DOI: 10.19812/j.cnki.jfsq11-5956/ts.20260401001
引用格式: 许瑞琪, 袁铨, 刘瑞. 人工智能在海产品检测中的应用研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2026, 17(14): 1–10.
X Ruiqi, Yuan Quan, Liu Rui. Research on the application of artificial intelligence in seafood detection [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2026, 17(14): 1–10. (in Chinese with English abstract).

人工智能在海产品检测中的应用研究

许瑞琪, 袁　铨, 刘　瑞*

(中国人民公安大学侦查学院, 北京　100038)

摘　要: 随着全球海产品贸易的蓬勃发展与供应链的复杂化, 海产品品质与安全的快速、无损检测需求不断增加, 但真实海产品基质中的水峰吸收、米氏散射、内源荧光、峰重叠和批次差异会降低传统线性模型的稳定性。本文围绕拉曼光谱及表面增强拉曼散射(surface-enhanced Raman scattering, SERS)、中红外光谱(mid-infrared spectroscopy, MIR)、近红外光谱(near-infrared spectroscopy, NIR)、太赫兹光谱(Terahertz spectroscopy, THz)、紫外-可见吸收光谱(ultraviolet-visible spectroscopy, UV-Vis)和分子荧光光谱(molecular fluorescence spectroscopy, MFS)以及高光谱成像(hyperspectral imaging, HSI)等光谱与成像技术, 综述人工智能(artificial intelligence, AI)在海产品鲜度评价、物种真实性鉴别、冻融损伤识别、残留/毒素检测和微生物风险筛查中的应用, 重点归纳其在非线性建模、复杂模式识别和空间信息提取中的作用, 并讨论模型泛化、轻量化部署和标准方法确证等问题。本文可为海产品品质与安全快速筛查中光谱技术和 AI 模型的合理选择、性能评价及实际应用提供参考。

关键词: 海产品检测; 人工智能; 光谱技术; 无损检测; 深度学习; 数据融合
中图分类号: TS207.3　　**文献识别码:** A　　**文章编号:** 2095–0381(2026)14–0001–10

Research on the application of artificial intelligence in seafood detection

XU Rui-Qi, YUAN Quan, LIU Rui*

(*College of Investigation*, *People's Public Security University of China*, *Beijing* 100038, *China*)

ABSTRACT: As global seafood trade continues to expand and supply chains become increasingly complex, there is a growing need for rapid and non-destructive methods to assess seafood quality and safety. However, water absorption, Mie scattering, endogenous fluorescence, overlapping spectral features and batch-to-batch variation in real seafood matrices can compromise the robustness of conventional linear models. This review examined a range of spectroscopic and imaging techniques, including Raman spectroscopy and surface-enhanced Raman scattering (SERS), mid-infrared spectroscopy (MIR), near-infrared spectroscopy (NIR), Terahertz spectroscopy (THz), ultraviolet-visible absorption spectroscopy (UV-Vis), molecular fluorescence spectroscopy (MFS), and hyperspectral imaging (HSI). It summarized the applications of artificial intelligence (AI) in freshness assessment, species authentication, detection of freeze-thaw

收稿日期: 2026-04-01
基金项目: 中国人民公安大学 2025 年度研究生课程建设项目(2025yjskcjs014)
第一作者: 许瑞琪(1999—), 男, 硕士研究生, 四级警长, 主要研究方向为食品安全检验技术和真实性鉴别技术。E-mail: ruiqixu2026@126.com
***通信作者:** 刘瑞(1987—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为食品安全检验技术和真实性鉴别技术。E-mail: liurui1987110@126.com

damage, screening for residues and toxins, and microbial risk assessment in seafood. It focused on the roles of AI in nonlinear modeling, complex pattern recognition and spatial information extraction, and discussed issues such as model generalizability, lightweight deployment and confirmation by standard methods. This paper can serve as a reference for the rational selection, performance evaluation and practical application of spectroscopic techniques and AI models in the rapid screening of seafood quality and safety.

KEY WORDS: seafood detection; artificial intelligence; spectroscopic technology; non-destructive testing; deep learning; data fusion

0 引 言

海产品富含优质蛋白、长链多不饱和脂肪酸(polyunsaturated fatty acid, PUFA)及多种微量元素, 是人类获取高生物学价值营养的核心来源[1–2]。然而, 海产供应链在养殖、流转与加工环节面临较为复杂的质量退化与安全隐患。这些隐患主要被归纳为 4 大风险: (1)生物性风险。涵盖微生物代谢引发的蛋白质降解, 如总挥发性盐基氮(total volatile basic nitrogen, TVB-N)与生物胺蓄积[3]、深层寄生虫感染以及剧毒海洋生物毒素的富集; (2)化学性风险。包含隐蔽的跨物种替换(掺假)、违禁兽药/保鲜剂的非法添加以及痕量重金属的蓄积; (3)物理性结构风险。如冷链断裂引发的反复冻融损伤, 以及日益严峻的海洋微塑料体内富集; (4)营养劣变风险。如核心脂质的不可逆过氧化。目前, 针对上述指标的法定检测主要依赖液相色谱技术、质谱技术以及聚合酶链式反应技术等手段[4]。尽管此类方法具备较高的特异性, 但其严重依赖破坏性的样本前处理, 检测周期长且成本高, 难以满足现代海产工业流水线高通量、非破坏性的原位筛查需求[5]。

近年来, 现代光学传感技术凭借其光子与物质相互作用的瞬时性, 为海产品的无损评估提供了物理检测路径[6]。以拉曼光谱及表面增强拉曼散射技术(surface-enhanced Raman scattering, SERS)、中红外光谱技术(mid-infrared spectroscopy, MIR)、近红外光谱技术(near-infrared spectroscopy, NIR)、太赫兹光谱技术(terahertz spectroscopy, THz)、紫外-可见吸收光谱技术(ultraviolet-visible spectroscopy, UV-Vis)和分子荧光光谱技术(molecular fluorescence spectroscopy, MFS), 以及高光谱成像技术(hyperspectral imaging, HSI)为代表的光学手段, 能够通过捕捉分子振动泛频、电子能级跃迁与介电色散特性, 直接反映海产品内部的生化组分与物理结构演变[7]。

然而, 在面对真实海产品时, 上述光学技术仍面临明显的基质干扰[6–8]。海产组织较高的含水量会在红外与太赫兹波段产生水峰掩蔽, 复杂肌肉纤维与外壳会导致米氏散射与光谱畸变, 内源性蛋白与脂质也会带来拉曼荧光背景和三维荧光内滤效应(inner filter effect, IFE)[6–8]。上述干扰并不意味着传统光谱完全失效, 而是提示单纯依赖少数特征峰或线性校正往往难以稳定解释复杂样品[8–9]。本文所称人工智能(artificial intelligence, AI)主要指机器学习和深度学习模型, 用于非线性建模、复杂模式识别、时序预测和空间-光谱特征学习。背景校正、降维、变量筛选和潜变量建模通常属于光谱预处理或化学计量学环节, 主成分分析(principal component analysis, PCA)、偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)和多维矩阵分解等方法不直接归为 AI[10–11]。

本文综述 AI 与光谱及成像技术结合在海产品质量评估与风险监控中的研究进展, 并从分子振动光谱、电子能级跃迁光谱和 HSI 3 个方面展开。其中分子振动光谱主要包括拉曼光谱技术及 SERS、MIR、NIR 和 THz, 电子能级跃迁光谱技术主要包括 UV-Vis 和 MFS。在此基础上, 本文进一步比较化学计量学方法与 AI 模型在光谱预处理、特征解析、非线性建模和复杂基质数据解释中的不同作用。旨在为海洋食品供应链的标准化、数字化与自动化安全监控提供理论与算法参考。

1 分子振动光谱技术在海产品基质检测中的应用

1.1 拉曼光谱及表面增强拉曼散射技术在海产品复杂基质检测中的应用

拉曼光谱及 SERS 能够通过化学键振动频移提供分子级别的指纹信息。然而, 海产品(如鱼肉、虾蟹)富含结构复杂的肌原纤维蛋白、多不饱和脂肪酸以及特有的内源性色素。在激光激发下, 这些海产专属的大分子会产生较强的内源性荧光背景; 同时, 鱼肉匀浆或组织切片较强的物理异质性会导致 SERS 纳米基底增强位点分布不均。这些海洋生物基质带来的光学干扰, 可能掩盖表征早期腐败的微弱拉曼散射峰[8]。为缓解这一干扰, 卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等模型可用于拉曼谱图的基线校正、噪声抑制和特征提取, 从而提高复杂海产品基质中弱信号的解释能力。

在海产新鲜度评估与腐败预警中, 鱼类死后的肌肉降解常伴随 TVB-N 与组胺等生化指标的变化[9]。针对鱼肉提取液中多种腐败胺类拉曼峰重叠的问题, Tan 等[10]将薄层色谱技术(thin-layer chromatography, TLC)与 SERS 结合, 并采用 PCA 和支持向量回归(support vector regression,

SVR)进行海产品组胺定量; 其中 TLC 降低混合胺类干扰, PCA 压缩谱图维度, SVR 建立组胺浓度与 SERS 响应之间的关系。Wang 等[11]利用便携式拉曼光谱仪, 结合方差分析(analysis of variance, ANOVA)特征筛选与 CNN, 实现海鲈鱼片新鲜度等级分类; 该研究中 CNN 表现优于 PCA、偏最小二乘判别分析(partial least squares discriminant analysis, PLS-DA)和支持向量机(support vector machine, SVM), ANOVA 特征选择后的 CNN 平均准确率较高, AI 的作用主要是从全谱中筛出与鲜度相关的变量, 并学习这些变量之间的非线性组合。Liu 等[12]将空间位移拉曼光谱与注意力长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)用于完整带壳虾新鲜度评估, 模型的意义在于整合不同空间位移处的谱信息并突出与储藏时间相关的内部肌肉信号。Liu 等[13]进一步采用线扫描空间位移拉曼技术评价完整明对虾新鲜度, 该研究使用随机森林(random forest, RF)选择特征波段, 并比较 PLSR、SVR 和极端随机树等模型, 其中空间位移拉曼光谱(spatially offset Raman spectroscopy, SORS)增强数据结合 RF 特征选择和 SVR 取得较好预测效果。由上述文献可以看出, PCA 和 PLSR 等化学计量学方法主要用于降维、潜变量提取和基准建模, SVR、RF、CNN 和 LSTM 等机器学习或深度学习模型更多承担非线性回归、分类和时序或空间信息整合。

在应对海产供应链隐蔽的物种掺杂与真实性鉴别方面, 多种光谱技术已显示出应用潜力。王之莹等[14]介绍了在应对海产供应链中隐蔽的物种替换欺诈时, 不同光谱技术展现出了一定的定性与定量鉴别能力。NIR 能够反映基质水分含量的差异。在定性分类维度, 拉曼光谱通过不同鱼类肌肉蛋白质在 C-H 拉伸区(2800~3050 cm^{-1})及指纹区(500~1800 cm^{-1})的微弱特征差异, 将 12 种复杂的冷冻鱼片区分为鲑鱼类、淡水鱼与海水鱼三大类。此外, Xun 等[15]采用多光谱成像结合机器学习, 对烟台海域常见 20 种食用鱼肉进行识别; 其中 CNN 和二次判别分析(quadratic discriminant analysis, QDA)在测试集上的准确率高, 即使仅保留关键波段, CNN 有较高识别准确率, 说明光谱结合机器学习模型在海产品物种真实性筛查中具有应用价值。针对水产养殖中违规使用的化学药物, Zhang 等[16]采用一维 CNN (one-dimensional CNN, 1D-CNN)在海产强荧光本底中完成了孔雀石绿的特征提取与识别; Yin 等[17]在研究中指出, SERS 在兽药残留检测中正朝着多功能基底设计与智能数据分析方向发展, 深度学习和机器学习正在逐步用于光谱预处理、定性识别和定量建模。

在致病菌、毒素和重金属检测中, SERS 技术与海产品质量安全具有直接关联。副溶血性弧菌、鱼类致病菌、腹泻性贝类毒素、石房蛤毒素和重金属离子均是水产品加工、贝类消费和海产品流通中需要重点关注的风险因子。SERS 技术结合纳米等离子体增强可提高低丰度靶标响应, 为后续算法分析提供较稳定的信号基础。Sun 等[18]利用拉曼光谱结合机器学习识别沙门氏菌血清型, 该研究的 AI 作用主要是从菌体分子指纹差异中提取可分类特征。Hu 等[19]将聚合酶链式反应(polymerase chain reaction, PCR)与 SERS 结合检测副溶血性弧菌, 其中 PCR 提供靶标扩增, SERS 用于信号读出; 该研究未直接引入机器学习或 AI 模型, 但为病原菌核酸扩增产物的快速、灵敏检测提供了方法参考。Tseng 等[20]将 SERS 与深度学习用于临床血液样本中常见细菌的快速识别, 采用视觉 Transformer (vision transformer, ViT)构建 SERS 深度学习模型, 从 11774 条 SERS 光谱中学习分类特征, 用于区分革兰氏类型、菌种和耐药菌株。其研究对象为常见细菌, 但所涉及的大肠杆菌、金黄色葡萄球菌等菌种也可见于食品污染或水产品加工环境, 因此该研究可作为 SERS 谱图与深度模型结合进行细菌类别识别的方法参考。Dinçtürk 等[21]获取鱼类致病菌的拉曼特征图谱, 为水产病原菌识别提供基础光谱依据。Li 等[22]利用金银双金属纳米星构建 SERS 增强基底, 实现了复杂贝类样品中大田软海绵酸的检测; Li 等[23]构建石房蛤毒素 SERS 适配体传感器。针对重金属蓄积, Wang 等[24]利用凹面纳米间隙适配体平台, 实现了重金属离子的 SERS 检测。上述研究多数尚未直接引入 AI 模型, 其主要贡献在于靶标扩增、增强基底、适配体识别和弱信号放大; 但它们面向的对象均与海产品安全密切相关, 并为后续 AI 介入提供了较稳定的光谱信号和可标注数据基础。未来在样品批次、污染水平和真实基质数据积累充分后, 机器学习或深度学习可进一步用于 SERS 谱图的特征筛选、多靶标分类、低丰度风险因子识别和现场快速筛查。

在海洋微塑料等微观物理性风险的监测中, 鱼类致密的肌肉组织表面形态不规则, 导致拉曼信号发生散焦畸变。Lei 等[25]训练机器学习模型表征离焦规律, 一定程度校正了物理起伏带来的光学衰减, 并用于复杂基质中微塑料聚合物识别。Tian 等[26]将 NIR 与拉曼光谱进行低层和中层数据融合, 并比较 CNN、极限学习机(extreme learning machine, ELM)和反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)等模型预测南美白对虾 TVB-N。特征选择和数据融合用于整合两类光谱的互补信息, 机器学习模型用于建立融合特征与鲜度指标之间的非线性关系; 其对不同产地、规格和储藏方式对虾的适用性仍需外部样品验证。

总体而言, 拉曼光谱在海产品物种鉴定与微观生化变化分析中具有较强的分子指纹特异性, 可用于反映蛋白质结构、脂质氧化和腐败代谢等相关变化。然而, 海产基质富含脂质、天然色素及微生物代谢物, 容易产生生物荧光底噪; 同时激光穿透深度有限, 也会影响深层肌肉组织的无损筛查。SERS 可通过增强局部电磁场提高低丰度靶标响应; 预处理和化学计量学方法用于基线校正、降维和变量筛选; 机器学习或深度学习模型主要用于非线性分

类、回归预测和复杂模式识别。因此, SERS 与智能算法结合有助于提高拉曼方法在复杂海产品基质中的信号解释能力, 但其应用仍需关注增强基底稳定性、样品前处理和跨批次泛化等问题。

1.2 中/近红外光谱技术在水峰干扰与特征降维中的应用

傅里叶变换中红外光谱技术与 NIR 对 O-H、N-H、C-H 等含氢基团较敏感, 适合分析海产品水分、脂质、蛋白质、生物胺和冻融状态。该类方法的主要难点是高水分造成水峰掩蔽, 肌肉纤维和表面黏液造成散射, 脂质氧化与蛋白降解信号又常相互叠加。因此, 标准化、散射校正、变量选择和 PLSR 等属于预处理或化学计量学环节; SVM、RF、CNN 等模型主要用于非线性分类、风险判别和多变量预测, 而不是单纯提高准确率。

在新鲜度评估与腐败预警中, 判断鱼肉好坏的核心在于追踪细菌增殖、蛋白质降解和生物胺积累。Panwar 等[27]将傅里叶变换 NIR (Fourier transform NIR, FT-NIR)用于生鲑鱼片总菌落数(total bacterial count, TBC)相关腐败评价, 其关键不只是采集近红外谱图, 而是通过标准正态变量变换(standard normal variate, SNV)/detrend 预处理、导数变换、PLSR 和逐步多元线性回归(stepwise multiple linear regression, SMLR)等化学计量学方法减少散射与重叠峰影响, 并筛选与细菌腐败相关的关键波长。Ninh 等[28]采用低成本手持 NIR 采集鲭鱼、金枪鱼和鲳鱼样品光谱, 并按 100 ppm 组胺阈值将样品分为安全和不安全两类; 该研究比较了决策树(decision tree, DT)、K 近邻(K-nearest neighbors, KNN)、SVM、极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGB)和 CNN 等模型, CNN 约 93%的准确率说明机器学习可从多波长组合中提取与组胺风险相关的间接模式, 而不是读取单一组胺吸收峰。此外, Kashani 等[29]融合可见-近红外(visible-near infrared, VIS-NIR)、短波红外(short-wave infrared, SWIR)和荧光光谱数据, 并采用 KNN、RF、SVM 及集成投票方法评价养殖大西洋鲑、野生银鲑、帝王鲑和裸盖鱼片在不同储藏阶段的鲜度变化。该研究中, 多模态融合用于整合不同光谱范围的互补信息, 机器学习模型用于鲜度分类和供应链节点间的数据比较。此类方法更适合作为快速筛查工具; 阳性或临界样品仍需色谱或质谱方法确认。

在防范海产掺假溯源与营养成分量化上, 红外光谱技术通过提取特异性的脂质与氨基酸指纹, 可辅助海产品的商业分级。Benešová 等[30]利用 FT-NIR 对鱼片的脂肪、蛋白质和干物质等化学组成进行了快速分析, 表明红外光谱技术在鱼肉宏量成分无损测定中具有应用潜力。基于生化指纹差异, Ayvaz 等[31]联合使用 NIR 与 MIR, 提取了地中海贻贝(*Mytilus galloprovincialis*)因养殖微环境(如饵料与水质)差异而导致的光谱偏移, 结合机器学习实现了野生与养殖双壳类的快速鉴别。除物种与养殖方式识别外, 近红外技术也已开始用于高风险海产品中安全指标的快速筛查。Currò 等[32]将 NIR 用于金枪鱼中组胺的在线/近线快速评估, 显示出 NIR 在高风险海鱼质量控制中的现场应用潜力。

在冻融损伤识别方面, 判断鱼肉是否经历过不当冷链处理的重要依据, 在于识别冰晶形成与融化过程中引起的肌肉结构变化、水分流失和蛋白质变性。反复冻融会促使汁液流失、蛋白质变性和肌肉组织结构劣化, 从而改变鱼肉品质及其 NIR 响应。Giró-Candanedo 等[33]利用低成本便携 NIR 设备区分鲜鲭鱼与一次或多次冻融鲭鱼, 并考察冻结方式和季节差异对模型表现的影响; Jiang 等[34]采用 NIR 与有向无环图最小二乘双马氏距离支持向量机(directed acyclic graph least squares twin Mahalanobis distance-based support vector machine, DAG-LSTMSVM)区分鲜鱼肉、超声解冻鱼肉和微波解冻鱼肉, 模型用于提取不同解冻处理对应的判别特征, 不能据此直接证明冰晶相变引起的全部水分迁移机制。此外, Liu 等[35]构建了改进的孪生支持向量机(twin support vector machine, TWSVM), 用于区分健康贻贝与腹泻性贝类毒素污染贻贝, 体现了 NIR 结合机器学习在贝类毒素快速筛查中的应用潜力。对于日益严峻的微塑料污染, Owen 等[36]结合机器学习提取了人工掺入均质鱼类和海产品样品中的不同微塑料类型的衰减全反射 MIR (attenuated total reflectance MIR, ATR-MIR)特征, 为海产品微塑料污染快速筛查提供了验证。

MIR/NIR 具有样品前处理相对较少、响应较快等特点, 适合在线或现场筛查, 可用于海产品宏量营养成分、鲜度变化和冻融状态的快速评价。然而, 海产品含水量较高, 水分在红外波段的强吸收容易造成水峰掩蔽; 同时, 肌肉纤维结构、表面含水状态和样品厚度差异也会引起散射、基线漂移和谱图畸变。尤其在近红外波段, O-H、C-H 和 N-H 等基团的倍频与合频吸收带较宽, 容易导致谱峰重叠, 使单一特征峰难以直接对应具体品质指标。因此, MIR/NIR 更适合作为海产品宏量成分、腐败风险和冻融历史的快速筛查工具; 化学计量学方法主要用于散射校正、变量筛选和潜变量建模, AI 模型主要用于非线性分类、风险判别及多模态或跨场景建模, 并建立光谱特征与品质/安全指标之间的非线性映射。后续研究应重点报告样品温度、表面含水量、波段选择、训练/验证划分和外部验证结果, 以提高模型在不同鱼种、加工方式和检测场景中的可迁移性。

1.3 太赫兹光谱技术在海产水分状态及介电色散中的应用

THz 通过探测低频分子振动和弱分子间相互作用, 能够无损反映食品内部结构与水分状态变化[37]。相关综述指出, THz 对水分变化和弱相互作用较为敏感, 可用于表征食品体系中的自由水/结合水变化以及由此引起的结构和介电响应差异[38]。

在评估海产品新鲜度与冷链损伤时, 样品水分含量、组织结构和介电特性的变化会影响其太赫兹吸收、折射率

或时域响应, 因此 THz 可用于反映海产品品质差异。基于这种介电响应, Kwak 等[39]采用 0.1 THz 亚太赫兹成像与轻量化目标检测网络(You Only Look Once version 8 nano, YOLOv8n), 对干海藻中的异物进行定位和埋藏深度估计, 并利用透射信号评价水分活度。该模型用于连续输送条件下的异物定位和实时判别, 但干海藻的含水状态与鲜鱼组织不同, 相关结果不能直接外推至高含水鱼肉。Zhang 等[40]结合 THz、综合相似性算法和分子动力学模拟, 对水产病原菌相关的群体感应(quorum sensing, QS)信号分子进行匹配识别, 为小分子风险因子的太赫兹识别提供了方法参考。Yoon 等[41]证明了不同类型微生物在太赫兹波段具有可区分的光谱响应, 但其研究更偏向微生物识别基础。相比之下, Hu 等[42]在鱼体内部异物检测中更明确地体现了算法辅助作用: 该研究利用太赫兹成像与光谱信息检测鱼骨、金属、塑料和木质异物, 并采用竞争性自适应重加权采样(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)、无信息变量消除(uninformative variable elimination, UVE)和连续投影算法(successive projections algorithm, SPA)筛选特征波段, 建立 PLS-DA、线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)和 SVM 判别模型, 其中 CARS-SVM 模型取得了较高识别准确率。总体来看, THz 在海产品检测中的优势在于介电敏感性、一定穿透能力和成像定位能力; AI 或化学计量学方法的主要作用是从高维太赫兹数据中筛选有效特征, 并完成分类或定量建模。

综上所述, THz 由于对水分状态、低频振动和介电特性变化较敏感, 适合用于特定小分子、微生物和物理异物等风险因子的快速筛查。当前部分研究虽然尚未直接引入 AI 模型, 但已通过超材料传感、太赫兹成像和基础谱图采集, 提供了可用于后续建模的响应信号、特征波段和标注样本。现有算法的作用应按方法类型区分: 超材料传感、变量融合和谱图相似性计算主要用于信号增强或数据解析, SVM、YOLOv8n 等机器学习或深度学习模型则用于分类、定位和实时判别。需要注意的是, AI 目前更多是在既有 THz 信号基础上提高数据解释能力, 并不能消除高含水海产品对太赫兹波的强吸收, 也不能替代样品前处理、检测深度优化和外部验证。未来研究可进一步结合迁移学习、跨仪器校正和轻量化模型, 提升 THz 方法在不同鱼种、储藏条件和现场检测场景中的适用性。

2　电子能级跃迁光谱技术在海产检测中的应用

2.1　紫外-可见吸收光谱技术应用

UV-Vis 通过探测分子内部共轭结构的电子能级跃迁, 能够反映海产组织生化降解时的特征吸收峰变化。在海产新鲜度定级中, 鱼类死后的三磷酸腺苷(adenosine triphosphate, ATP)会逐步降解为具有苦味的次黄嘌呤核苷(inosine, HxR)和次黄嘌呤(hypoxanthine, Hx), 这一特征代谢物的累积量(即 *K* 值)是评价鱼肉新鲜度的重要指标。Rahman 等[43]采集鱼眼液 UV-Vis 光谱并采用 PLSR 预测鱼肉 *K* 值。PLSR 属于化学计量学回归方法, 主要用于提取多波长吸收信息与 *K* 值之间的潜变量关系, 不直接归为 AI 模型。

针对动物源性食品供应链中隐蔽的跨物种替换欺诈, Silva 等[44]基于 UV-Vis 与机器学习分类模型结合, 用于区分包括鱼肉在内的多种肉类蛋白在紫外波段的吸光度差异, 并实现真伪鉴别。在生鲜海产的包装微环境监控方面, 鱼肉腐败代谢产生的 TVB-N 与氨气会引起包装内生化传感薄膜分子结构的改变。Postolović 等[45]开发了负载红甘蓝花青素的多糖基双层薄膜, 并结合人工神经网络(artificial neural network, ANN)建立薄膜颜色响应与氨浓度/鱼肉新鲜度之间的定量关系; 其中 ANN 模型表现较好, 并用于 4 ℃储藏条件下鳟鱼片新鲜度的连续监测。

UV-Vis 设备成本较低、响应速度快, 对颜色变化、特征吸收和包装微环境变化较敏感, 适合用于海产品鲜度变化、*K* 值预测和低成本分类筛查。PLSR 等化学计量学方法主要用于潜变量提取和定量回归, SVM、ANN 等机器学习模型则用于多类别判别或颜色响应与鲜度状态之间的非线性建模。需要注意的是, UV-Vis 的化学特异性相对有限, AI 可以提高谱图解释和初筛准确性, 但不能替代质谱、PCR 等确证方法, 也不能消除样品颜色、浊度和基质差异带来的干扰。未来研究可进一步结合多源光谱融合、可解释机器学习和轻量化模型, 提高 UV-Vis 方法在包装监测、现场筛查和低成本质量分级中的稳定性。

2.2　分子荧光光谱技术及三维荧光矩阵解析

MFS 能够通过激发海产组织内部的内源性荧光团, 获取具有特异性的三维激发-发射矩阵(excitation-emission matrix, EEM)。在海产品新鲜度评估中, 评价鱼肉新鲜度的重要生化依据在于追踪其内源性代谢物的衰变。在新鲜鱼肉中, 色氨酸(蛋白质核心氨基酸)与还原型烟酰胺腺嘌呤二核苷酸(reduced nicotinamide adenine dinucleotide, NADH)等物质会表现出强烈的特征荧光; 而随着海鲜的腐败劣变与细菌增殖, 蛋白质发生降解, NADH 等荧光组分随腐败过程发生变化, 使相应荧光峰强度随储藏时间改变。然而, 海产肌肉组织的 IFE 和背景荧光会干扰上述信号, 并增加定量建模难度[46]。

为改进 EEM 荧光光谱的信息提取, 相关研究并非直接依赖原始 EEM 图谱进行判断, 而是先利用平行因子分析(parallel factor analysis, PARAFAC)将重叠荧光信号分解为若干特征组分, 再结合神经网络建立这些组分与新鲜度指标之间的关系。针对鳙鱼(*Aristichthys nobilis*)在冷链中劣变的问题, You 等[47]构建了 EEM-LSTM 模型: 该研究先通过 PARAFAC 提取与色氨酸和 NADH 相关的特征荧光组分, 再将储藏时间、温度和荧光组分共同输入 LSTM, 用于预测 TVB-N、硫代巴比妥酸反应物(thiobarbituric acid reactive

substances, TBARS)、*K* 值和总活菌数(total viable count, TVC)等新鲜度指标。该方法中, PARAFAC 主要用于降低重叠荧光信号的复杂度, LSTM 则利用其时间序列建模能力, 捕捉冷链过程中温度和时间变化引起的荧光信号演变与品质劣变趋势。

面对非等温储藏条件下鱼类生化代谢复杂的难题, Fan 等[48]基于优化的鱼眼液 EEM 特征并结合 LSTM、CNN-LSTM 和径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)等深度学习模型, 实现了非等温储藏条件下虹鳟鲜度变化的预测。此外, Pan 等[49]开发了便携式荧光成像装置, 并在现场可编程门阵列(field-programmable gate array, FPGA)上部署轻量化目标检测网络(You Only Look Once version 4 Tiny, YOLOv4-Tiny), 用于草鱼片新鲜度等级识别。该研究体现了轻量化深度模型与嵌入式硬件结合在快速检测中的作用。

荧光光谱对色氨酸、NADH 和脂质氧化相关物质较敏感, 适合用于海产品鲜度快速筛查和冷链过程监测。部分研究虽然主要依赖荧光峰位、强度变化或 EEM 组分解析, 但这些结果为后续 AI 建模提供了与蛋白降解、能量代谢和脂质氧化相关的特征信号。在数据处理中, PARAFAC 主要用于 EEM 组分分解和信号降维, 不直接归为 AI; LSTM 和 CNN-LSTM 等模型则用于冷链时序建模和多指标预测。需要注意的是, AI 可以提高荧光数据的解释能力和预测稳定性, 但不能消除内滤效应、样品厚度、表面状态和温度历史对荧光信号的影响。未来研究可进一步结合多源光谱融合、外部验证和可解释建模, 提升荧光光谱在真实冷链流通场景中的适用性。

3 高光谱成像技术在海产检测中的应用与降维

HSI 是一种将光谱检测与图像采集结合的无损分析技术。与单点光谱只能获得样品局部或平均光谱不同, HSI 可在连续波段上为每个像素记录光谱信息, 形成包含二维空间信息和一维光谱信息的三维数据立方体。因此, HSI 不仅能够反映样品颜色、纹理和表面状态, 还可通过像素级光谱差异识别局部腐败、异物、寄生虫、冻融损伤和成分掺假等空间分布不均的风险。HSI 在生肉及加工肉制品质量检验中具有较高应用价值, 例如已被应用于检测掺有明胶的虾、掺杂猪肉的羊肉以及混入鼠肉或火鸡肉的牛肉等隐蔽掺假场景[50]。不过, 海产品肌肉组织含水量高、结构异质性强, 可见-近红外光在样品表面和浅层组织中容易受到散射、吸收和表面形态差异影响; 同时, HSI 通常包含数十至数百个波段, 存在波段冗余、数据量大和模型过拟合风险。因此, AI 或化学计量学方法常用于空间-光谱联合特征提取、关键波段筛选、异常区域定位和局部风险可视化。

在量化海产寄生虫与生物性腐败风险时, HSI 的价值不仅在于获取平均光谱, 更在于保留异常目标在样品表面的空间位置。对于生食海产品, 寄生虫与宿主鱼肉在含水量、组织结构和蛋白组成上存在差异, 这种差异会反映为可见-近红外波段的像素级光谱变化。Xu 等[51]利用可见-近红外 HSI 检测草鱼生鱼片中的异尖线虫, 并比较概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)与 PLSR 等模型; 结果表明, 结合预处理和模型组合的 PNN 能够较好地区分寄生虫区域与鱼肉背景。Hardy 等[52]利用 HSI 结合优化 KNN 和光谱像素直方图分析预测三文鱼储藏天数, 并显示部分鱼片区域的腐败像素比例随储藏时间增加而上升; 该研究提示, 机器学习可用于识别并可视化鱼肉腐败的空间不均匀性。Tang 等[53]将 HSI 与 CNN 用于罗非鱼片冷藏新鲜度评价, 并比较 PLS-DA、KNN、SVM 和 ELM 等模型; 与传统模型依赖预处理和人工特征提取不同, CNN 的主要作用是从高维光谱数据中自动学习与储藏时间和品质变化相关的局部特征, 从而提高新鲜度分类效率。

在评估海产冷链物流中的物理冻融损伤时, 冰晶形成和融化过程中的水分迁移及肌肉组织结构变化会影响鱼肉质构和光谱响应。Park 等[54]利用对水分和有机组分变化较敏感的短波红外 HSI, 对不同解冻方式处理后的冷冻鲭鱼进行质量评价和分类。该研究结合理化指标、质构分析和 HSI 光谱信息, 并采用 PLS-DA 区分不同解冻方式; 部分波段被认为与有机组分、水分状态或组织变化有关。其中, PLS-DA 属于化学计量学判别方法, 主要用于从高维光谱中提取与不同解冻方式相关的判别信息, 而不是直接解释全部冻融损伤机制。总体而言, 此类研究说明 HSI 可为冷链断裂或不当解冻识别提供无损筛查依据; 未来若积累更多鱼种、批次和冷链场景数据, 可进一步引入迁移学习、轻量化分类模型和外部验证, 以提高模型在真实流通场景中的泛化能力。

HSI 在局部腐败、寄生虫、异物和冻融损伤识别中具有优势, 其核心价值在于同时保留空间位置和像素级光谱差异。部分研究主要依赖预处理、化学计量学判别或波段分析, 这些方法可用于校正、降维和关键波段筛选, 并为后续机器学习建模提供输入特征。机器学习和深度学习方法的作用主要体现在两方面: (1)利用 PNN、KNN 或 SVM 等模型进行分类和异常区域识别; (2)利用 CNN 等模型学习空间-光谱特征, 实现异常区域定位和风险可视化。未来, 三维 CNN (three-dimensional CNN, 3D-CNN)、ViT 和轻量化模型可进一步用于同时处理空间结构、光谱维度和较大样本数据, 但其有效性依赖足够的标注样本和外部验证。该类方法从实验室走向现场仍需解决设备成本、光照条件、样品切割方式、背景板一致性和计算量等问题; 因此, 评价 HSI 模型时不宜只看分类准确率, 还应关注跨鱼种、跨批次和真实流通场景下的稳定性。

无损光谱技术在海产复杂基质检测中的探测机制、适用场景与主要限制如表 1。

表 1　各类无损光谱技术在海产复杂基质检测中的探测机制、适用场景与主要限制

Table 1　Detection mechanisms, applicable scenarios and main limitations of nondestructive spectroscopic techniques in complex seafood matrices

光谱技术类别	核心检测原理	适用场景与主要特征	实际应用中的局限与干扰
拉曼光谱	捕捉分子内部化学键特有的振动与转动频率, 提取分子指纹	受水吸收影响相对较小; SERS 可增强弱拉曼信号, 适用于毒素与兽药等痕量靶标检测	易受鱼肉内源性蛋白和脂质的强烈自发荧光背景掩盖; SERS 纳米基底在真实生物切片上的重现性与均匀性较差
MIR/NIR	测量含氢基团(如 C-H、O-H、N-H)对红外光的特征吸收规律	适用于宏量营养成分、鲜度变化和冻融历史的快速评价	海产品水分会产生强烈的水峰掩盖效应; 致密的肌肉纤维易导致严重的光学体积散射
THz	探测生物大分子的低频骨架振动以及水分子间氢键网络的物理状态	光子能量低、无破坏性; 对海鲜内部的水分相变(如冻融诱发的水分迁移)敏感, 适用于微观物理探伤	水对太赫兹波具有强烈的吸收作用, 导致其在新鲜(高水分)海鲜中的穿透深度有限
UV-Vis/MFS	捕捉共轭结构与特定氨基酸的电子能级跃迁及受激荧光发射特性	对色氨酸、NADH 等相关信号较敏感, 适用于海产品鲜度变化的快速筛查	单点探测难以反映整体品质; 厚实的肌肉组织易导致光线被严重吸收或阻挡, 影响深层探测
HSI	同步获取目标对象的二维空间图像与一维光谱信息(构建三维数据立方体)	不仅能量化成分, 还能直观可视化局部腐败、冰晶损伤及寄生虫的空间分布规律	数据维度极高且存在冗余; 对硬件算力与算法降维的要求高

4　海产品光谱数字化的核心算法架构与工程优化总结

在海产品光谱无损检测的工程实践中, 光学探头所面对的并非纯净的理想溶液, 而是富含较高水分、表面黏液以及致密肌纤维的复杂生物基质。这些物理属性会引起光学散射和信号畸变, 增加数据解释难度。研究中通常将光谱预处理、化学计量学方法与 AI 模型组合使用: 预处理用于平滑、校正和标准化, 化学计量学方法用于降维、潜变量提取和基准建模, 机器学习或深度学习模型用于非线性分类、回归、时序预测和空间-光谱特征学习。不同方法应按其在分析流程中的实际作用进行评价。

在处理相对简单的海产提取液或解析早期重叠光谱时, 经典化学计量学方法仍具有较好的适用性。PCA 和 PLSR 等化学计量学方法可用于降低光谱共线性和提取潜变量, SVR 等机器学习模型可用于建立光谱特征与品质指标之间的非线性关系。Rahman 等[43]利用鱼眼液 UV-Vis 结合 PLSR 预测鱼肉 *K* 值, PLSR 的作用主要是从多波长吸收信息中提取与核苷酸降解相关的潜变量。Tan 等[10]将 TLC-SERS 与 PCA、SVR 结合用于海产品组胺定量, 其中 TLC 有助于降低混合胺类干扰, PCA 用于压缩谱图维度, SVR 用于建立组胺浓度与 SERS 响应之间的关系。You 等[47]在 EEM 荧光数据处理中引入 PARAFAC 提取特征荧光组分, 并结合 LSTM 预测多项新鲜度指标。总体来看, 化学计量学方法主要承担降维、变量筛选和基准定量作用, 机器学习或深度学习模型则进一步处理非线性映射和时序关系。

当无损探测直接面向完整的生鲜海产品时, 样品高含水量、表面黏液、肌纤维结构和温度波动会增加光谱解释难度。在此背景下, CNN、残差网络(residual network, ResNet)、LSTM 等深度学习模型可作为复杂光谱特征提取和时序建模工具。Ninh 等[28]将 FT-NIR 与多种机器学习模型用于组胺风险分类, 说明算法可从重叠近红外谱带中提取与阈值判别相关的信息。Wang 等[11]利用便携式拉曼光谱结合 ANOVA 特征筛选和 CNN 实现海鲈鱼片鲜度等级分类, 体现了深度模型在特征组合和非线性分类中的作用。针对非等温冷链条件下的荧光信号变化, Fan 等[48]采用 CNN-LSTM 建模温度波动、储藏时间和荧光响应之间的动态关系, 以提高鲜度预测的时序适应性。

随着检测需求向空间分布和微观结构延伸, HSI 带来了海量的数据维度。Tang 等[53]将 HSI 与 CNN 结合用于罗非鱼片新鲜度评价, CNN 的主要作用是从高维光谱数据中自动学习与储藏时间和品质变化相关的局部特征。Jiang 等[34]将 NIR 与 DAG-LSTMSVM 结合, 用于区分鲜鱼肉、超声解冻鱼肉和微波解冻鱼肉, 体现了机器学习在高维近红外特征分类中的作用。总体而言, 空间-光谱联合建模的价值在于将异常区域定位、关键波段筛选和分类识别结合起来, 但模型能否迁移到不同鱼种、批次、设备和真实流通场景, 仍需要更多外部验证。

综上, AI 在海产品光谱分析中的作用主要体现在非线性分类、时序预测和空间-光谱特征学习, 背景校正、变量筛选和潜变量建模则主要由预处理或化学计量学方法完成。面向实际应用, 未来研究应进一步关注模型轻量化、跨仪器校正、外部验证和边缘端部署。通过模型剪枝、知识蒸馏和便携式硬件集成, 有望提高智能光谱方法在渔船、冷库、加工线和流通环节中的可用性, 但其可靠性仍需在真实样品和多批次场景中持续验证。

5 结束语

AI 辅助的光谱与成像技术已从单一的理化分析工具，逐步拓展为海产品质量与安全快速筛查的重要工具。深度学习架构与多模态光学传感的结合，可在一定程度上缓解由海产高水分、高异质性基质引发的米氏散射、IFE 及宽带吸收掩盖等数据解释困难。现有研究表明，这类方法可用于海产品鲜度评价、真实性筛查、冻融损伤识别以及部分毒素、重金属和病原相关信号分析，但阳性或临界结果仍需标准实验室方法确证。同时，跨模态数据融合技术在识别隐蔽的物种替换欺诈、冷链冻融损伤以及微塑料富集等风险时，显示出应用潜力。这种快速、无损和多指标联合分析能力，为应对复杂供应链欺诈与大规模食品安全筛查提供了可补充传统检测方法的技术路径。

展望未来，智能光谱检测的物理应用边界正从实验室抽检向现场快速筛查延伸。伴随模型轻量化与移动端部署的发展，基于微型化智能手机光学传感器[55]与智能手机兼容型鱼肉识别/鲜度分级系统[56]的边缘终端，正逐步提升海产品真实性与鲜度联检的现场可行性。通过将底层光学感知硬件与物联网(internet of things, IoT)深度互联，结合活鱼智能化加工体系[57]与农产品品质在线感知网络[58]，未来的监控体系将系统性覆盖从农场到餐桌的全链路[59]。实时的数字化监控机制能够辅助识别因温度失控引发的早期生化降解，从系统工程层面降低海产品供应链中的质量退化风险[60]。

从工业应用的角度看，AI 与光谱探测结合有望服务于食品质量 4.0 框架下的海产品质量管理[61]。当前主要问题包括数据集规模有限、跨鱼种和跨仪器泛化不足，以及模型输出与蛋白质变性、脂质氧化和水分迁移等变化之间缺少稳定联系。后续研究应加强可解释分析，并将模型输出与冷冻诱导的肌原纤维蛋白变性等生化或结构变化进行关联验证[62]。只有在检测性能、适用范围和失效条件得到充分验证后，相关方法才可能作为危害分析和关键控制点等食品安全管理体系的补充工具[63]。这种基于数字化感知与光谱分析的风险预警模式，将为全球海洋食品风险预警提供方法支持，并推动食品供应链质量控制向标准化和自动化方向发展[64]。

参考文献

[1] Bekhit A E D A, Giteru S G, Holman B W B, et al. Total volatile basic nitrogen and trimethylamine in muscle foods: potential formation pathways and effects on human health [J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2021, 20(4): 3620–3666.

[2] Glencross B, Carr I, Santigosa E. Distribution, deposition, and modelling of lipid and long-chain polyunsaturated fatty acids in Atlantic Salmon fillets [J]. Reviews in Fisheries Science & Aquaculture, 2023, 31(1): 119–140.

[3] Zhang Zhepeng, Sun Ying, Sang Shangyuan, et al. Emerging approach for fish freshness evaluation: principle, application and challenges [J]. Foods, 2022, 11(13): 1897.

[4] Kundu M, Vashisth A, Krishnan P. Instrumental detection of fish freshness in research and food industry: a review [J]. Journal of Food Science and Technology, 2026, 63(1): 22–50.

[5] Adedeji A A, Priyesh P V, Odugbemi A A. The magnitude and impact of food allergens and the potential of AI-based non-destructive testing methods in their detection and quantification [J]. Foods, 2024, 13(7): 994.

[6] Lun Zhichen, Wu Xiaohong, Dong Jiajun, et al. Deep learning-enhanced spectroscopic technologies for food quality assessment: convergence and emerging frontiers [J]. Foods, 2025, 14(13): 2350.

[7] Franceschelli L, Berardinelli A, Dabbou S, et al. Sensing technology for fish freshness and safety: a review [J]. Sensors, 2021, 21(4): 1373.

[8] He Yingchao, Xu Weidong, Qu Maozhen, et al. Recent advances in the application of Raman spectroscopy for fish quality and safety analysis [J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2022, 21(4): 3647–3672.

[9] 张月美, 包玉龙, 罗永康, 等. 草鱼冷藏过程鱼肉品质与生物胺的变化及热处理对生物胺的影响[J]. 南方水产科学, 2013, 9(4): 56–61.
Zhang Yuemei, Bao Yulong, Luo Yongkang, et al. Changes of biogenic amines and quality indicators of grass carp (*Ctenpharyngodon idellus*) during chilled storage and effect on biogenic amines during thermal processing [J]. South China Fisheries Science, 2013, 9(4): 56–61.

[10] Tan Ailing, Zhao Yong, Sivashanmugan Kundan, et al. Quantitative TLC-SERS detection of histamine in seafood with support vector machine analysis [J]. Food Control, 2019, 103: 111–118.

[11] Wang Kaiqiang, Yue Zilin, Lin Hong, et al. Rapid classification of the freshness grades of sea bass (*Lateolabrax japonicus*) fillets using a portable Raman spectrometer with machine learning method [J]. Microchemical Journal, 2023, 192: 108948.

[12] Liu Zhenfang, Yang Yu, Huang Min, et al. Spatially offset raman spectroscopy combined with attention-based LSTM for freshness evaluation of shrimp [J]. Sensors, 2023, 23(5): 2827.

[13] Liu Zhenfang, Huang Min, Zhu Qibing, et al. Nondestructive freshness evaluation of intact prawns (*Fenneropenaeus chinensis*) using line-scan spatially offset Raman spectroscopy [J]. Food Control, 2021, 126: 108054.

[14] 王之莹, 李婷婷, 张桂兰, 等. 鱼产品掺假鉴别技术研究进展[J]. 食品科学, 2019, 40(11): 277–288.
Wang Zhiying, Li Tingting, Zhang Guilan, et al. Recent advances in identification techniques for fish adulteration [J]. Food Science, 2019, 40(11): 277–288.

[15] Xun Zhuoran, Wang Xuemeng, Xue Hao, et al. Deep machine learning identified fish flesh using multispectral imaging [J]. Current Research in Food Science, 2024, 9: 100784.

[16] Zhang Zhaoyi, Li Hefu, Huang Lili, et al. Rapid identification and quantitative analysis of malachite green in fish via SERS and 1D convolutional neural network [J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2024, 320: 124655.

[17] Yin Tianzhen, Peng Yankun, Chao Kuanglin, et al. Emerging trends in SERS-based veterinary drug detection: multifunctional substrates and intelligent data approaches [J]. NPJ Science of Food, 2025, 9(1): 31.

[18] Sun Jiazheng, Xu Xuefang, Feng Songsong, et al. Rapid identification of salmonella serovars by using Raman spectroscopy and machine learning

algorithm [J]. Talanta, 2023, 253: 123807.

[19] Hu Antuo, Song Xiaoting, Sun Xiaojie, et al. Construction of PCR-SERS method for detection of *Vibrio parahaemolyticus* [J]. Foods, 2024, 13(11): 1743.

[20] Tseng Y M, Chen K L, Chao P H, et al. Deep learning-assisted surface-enhanced raman scattering for rapid bacterial identification [J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2023, 15(22): 26398–26406.

[21] Dinçtürk E, Tanrıkul T T. First preliminary study on identification of bacterial fish pathogens with Raman spectroscopy [J]. Animal Biotechnology, 2023, 34(3): 529–537.

[22] Li Yunle, Zhu Jian, Weng Guojun, et al. Controlled spread of a Ag layer from the core to the tip along the branches of AuAg nanostars for improved SERS detection of okadaic acid in shellfish [J]. ACS Sensors, 2024, 9(8): 4295–4304.

[23] Li Yueqing, Tang Xuemei, Zeng Wei, et al. Enhanced SERS aptasensor for sensitive detection of saxitoxin based on $HAuCl_4/H_2O_2$ reaction system and Pt/Au nanozyme [J]. Food Science and Human Wellness, 2025, 14(8): 9250186.

[24] Wang Ting, Sheng Feiya, Wu Sijia, et al. A concave nanogap for ultrasensitive aptamer-based SERS detection and in situ imaging of heavy metal ions [J]. Analytical Chemistry, 2025, 97(42): 23516–23525.

[25] Lei Benjamin, Bissonnette J R, Hogan Ú E, et al. Customizable machine-learning models for rapid microplastic identification using raman microscopy [J]. Analytical Chemistry, 2022, 94(49): 17011–17019.

[26] Tian Zhenxing, Wu Yanyan, Wei Ya, et al. Fusion of near-infrared and Raman spectroscopy with machine learning strategies: non-destructive rapid assessment of freshness and TVB-N value prediction in Pacific white shrimp (*Litopenaeus vannamei*) [J]. Food Research International, 2025, 214: 116561.

[27] Panwar R, Lin S P, Lin S H, et al. Informative wavelength selection for evaluation of bacterial spoilage in raw Salmon (*Salmo salar*) fillet using FT-NIR spectroscopy [J]. Foods, 2025, 14(12): 2074.

[28] Ninh D K, Phan K D, Vo C T, et al. Classification of histamine content in fish using near-infrared spectroscopy and machine learning techniques [J]. Information, 2024, 15(9): 528.

[29] Kashani Z H, Hardy M, Sueker M, et al. Rapid assessment of fish freshness for multiple supply-chain nodes using multi-mode spectroscopy and fusion-based artificial intelligence [J]. Sensors, 2023, 23(11): 5149.

[30] Benešová L, Jakabová S, Ondruš L, et al. Application of FT-NIR spectroscopy as a rapid tool for analysis of the fish fillet chemical composition [J]. Czech Journal of Food Sciences, 2022, 40(5): 359–366.

[31] Ayvaz H, Temizkan R, Kaya B, et al. Machine learning-assisted near- and mid-infrared spectroscopy for rapid discrimination of wild and farmed Mediterranean mussels (*Mytilus galloprovincialis*) [J]. Microchemical Journal, 2024, 196: 109669.

[32] Currò S, Savini F, Fasolato L, et al. Application of near-infrared spectroscopy as at line method for the evaluation of histamine in tuna fish (*Thunnus albacares*) [J]. Food Control, 2025, 167: 110778.

[33] Giró-Candanedo M, Cruz J, Comaposada J, et al. Differentiation between fresh and frozen-thawed mackerel fish using low-cost portable near infrared spectrometry devices [J]. Journal of Food Engineering, 2024, 379: 112131.

[34] Jiang Wei, Liu Yao, Zeng Shaogeng, et al. Identification of thawed fish meat based on near-infrared spectroscopy combined with DAG-LSTMSVM model [J]. Acta Scientiarum Polonorum Technologia Alimentaria, 2026, 25(1): 19–28.

[35] Liu Yao, Qiao Fu, Xu Lele, et al. Fast Detection of diarrhetic shellfish poisoning toxins in mussels using NIR spectroscopy and improved twin support vector machines [J]. Frontiers in Marine Science, 2022, 9: 907378.

[36] Owen S, Cureton S, Szuhan M, et al. Microplastic adulteration in homogenized fish and seafood-a mid-infrared and machine learning proof of concept [J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2021, 260: 119985.

[37] Yang Jie, Bai Xue, Wei Mingji, et al. Terahertz spectroscopy for food quality assessment: a comprehensive review [J]. Foods, 2025, 14(13): 2199.

[38] Yu Pengpeng, Shen Chaoping, Zhu Wenhui, et al. Recent developments and applications of terahertz spectroscopy in food analysis [J]. Biosensors, 2025, 15(10): 677.

[39] Kwak D H, Yun H W, Lee J H, et al. Sub-Terahertz imaging-based real-time non-destructive inspection system for estimating water activity and foreign matter depth in seaweed [J]. Sensors, 2024, 24(23): 7599.

[40] Zhang Lintong, Kong Xiangzeng, Qu Fangfang, et al. Comprehensive similarity algorithm and molecular dynamics simulation-assisted terahertz spectroscopy for intelligent matching identification of quorum signal molecules (N-acyl-homoserine lactones) [J]. International Journal of Molecular Sciences, 2024, 25(3): 1901.

[41] Yoon S A, Cha S H, Jun S W, et al. Identifying different types of microorganisms with terahertz spectroscopy [J]. Biomedical Optics Express, 2020, 11(1): 406–416.

[42] Hu Jun, Zhan Chaohui, Shi Hongyang, et al. Rapid non-destructive detection of foreign bodies in fish based on terahertz imaging and spectroscopy [J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 131: 104448.

[43] Rahman A, Kondo N, Ogawa Y, et al. Prediction of K value for fish flesh based on ultraviolet-visible spectroscopy of fish eye fluid using partial least squares regression [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 117: 149–153.

[44] Silva A O D, Mascarenha L L T, Rosa B A D, et al.. A quick and simple method of identifying meat: a food inspection tool based on ultraviolet-visible and machine learning [J]. Food Science and Technology, 2025, 45: e538.

[45] Postolović K S, Radojević I D, Stanić Z D. Anthocyanins loaded bilayer films based on polysaccharides assisted by machine learning for fish freshness monitoring [J]. Food Chemistry, 2026, 499: 147381.

[46] Fan Kejun, Su Wenhao. Applications of fluorescence spectroscopy, RGB- and multispectral imaging for quality determinations of white meat: a review [J]. Biosensors, 2022, 12(2): 76.

[47] You Juan, Sun Zhenqian, Li Xiaoting, et al. Noninvasive freshness evaluation of bighead carp heads based on fluorescence spectroscopy coupled with long short-term memory network: simulation of cold chains [J]. Food Innovation and Advances, 2024, 3(4): 405–415.

[48] Fan Yanwei, Dong Ruize, Luo Yongkang, et al. Deep learning models with optimized fluorescence spectroscopy to advance freshness of rainbow trout predicting under nonisothermal storage conditions [J]. Food Chemistry, 2024, 454: 139774.

[49] Pan Zheng, Huang Min, Zhu Qibing, et al. Developing a portable

fluorescence imaging device for fish freshness detection [J]. Sensors, 2024, 24(5): 1401.

[50] 刘瑞, 白李薇薇. 肉制品中动物源性成分鉴别研究进展[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(19): 103–111.
Liu Rui, Bai Liweiwei. Research progress on identification of animal-derived components in meat products [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2024, 15(19): 103–111.

[51] Xu Sai, Lu Huazhong, Fan Changxiang, et al. Visible and near-infrared hyperspectral imaging as an intelligent tool for parasite detection in sashimi [J]. LWT, 2023, 181: 114747.

[52] Hardy M, Moser B, Haughey S A, et al. Does the fish rot from the head? Hyperspectral imaging and machine learning for the evaluation of fish freshness [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2024, 245: 105059.

[53] Tang Shuqi, Li Peng, Chen Shenghui, et al. Hyperspectral imaging combined with convolutional neural network for rapid and accurate evaluation of tilapia fillet freshness [J]. Spectroscopy, 2024, 39(8): 36–43, 60.

[54] Park S K, Cho J S, Won D H, et al. Quality differences in frozen mackerel according to thawing method: potential classification via hyperspectral imaging [J]. Foods, 2024, 13(24): 4005.

[55] Yumnam M, Gopalakrishnan K, Dhua S, et al. A comprehensive review on smartphone-based sensor for fish spoilage analysis: applications and limitations [J]. Food and Bioprocess Technology, 2024, 17(12): 4575–4597.

[56] Lin Hongdar, Chen Junliang, Lin Chouhsien. A deep learning-based sensing system for identifying salmon and rainbow trout meat and grading freshness for consumer protection [J]. Sensors, 2025, 25(20): 6299.

[57] 董师良, 田元勇, 肖金星, 等. 鱼类智能化加工技术研究应用现状与展望[J]. 水产学报, 2024, 48(12): 129802.
Dong Shiliang, Tian Yuanyong, Xiao Jinxing, et al. Research status and development trends of intelligent fish processing [J]. Journal of Fisheries of China, 2024, 48(12): 129802.

[58] 贾志鑫, 杨霖, 史策, 等. 农产品品质在线感知技术应用研究进展[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 17–32.
Jia Zhixin, Yang Lin, Shi Ce, et al. Research progress on application of online perception technology for agricultural product quality [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 17–32.

[59] Yin Binfeng, Tan Gang, Muhammad R, et al. AI-powered innovations in food safety from farm to fork [J]. Foods, 2025, 14(11): 1973.

[60] Wei Xuhang, Zhang Min, Chen Kai, et al. Intelligent detection and control of quality deterioration of fresh aquatic products in the supply chain: a review [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108720.

[61] Hassoun A, Jagtap S, Garcia-Garcia G, et al. Food quality 4.0: from traditional approaches to digitalized automated analysis [J]. Journal of Food Engineering, 2023, 337: 111216.

[62] Zhang Yuemei, Kim Y H B, Puolanne E, et al. Role of freezing-induced myofibrillar protein denaturation in the generation of thaw loss: a review [J]. Meat Science, 2022, 190: 108841.

[63] Revelou P K, Tsakali E, Batrinou A, et al. Applications of machine learning in food safety and HACCP monitoring of animal-source foods [J]. Foods, 2025, 14(6): 922.

[64] Das J, Mishra H N. A comprehensive review of the spoilage of shrimp and advances in various indicators/sensors for shrimp spoilage monitoring [J]. Food Research International, 2023, 173: 113270.

(责任编辑: 韩晓红 蔡世佳)