전성 센싱 연구에서는 검출한계뿐 아니라 규제 기준 농도 부근에서의 판정 정확도, 자연 오염 시료를 포함한 맹검 검증 및 공인 시험법과의 일치도를 함께 보고할 필요가 있다.

전자 센싱은 신속성과 현장 적용 가능성이 장점이지만 센서 드리프트, 습도 민감성, 오염(fouling) 및 매트릭스 효과가 주요 제한점이다(Trinh et al., 2024). 특히 안전성 평가에서는 신선도 분류와 달리 특정 위해물질의 선택적 검출과 낮은 농도 수준에서의 검출 성능이 중요하며, 현재 단계에서는 규제 기준 분석법을 완전히 대체하기보다 신속 선별 도구로 활용하는 것이 현실적이다. 현재까지의 근거를 종합하면 전자 센싱은 부패 지문 분석과 표적 특이적 안전성 검출이라는 두 용도로 구분해 해석하는 편이 타당하다. 전자는 패턴 인식의 안정성이, 후자는 분석 선택성과 검출한계가 성능 판단의 중심이 되어야 한다. 이러한 차이는 각 플랫폼이 서로 대체적이라기보다 상보적이라는 점을 보여주며, 다음 절의 센서 수준 융합 논의로 이어진다.

Table 3. Analytical performance reported in representative target-specific biosensing studies for seafood safety hazards and freshness markers

Study	Category / target	Sensing principle	Real sample	Linear range	LOD	Recovery / accuracy	Selectivity; diagnostic Se/Sp and FN rate
Lin et al. (2025)	Safety (pathogen); *Vibrio parahaemolyticus*	Cefepime/aptamer dual recognition, magnetic capture, Fe@PDA nanozyme colorimetry	Whiteleg shrimp *Penaeus vannamei* (spiked)	2.1×10^{1}–2.1×10^{6} CFU/mL	21 CFU/mL	95.80–103.80% (RSD<1.38%)	High analytical specificity reported; Se/Sp and FN rate NR
Wang et al. (2025)	Safety (biogenic amine); histamine	Microneedle-patch extraction with aptamer–nanozyme colorimetric aptasensor	Salmon, shrimp (SN)	2–800 nM	1.89 nM	Real-sample validation reported	High selectivity reported; Se/Sp and FN rate NR
Wu et al. (2024)	Safety (marine toxin); saxitoxin	Molecularly imprinted magnetic dual-mode sensor (colorimetric/Raman)	Mussel, clam (SN)	0.01–100 μM (colorimetric); 0.1–100 nM (Raman)	3.1 nM (colorimetric); 0.03 nM (Raman)	78.0–96.2%	Anti-interference reported; Se/Sp and FN rate NR
Dong et al. (2025)	Quality (freshness marker); hypoxanthine	Paper-based NiPt nanozyme–xanthine oxidase dual-enzyme strip with smartphone readout	Shrimp (SN)	18.75–600 μM	9.67 μM	High accuracy in real samples reported	Anti-interference reported; freshness-grade misclassification NR

LOD, Limit of detection; Se/Sp, Diagnostic sensitivity/specificity; FN, False-negative; PDA, Polydopamine; RSD, Relative standard deviation; NR, Not reported; SN, Scientific name not confirmed.

센서 융합과 AI

수산물의 품질 및 안전성 변화는 외관, 수분 상태, 단백질 분해, 지질산화, 미생물 성장 및 휘발성 대사산물 생성이 동시에 진행되는 복합적인 과정이다. 따라서 단일 센싱 모달리티만으로 전체 품질 상태를 충분히 설명하기에는 한계가 있으며, 최근에는 서로 다른 센서 정보를 결합하는 멀티모달 센서 융합의 중요성이 증가하고 있다. 기존 수산물 품질 센싱 리뷰에서도 단일 센서 중심의 접근에서 다중센서 및 멀티모달 접근으로의 확장이 필요하다고 지적되어 왔다(Saeed et al., 2022). 멀티모달 융합의 핵심은 센서의 수를 늘리는 것이 아니라 서로 중복되지 않는 정보를 결합하는 데 있다. 현재까지의 연구를 종합하면 융합의 이점은 각 모달리티가 동일한 현상을 반복 측정할 때보다, 서로 다른 품질 저하 기전이나 품질 차원을 포착할 때 가장 분명하게 나타난다(Calvini and Pigani, 2022; Saeed et al., 2022).

센서 수준 융합 전략

센서 수준 융합은 일반적으로 데이터 수준, 특징 수준 및 의사결정 수준 융합으로 구분할 수 있다. 데이터 수준 융합은 서로 다른 센서에서 획득한 원시 또는 최소 전처리 신호를 초기 단계에서 직접 통합하는 방식이다. 이 접근은 원래 데이터의 정보를 최대한 보존할 수 있지만 서로 다른 센서 척도와 차원을 맞추기 위한 정규화와 전처리가 필요하다. e-nose, e-tongue 및 electronic eye를 함께 사용하는 식품 센싱 시스템에서도 이러한 저수준 또는 원시 데이터 융합이 활용되고 있다(Calvini and Pigani, 2022). 특징 수준 융합은 각 센싱 모달리티에서 의미 있는 특징을 추출한 후 하나의 특징 공간에서 통합하는 방식이다. 예를 들어 e-nose의 특징적 센서 반응, 분광학의 선택 파장 또는 잠재변수, 영상의 색/질감 특징 및 CNN 유래 특징을 결합할 수 있다. 이러한 방식은 원시 신호를 모두 사용하는 것보다 데이터 차원을 줄이면서 각 모달리티의 특징을 유지할 수 있다는 장점이 있다. 다중모드 분광학을 이용한 수산물 신선도 연구에서도 서로 다른 분광정보와 신선도 관련 측정값을 통합한 데이터 융합 접근이 신선도 및 유통기한 예측에 활용된 바 있다(Kashani Zadeh et al., 2023). 의사결정 수준 융합은 각 모달리티별로 독립적인 예측모델을 구축한 후 개별 결과를 통합하는 방식이다. 이 경우 영상에는 CNN, 분광학에는 PLSR 또는 SVR, 전자센서 데이터에는 RF 또는 ANN 등 서로 다른 모델을 사용할 수 있으며, 최종 단계에서 voting, weighted averaging 또는 stacking과 같은 방법으로 예측을 결합할 수 있다. 이러한 구조는 각 데이터 유형에 최적화된 모델을 독립적으로 사용할 수 있다는 점에서 멀티모달 시스템에 적합하다(Calvini and Pigani, 2022).

센서 수준 융합을 위한 AI 모델 및 아키텍처

센서 수준의 수산물 데이터는 데이터 구조와 차원이 서로 다르기 때문에 융합 모델 역시 다양한 형태를 취할 수 있다. 비교적 규모가 작은 이질적 데이터셋에서는 ANN, RF, SVR 및 XGBoost와 같은 전통적 ML 모델이 유용하다. 실제로 Li et al. (2023)은 전갱이(*T. japonicus*)의 90일 냉동저장 동안 e-nose, e-tongue 및 colorimeter 신호를 융합하고 ANN, RF regression, XGBoost 및 SVR을 적용하여 K-value, thiobarbituric acid value, protein carbonyl content 및 Ca^{2+}-ATPase activity를 예측하였다. 이 연구에서 모든 품질지표에 대해 하나의 모델이 일관되게 최적이었던 것은 아니다. 즉, 센서 융합 데이터를 사용하더라도 예측 대상과 데이터 구조에 따라 적절한 AI 모델이 달라질 수 있다(Li et al., 2023). 이러한 결과는 데이터 융합의 성능이 단순히 많은 센서를 결합하는 데서 결정되는 것이 아니라, 융합 특징과 예측변수 사이의 관계를 효과적으로 모델링하는 알고리즘 선택에 의해 좌우될 수 있음을 의미한다.

센서 융합 데이터의 딥러닝은 각 모달리티를 데이터 구조에 적합한 분기(branch)에서 처리한 뒤 잠재특징을 중간 단계에서 통합하는 방식으로 구성할 수 있다. 예를 들어 영상 데이터에는 CNN, 분광 데이터에는 1D-CNN 또는 어텐션 기반 모델을 적용할 수 있으며, HSI 기반 연구에서는 CNN–BiLSTM–Attention과 같은 하이브리드 구조를 이용하여 분광 특징과 공간적으로 유도된 질감정보를 통합한 사례가 보고되었다(Zou et al., 2025). 다만 영상-분광-전자센서를 완전히 통합한 수산물 특이적 딥러닝 시스템은 아직 제한적이므로 향후 발전 방향으로 보는 것이 적절하다(Saeed et al., 2022; Zheng et al., 2026).

수산물 품질 및 안전성 평가에서의 센서 융합 적용

현재까지의 수산물 센서 융합 연구는 사용된 장비의 조합보다 "어떤 종류의 정보를 함께 보려는가"를 기준으로 분류하는 편이 더 의미가 있다. 대표적으로 (i) 서로 다른 화학적·표현형 지문의 결합, (ii) 휘발성 정보와 광학·분광정보의 결합, (iii) 부패 대사와 조직 구조 변화처럼 서로 다른 품질 저하 기전의 결합으로 나눌 수 있다.

첫 번째 유형은 동일한 품질 저하 과정을 서로 다른 감각·화학적 관점에서 포착한다. e-nose, e-tongue 및 색 정보를 결합한 연구에서는 휘발성, 용해성 및 시각적 반응을 함께 사용하여 신선도와 산화 관련 지표를 예측하였다(Li et al., 2023). 이는 단일 신호에 의존하지 않고 품질 변화의 여러 표현형을 동시에 활용하는 접근을 보여준다. 두 번째 유형은 서로 성격이 다른 휘발성 정보와 광학·분광 신호를 결합한다. 바리과 어류(*Epinephelus coioides*) 필레를 대상으로 한 e-nose–분광 센서 시스템은 가스 센서 반응과 광학 분광정보를 TVB-N 및 K-value와 연결하여 신선도를 평가하였다(Chen et al., 2024). 이는 서로 다른 센싱 원리가 동일한 품질 예측 대상을 보완적으로 설명할 수 있음을 보여준다. 세 번째 유형은 품질 저하의 서로 다른 기전을 직접적으로 연결하려는 접근이다. e-nose와 LF-NMR의 결합은 부패 중 생성되는 휘발성 화합물과 조직 내 수분 이동성을 동시에 반영하며(Yu et al., 2026), 다중모드 분광학은 서로 다른 분광정보를 통합하여 신선도와 유통기한을 평가하는 데 활용되었다(Kashani Zadeh et al., 2023). 이러한 사례는 센서 수준 융합의 효과가 데이터 양보다 품질 저하 과정의 서로 다른 층위를 함께 포착하는 데서 발생할 수 있음을 시사한다.

현재 수산물 특이적 융합 연구는 여전히 신선도 및 전반적 품질 예측에 집중되어 있으며, 영상-분광-바이오센서 정보를 통합하여 안전성과 진위성까지 동시에 평가한 연구는 제한적이다(Saeed et al., 2022). 또한 융합의 유용성은 단순히 융합 모델의 절대 성능만으로 판단하기 어렵다. 예를 들어 Kashani Zadeh et al. (2023)은 VIS-NIR, short-wave infrared 및 fluorescence 분광정보를 융합하여 95%의 분류 정확도를 얻었으며, 단일 fluorescence, VIS-NIR 및 short-wave infrared 대비 각각 26, 10 및 9 percentage points의 향상을 보고하였다. 반면 일부 연구는 융합 모델의 높은 R^2 또는 정확도를 제시하지만 최고 성능의 단일 모달 모델과 동일한 분할 조건에서 직접 비교한 개선폭을 충분히 보고하지 않았다. 따라서 향후 연구에서는 센서 조합 자체를 하나의 연구가설로 설정하고, 동일한 시료 분할과 검증 조건에서 최고 단일모달 모델 대비 성능 향상, 추가 비용 및 계산 복잡성을 함께 평가해야 한다.

AI–센서 시스템의 한계, 연구 공백 및 향후 전망

AI 기반 수산물 센싱 연구는 빠르게 발전하고 있지만, 높은 내부 예측성능이 곧 실제 환경에서의 신뢰성이나 산업적 적용성을 의미하지는 않는다. 최근 수산물 및 식품 AI 리뷰는 데이터셋 규모, 검증, 도메인/장비 의존성, 설명 가능성 및 실험실-산업 현장 전환을 핵심 과제로 제시하고 있다(Saeed et al., 2022; Ismail et al., 2023; Felizzato et al., 2026; Zheng et al., 2026).

주요 한계 및 연구 공백

데이터셋 규모와 검증 설계는 현재 연구의 가장 중요한 한계 중 하나이다. HSI, 분광학 및 영상 기반 연구에서는 하나의 시료에서 다수의 분광정보, 화소 또는 영상 패치가 생성될 수 있으므로, 이를 독립적인 생물학적 시료로 간주하면 모델 성능이 과대평가될 수 있다. 따라서 시료 또는 배치 수준으로 데이터를 분할하고, 독립 배치나 외부 데이터셋을 이용한 검증을 통해 일반화 가능성을 평가해야 한다(Felizzato et al., 2026). 또한 실제 수산물은 어종, 계절, 지방함량, 저장조건 및 가공이력에 따라 큰 변이를 보이며, 센싱 신호 자체도 장비와 환경의 영향을 받는다. 컴퓨터 비전은 조명과 카메라 사양에, 분광학/HSI는 파장 보정과 검출기에, e-nose는 습도와 센서 드리프트에 민감하므로 장비 간 또는 기기 간 검증이 필요하다(Saeed et al., 2022; Ismail et al., 2023; Zheng et al., 2026).

신선도 라벨과 기준지표의 불일치도 연구 간 비교를 어렵게

한다. 저장기간, TVB-N, K-value, 미생물수 또는 관능평가 점수 중 무엇을 기준으로 사용하는지에 따라 동일한 '신선도'의 의미가 달라질 수 있다(Zheng and Kamruzzaman, 2026; Zheng et al., 2026). 또한 안전성 관련 적용에서는 전체 정확도뿐 아니라 민감도, 특이도, 위음성률 및 검출한계/정량한계와 같은 지표를 함께 평가해야 하며, 설명 가능성은 모델이 실제로 생물학적·화학적으로 의미 있는 정보를 이용하는지를 확인하는 보조 수단이 될 수 있다(Schirone et al., 2026).

본 리뷰에 포함된 대표 원저를 이러한 기준으로 mapping한 결과(Table 2), 검증 강건성은 연구마다 상당한 차이를 보였다. Hao et al. (2025)은 영상 수를 크게 확장하여 내부 검증을 수행했지만 독립 외부 데이터나 다른 어종 검증은 없었고, Jiang et al. (2026)은 480개의 독립 대서양연어(*Salmo salar*) 시료를 시료 단위로 70:15:15 분할하여 data leakage를 줄였으나 단일 산지·배치 내 검증이었다. Fan et al. (2025)은 0, 8, 12 및 16°C 저장 자료로 모델을 학습하고 4°C 저장 자료 전체를 시험 세트로 분리하여 저장조건 외 검증을 수행하였으며, 대두어와 무지개송어 간 미세조정 전이학습으로 88.5–89.3%의 종 간 분류 정확도를 제시하여 일반화 가능성을 직접 평가한 사례에 해당한다. Kashani Zadeh et al. (2023)은 양식 대서양연어(*S. salar*), 자연산 은연어(*Oncorhynchus kisutch*)와 왕연어(*Oncorhynchus tshawytscha*) 및 은대구(*Anoplopoma fimbria*) 필레를 포함하고 한 필레에서 학습한 모델을 다른 필레에 적용하는 검증을 수행했으며, multimode fusion의 단일모드 대비 개선폭도 제시하였다. 반면 다수 연구에서는 독립 기관·장비·생산 배치를 이용한 완전한 외부 검증이 보고되지 않았고, 생물학적 시료 수가 명시되지 않거나(Li et al., 2023; Chen et al., 2024) 동일 개체 또는 동일 날짜에서 얻은 다수의 관측값이 학습과 시험 세트에 함께 포함될 수 있는 영상·측정점 단위 분할(Kashani Zadeh et al., 2023; Hao et al., 2025)이 적용된 경우도 있었다. 정리하면 Table 2의 8편 중 독립 기관·장비·생산 배치를 이용한 외부 검증을 보고한 연구는 없었고, 종 간 전이 또는 다어종 검증을 수행한 연구는 2편(Kashani Zadeh et al., 2023; Fan et al., 2025), 동일 조건에서 단일모달 대비 융합 개선폭을 정량 제시한 연구는 1편(Kashani Zadeh et al., 2023)이었다. 이러한 mapping은 높은 내부 성능과 실제 일반화 가능성을 구분하여 해석할 필요성을 보여준다.

마지막으로 실험실과 산업 현장 사이의 간극이 여전히 크다. 실제 가공 환경에서는 시료 방향, 표면 수분, 조명, 온도, 생산속도 및 센서 오염과 같은 변수가 동시에 작용한다. 특히 대량생산라인의 edge sensing에서는 센서 획득시간뿐 아니라 전처리, 특징 추출, 모델 추론 및 결과 전송까지 포함한 end-to-end latency가 생산 takt time보다 짧아야 한다. HSI나 복수 센서 융합처럼 데이터량이 큰 시스템은 파장·특징 선택, 모델 경량화, on-device inference 및 하드웨어 가속이 충분하지 않을 경우 처리 지연과 메모리·전력 요구가 병목이 될 수 있다. 따라서 산업적 적용 가능성은 높은 내부 검증 정확도뿐 아니라 단위 제품당 처리시간, 처리량, 지연시간, 센서 안정성, 유지관리 비용 및 장시간 연속운전에서의 성능 저하를 함께 보고하여 판단할 필요가 있다(Ismail et al., 2023; Zheng et al., 2026).

향후 연구 방향

향후 AI 기반 수산물 품질 및 안전성 평가기술은 일반화 가능하고 설명 가능하며 다양한 센서 융합의·현장 적용이 가능한 시스템으로 발전할 필요가 있다(Saeed et al., 2022; Ismail et al., 2023; Zheng et al., 2026). 우선 여러 어종, 계절, 지리적 기원, 저장조건 및 가공이력을 포함하는 데이터셋을 구축하고, 독립 연구기관 또는 가공시설에서 외부 검증을 수행해야 한다. 전이학습과 도메인 적응은 어종과 장비 간 모델 전이를 지원할 수 있으며, 자기지도학습(self-supervised learning) 등은 라벨링 데이터 부족을 보완할 잠재력이 있지만 아직 수산물 분야에서는 검증이 더 필요하다(Felizzato et al., 2026). 센서 기반의 융합 및 다중과제 학습은 신선도, 산화, 미생물 상태 및 안전성 위험과 같이 서로 다른 품질·안전성 대상을 함께 해석하는 방향으로 확장될 수 있다. 다만 센서와 모델의 복잡성을 늘리는 것보다 각 모달리티가 제공하는 정보의 상보성과 실제 성능 향상을 입증하는 것이 중요하다. 동시에 설명가능 AI와 휴대형/엣지 센싱을 결합하면 현장 적용성과 모델 신뢰성을 높일 수 있다(Saeed et al., 2022; Zheng and Kamruzzaman, 2026; Zheng et al., 2026). 안전성이 중요한 적용에서는 AI 기반 센싱을 규제 기준 분석법의 직접 대체로 간주하기보다 위험 기반 선별(screening) 또는 공정 모니터링 단계에 우선 통합하고, 양성 또는 경계 결과를 PCR, DNA 기반 동정, chromatography 또는 mass spectrometry와 같은 공인·확인시험법으로 연계하는 단계적 체계가 현실적이다(Bittsánszky et al., 2026; Schirone et al., 2026). 이를 위해서는 규제 기준과 일치하는 target definition, 검출한계, 민감도·특이도, 위음성률, calibration traceability, 데이터·모델 버전관리 및 변경 후 재검증 기준이 명확해야 한다. 향후 기술의 성숙도는 개념검증에서 독립 배치, 어종 간, 장비 간, 다기관 및 파일럿 규모 검증으로 범위를 확대하는 과정에서 판단되어야 하며, 궁극적으로는 모델의 복잡성보다 재현성과 실제 환경에서의 강건성이 기술 경쟁력을 좌우할 것이다(Bittsánszky et al., 2026).

결 론

AI 기반 수산물 센싱은 단일 모달리티 기반의 신선도 분류에서 벗어나 시각적, 분광학적, 휘발성 및 표적 특이적 화학정보를 통합적으로 해석하는 방향으로 발전하고 있다. 컴퓨터 비전은 신속하고 저비용의 외관 평가에, 분광학과 HSI는 분자·화학적 변화와 공간적 이질성의 분석에, 전자 센싱과 바이오센싱은 휘발성 지문 또는 특정 위해물질의 선별에 각각 강점을 가진다. 그러나 특정 센싱 모달리티나 AI 알고리즘이 모든 수산물 품질·

안전성 예측 대상에 보편적으로 우수한 것은 아니며, 센서-예측 대상-모델의 적합성이 핵심적인 선택 기준이 된다.

센서 기준 융합은 서로 다른 정보원의 상보성을 활용할 수 있는 중요한 발전 방향이지만, 추가적인 센서 비용과 보정·동기화·모델 복잡성을 정당화할 만큼 최고 성능의 단일모달 시스템 대비 실질적인 이점을 제공하는지 검증되어야 한다. 향후 연구의 우선순위는 내부 정확도의 미세한 향상보다 생물학적 반복, 독립적 외부 검증, 어종 간 및 장비 간 전이 가능성, 설명 가능성, 안전성 관련 성능 및 산업 현장 강건성을 확보하는 데 있다. 이러한 조건이 충족될 때 AI 기반 센싱은 실험실 개념검증을 넘어 실제 수산물 품질관리와 안전성 검사를 지원하는 신뢰성 있는 의사결정 도구로 발전할 수 있을 것이다.

생성형 AI 사용 고지

본 원고의 문장 교정 및 개념도 제작 과정에서 생성형 AI 도구(OpenAI ChatGPT)를 활용하였음. 모든 문헌의 확인, 학술적 해석, 논문의 결론 및 최종 원고와 그림의 정확성에 대한 검토는 저자들이 수행하였으며, 그 책임은 저자들에게 있음.

사 사

이 논문은 국립부경대학교 자율창의학술연구비(202416290001)에 의하여 연구되었음.

References

Atanassova S, Yorgov D, Stratev D, Veleva P and Stoyanchev T. 2024. Near-infrared spectroscopy for rapid differentiation of fresh and frozen–thawed common carp (*Cyprinus carpio*). Sensors 24, 3620. https://doi.org/10.3390/s24113620.

Bittsánszky A, Bilicki V, Sudár G, Süth M, Kusza S and Tóth AJ. 2026. Artificial intelligence in postharvest food safety control of animal-source foods: Evidence thresholds, validation, and regulatory applicability. Vet Sci 13, 574. https://doi.org/10.3390/vetsci13060574.

Calvini R and 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, 577. https://doi.org/10.3390/s22020577.

Cardoso PG, Gonçalves O, Carvalho MF, Ozório R and Vaz-Pires P. 2021. Seasonal evaluation of freshness profile of commercially important fish species. Foods 10, 1567. https://doi.org/10.3390/foods10071567.

Chen CL, Liao YC and Fang M. 2024. Freshness evaluation of grouper fillets by inexpensive e-nose and spectroscopy sensors. Microchem J 198, 110145. https://doi.org/10.1016/j.microc.2024.110145.

Dong W, Feng R, Pang J, Wei K, Li J, Sun J, Wang S and Mao X. 2025. An intelligent colorimetric paper-based hypoxanthine biosensor enabled by smartphone and dual-enzyme system for efficient shrimp freshness monitoring. Food Chem 491, 145112. https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2025.145112.

Ergün E. 2025. SwinFishNet: A Swin Transformer-based approach for automatic fish species classification using transfer learning. PLoS One 20, e0322711. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0322711.

Fan Y, Ji Z, Sun C, Xu D, Yang X, Shi C and Fan H. 2025. Integrating EEM fluorescence spectroscopy with machine and deep learning models for multi-output prediction of fish freshness. Appl Food Res 5, 101374. https://doi.org/10.1016/j.afres.2025.101374.

Felizzato G, Bagnulo E, Tapparo G, Botta G, Cordero C, Liberto E and Caratti A. 2026. Methodological challenges in machine learning and deep learning applied to food analysis: A critical review. J Chromatogr A 1783, 467176. https://doi.org/10.1016/j.chroma.2026.467176.

Franceschelli L, Berardinelli A, Dabbou S, Ragni L and Tartagni M. 2021. Sensing technology for fish freshness and safety: A review. Sensors 21, 1373. https://doi.org/10.3390/s21041373.

Hao D, Zhang C, Wang R, Qiao Q, Gao L, Liu J and Lin R. 2025. A non-destructive deep learning–based method for shrimp freshness assessment in food processing. Processes 13, 2895. https://doi.org/10.3390/pr13092895.

Ismail A, Yim DG, Kim G and Jo C. 2023. Hyperspectral imaging coupled with multivariate analyses for efficient prediction of chemical, biological and physical properties of seafood products. Food Eng Rev 15, 41-55. https://doi.org/10.1007/s12393-022-09327-x.

Jiang Z, Li Y, Xie M, Zhang H, Zhang H, Yang G, Wang P, Yuan T and Shen X. 2026. Non-destructive freshness assessment of Atlantic salmon (*Salmo salar*) via hyperspectral imaging and an SPA-enhanced transformer framework. Foods 15, 725. https://doi.org/10.3390/foods15040725.

Kashani Zadeh H, Hardy M, Sueker M, Li Y, Tzouchas A, MacKinnon N, Bearman G, Haughey SA, Akhbardeh A, Baek I, Hwang C, Qin J, Tabb AM, Hellberg RS, Ismail S, Reza H, Vasefi F, Kim M, Tavakolian K and Elliott CT. 2023. Rapid assessment of fish freshness for multiple supply-chain nodes using multi-mode spectroscopy and fusion-based artificial intelligence. Sensors 23, 5149. https://doi.org/10.3390/s23115149.

Khoshnoudi-Nia S and Moosavi-Nasab M. 2019a. Comparison of various chemometric analysis for rapid prediction of thiobarbituric acid reactive substances in rainbow trout fillets by hyperspectral imaging technique. Food Sci Nutr 7, 1875-1883. https://doi.org/10.1002/fsn3.1043.

Khoshnoudi-Nia S and Moosavi-Nasab M. 2019b. Prediction of various freshness indicators in fish fillets by one multispectral imaging system. Sci Rep 9, 14704. https://doi.

org/10.1038/s41598-019-51264-z.

Kumaravel B, Amutha AL, Mary TPM, Agrawal A, Singh A, Saran S and Govindarajan N. 2025. Automated seafood freshness detection and preservation analysis using machine learning and paper-based pH sensors. Sci Rep 15, 26051. https://doi.org/10.1038/s41598-025-08177-x.

Li H, Wang Y, Zhang J, Li X, Wang J, Yi S, Zhu W, Xu Y and Li J. 2023. Prediction of the freshness of horse mackerel (*Trachurus japonicus*) using e-nose, e-tongue, and colorimeter based on biochemical indexes analyzed during frozen storage of whole fish. Food Chem 402, 134325. https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2022.134325.

Lin H, Liao T, Sang Y, Mao J, Liu Y, Zhang B, Sun D and Jiang W. 2025. Sensitive detection of *Vibrio parahaemolyticus* via a dual-recognition colorimetric biosensor comprising Cefe-PEG-MNPs and apt-Fe@PDA. Food Control 168, 110955. https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2024.110955.

Liu Z, Yang Y, Huang M and Zhu Q. 2023. Spatially offset Raman spectroscopy combined with attention-based LSTM for freshness evaluation of shrimp. Sensors 23, 2827. https://doi.org/10.3390/s23052827.

Prabhakar PK, Vatsa S, Srivastav PP and Pathak SS. 2020. A comprehensive review on freshness of fish and assessment: Analytical methods and recent innovations. Food Res Int 133, 109157. https://doi.org/10.1016/j.foodres.2020.109157.

Ren L, Tian Y, Yang X, Wang Q, Wang L, Geng X, Wang K, Du Z, Li Y and Lin H. 2023. Rapid identification of fish species by laser-induced breakdown spectroscopy and Raman spectroscopy coupled with machine learning methods. Food Chem 400, 134043. https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2022.134043.

Saeed R, Feng H, Wang X, Zhang X and Fu Z. 2022. Fish quality evaluation by sensor and machine learning: A mechanistic review. Food Control 137, 108902. https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2022.108902.

Schirone M, D'Ambrosio G and Paparella A. 2026. Artificial intelligence in foodborne pathogen detection from sensing to food safety systems: A systematic review. Foods 15, 2562. https://doi.org/10.3390/foods15142562.

Trinh TND, Nguyen HA, Thi NPA, Nam NN, Tran NKS and Trinh KTL. 2024. Biosensors for seafood safety control—A review. Micromachines 15, 1509. https://doi.org/10.3390/mi15121509.

Wang S, Das AK, Pang J and Liang P. 2021. Artificial intelligence empowered multispectral vision based system for non-contact monitoring of large yellow croaker (*Larimichthys crocea*) fillets. Foods 10, 1161. https://doi.org/10.3390/foods10061161.

Wang S, Das AK, Pang J and Liang P. 2022. Real-time monitoring the color changes of large yellow croaker (*Larimichthys crocea*) fillets based on hyperspectral imaging empowered with artificial intelligence. Food Chem 382, 132343. https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2022.132343.

Wang W, Feng R, Wei K, Xu J, Dong W, Li J, Sun J, Wang S and Mao X. 2025. An integrated colorimetric biosensing platform containing microneedle patches and aptasensor for histamine monitoring in seafood. J Hazard Mater 489, 137536. https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2025.137536.

Wu L, Li Y, Han Y, Liu X, Han B, Mao H and Chen Q. 2024. A dual-mode optical sensor for sensitive detection of saxitoxin in shellfish based on three-in-one functional nanozymes. J Food Compos Anal 130, 106190. https://doi.org/10.1016/j.jfca.2024.106190.

Xi Q, Chen Q, Ahmad W, Pan J, Zhao S, Xia Y, Ouyang Q and Chen Q. 2025. Quantitative analysis and visualization of chemical compositions during shrimp flesh deterioration using hyperspectral imaging: A comparative study of machine learning and deep learning models. Food Chem 481, 143997. https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2025.143997.

Yu Q, Zhang M, Wang D, Mujumdar AS and Huang M. 2026. Intelligent freshness assessment of aquatic products through multimodal sensing and machine learning. Comput Electron Agric 245, 111571. https://doi.org/10.1016/j.compag.2026.111571.

Zheng R and Kamruzzaman M. 2026. Explainable AI for hyperspectral imaging in food quality decision support: Interpretability, reliability and future directions. Crit Rev Food Sci Nutr 66, 6139. https://doi.org/10.1080/10408398.2026.2694489.

Zheng Y, Yang L, Zheng H, Guo Q and Fang H. 2026. Toward intelligent and deployable seafood quality evaluation: A review of deep learning-assisted computer vision. Compr Rev Food Sci Food Saf 25, e70551. https://doi.org/10.1111/1541-4337.70551.

Zompanti A, Grasso S, Sabatini A, Vollero L, Pennazza G and Santonico M. 2021. A multi-sensor system for sea water iodide monitoring and seafood quality assurance: Proof-of-concept study. Sensors 21, 4464. https://doi.org/10.3390/s21134464.

Zou Z, Yuan D, Wu Q, Xiao Y, Li M, Wang Q, Zhen J, Li J, Cui Q, Zhou R, Zhou M and Xu L. 2025. The comprehensive index for assessing the freshness of salmon using hyperspectral imaging technology combined with multisource data fusion method. J Food Compos Anal 147, 108025. https://doi.org/10.1016/j.jfca.2025.108025.