



· 综述 ·

## 鱼类智能化加工技术研究应用现状与展望

董师良<sup>1,2</sup>, 田元勇<sup>3</sup>, 肖金星<sup>1,2</sup>, 袁春红<sup>4</sup>, 刘鹰<sup>1\*</sup>

(1. 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 浙江 杭州 310058;

2. 浙江大学舟山海洋研究中心, 浙江 舟山 316021;

3. 大连海洋大学食品科学与工程学院, 辽宁 大连 116023;

4. 岩手大学, 日本 岩手 020-8550)

**摘要:** 随着全球对水产品需求的不断增长, 水产品加工业正面临着提升效率、提高质量和实现绿色发展的重大挑战。鱼类智能化加工技术作为应对这些挑战的关键创新, 融合了人工智能、机器学习、机器人技术、数据分析等前沿科技, 为水产品加工行业带来了革命性的变革。本文综述了鱼类智能化加工技术的核心组成部分、当前应用情况以及未来发展方向, 以期为行业内的科研和生产实践提供参考。首先, 针对鱼类智能化加工的相关关键技术进行详细介绍, 包括机器视觉、图像分析、机器人自动化、机器学习、深度学习以及大数据分析等, 这些技术在提高加工效率、降低人力成本、提升产品质量稳定性方面发挥着至关重要的作用; 其次, 对鱼类智能化加工技术在实际应用中的多样化场景进行了探讨, 如鱼类的自动分选和分级、宰杀和分割过程的自动化, 以及智能包装系统的开发和应用等, 这些应用不仅提高了生产效率, 还增强了产品的市场竞争力; 最后, 展望了鱼类智能化加工技术的未来, 强调了物联网、云计算、大数据分析和消费者个性化需求的重要性, 这些趋势预示着水产品加工行业将朝着更智能、更自动化的方向发展。

**关键词:** 鱼类; 人工智能; 加工; 机器学习; 机器视觉; 智能包装

中图分类号: S 986.1; TP 18

文献标志码: A

2022年, 我国水产品产量及人均占有量均呈现出稳步增长的态势。全国水产品总产量达到6 865.91万t, 同比增长2.62%, 其中, 养殖产量占水产品总产量的81.1%, 凸显了养殖业的重要地位<sup>[1]</sup>。水产加工业呈现蓬勃发展趋势, 全国水产加工企业数量持续增加, 水产冷库建设不断完善, 水产加工品总量达到2 147.79万t, 同比增长1.07%<sup>[2]</sup>。

然而, 尽管我国水产品加工业取得了一定的

成绩, 但与发达国家相比, 仍存在诸多不足。在加工机械和生产线方面, 我国水产品加工业普遍面临机械化、自动化程度不高的问题<sup>[3]</sup>, 特别是在前处理工序中, 大部分依赖人工操作, 导致加工效率较低。此外, 我国水产品加工资源严重衰退、基础研究薄弱、加工与综合利用率较低、产品品种少、附加值低以及装备落后等问题也亟待解决<sup>[4-5]</sup>。随着信息技术的快速发展, 人工智能等先进技术为水产品加工业带来了新的发展机遇。

收稿日期: 2024-09-07 修回日期: 2024-10-25

资助项目: 浙江省科技计划项目(2022C02040); 现代农业产业技术体系专项(CARS-49)

第一作者: 董师良(照片), 从事水产品保鲜与加工研究, E-mail: dsl1993@yeah.net

通信作者: 刘鹰, 从事设施水产养殖环境工程与智能装备研究, E-mail: liuyingzju@zju.edu.cn



智能化加工技术通过利用人工智能技术对加工过程进行优化、自动化和智能化，能够显著提高加工效率、降低生产成本，并提升产品质量和稳定性<sup>[6-9]</sup>。目前，越来越多的企业开始引入人工智能技术，提升水产品加工的效率和质量，实现智能化加工<sup>[10-11]</sup>。

鱼类智能化加工技术作为水产品加工行业的重要变革力量，融合了人工智能、机器学习、机器人技术和数据分析等先进技术，有望为鱼类加工带来全新的变革。通过智能化手段，鱼类加工可以实现更高效、更精准的自动化操作，提高加工质量和稳定性，满足消费者日益多样化的需求。同时，鱼类智能化加工技术还有助于推动水产品加工业的数字化转型，提升整个行业的竞争力和可持续发展能力。本综述旨在探讨鱼类智能化加工的现状，解析其关键技术的核心组成，展示其多样化的应用领域，分析当前面临的挑战，并展望其未来发展方向。助力提升鱼类加工的效率和质量，为水产品加工业的智能化转型提供支持，促进水产加工行业的高质量绿色发展。

## 1 鱼类智能化加工的关键技术组成

鱼类是全球的重要膳食产品<sup>[12-13]</sup>，水产品的高易腐性推动了产品加工、贮藏和保鲜技术的发展<sup>[14-15]</sup>。近年来，随着工业4.0技术的快速发展，几乎每个行业都发生了数字化变革，包括食品和海鲜行业<sup>[6]</sup>。水产品智能化加工技术已成为推动水产品加工产业转型升级的变革性力量，利用机器视觉、人工智能 (artificial intelligence, AI)、机器学习 (machine learning, ML)、机器人技术和数据分析等先进方法，革新了鱼类加工的各个方面<sup>[17-20]</sup>。

### 1.1 机器视觉和图像分析

**机器视觉** 机器视觉作为工程学的重要分支，与计算机科学、光学、机械工程以及工业自动化等学科紧密相连，共同构筑了现代智能制造与自动化技术的基石。机器视觉主要依赖于先进的摄像技术，实现对目标对象的精确感知与识别<sup>[21-22]</sup>。其强大的能力使得机器视觉系统在精准绘制生产环境及其细节图谱方面表现出色，能够在极短时间内从海量的图像数据中提取出丰富的信息。机器视觉系统的核心在于其集成的图像分析软件，该软件能够对捕捉到的图像进行高效处理，筛选出关键信息并进行深入解析。系统中的

摄像头负责捕捉实时图像，信号装置则用于精确控制拍摄过程，确保图像的准确性和时效性。此外，照明设备的运用对于保证图像质量也至关重要。完成图像分析后，所得信息将传递至控制系统，作为制定后续加工操作决策的重要依据。随着技术的不断进步，机器视觉系统在各个领域的应用日益广泛<sup>[23-25]</sup>。在渔业领域，机器视觉模型的应用已呈现出广泛的发展趋势。这些模型具备从海量数据中高效提取关键信息的能力，并将这些信息传递至计算机系统进行深入地分析与决策制定<sup>[26-27]</sup>。借助这些模型，研究人员能够精确地分析鱼类的行为模式，准确计算鱼的体重<sup>[28]</sup>，精确测量鱼类的体长<sup>[29]</sup>，估算水域中鱼类的数量<sup>[30]</sup>，以及高效识别不同种类的鱼类物种<sup>[31]</sup>。这些学术成果不仅丰富了渔业领域的研究手段，也为渔业资源的可持续管理和利用提供了有力支持。此外，在鱼类加工过程中，机器视觉技术同样发挥着重要作用。通过应用机器视觉技术，可以实现对鱼体不同部位的自动解剖和分离，大大提高了加工效率，降低了人力成本<sup>[32]</sup>。这一技术的应用不仅提升了水产品加工的自动化水平，也为水产加工业的高质量发展注入了新动力。

**图像分析** 图像处理技术主要包括图像预处理、图像分割和特征提取三个主要部分<sup>[33]</sup>。图像预处理是为了抑制不必要的失真或加强某些重要特征。图像预处理方法包括几何变换、像素亮度变换和滤波<sup>[34]</sup>。在对图像进行预处理后，对图像或图像区域进行分割，包括基于阈值、边缘和区域的方法<sup>[35]</sup>。然后提取样本的特征以进行图像识别。通常，特征提取通过提取颜色、形状和纹理等特征来描述图像。图像分析方法已被证明有助于识别鱼类特征和检测鱼片缺陷。Azarmdel等<sup>[36]</sup>开发了一种图像处理算法，通过细致的解剖结构分析以及图像特征的提取，精准地确定了鳟类的去头及腹部切割点。

### 1.2 机器人技术和自动化

机器人技术在水产品加工领域扮演着至关重要的角色，尤其是在处理非刚性物体如鱼片或整条鱼时，面临着诸多挑战<sup>[37]</sup>。由于水产品的形状、大小和结构差异显著，传统工业机器人的抓取工具往往难以应对<sup>[38]</sup>。然而，近年来，一些具有创新性的抓取解决方案相继涌现，为机器人技术在这一领域的应用提供了新的可能。为实现自动化

生产, 机器人系统需要配备先进的视觉系统和其他传感器技术, 以实时监控和控制加工过程。这些技术不仅提高了生产效率, 还确保了加工过程中的精准度。随着传感器(包括视觉传感器、力传感器及多源传感器)与人工智能(AI)技术的飞速发展, 机器人技术在水产品加工中的应用前景更加广阔<sup>[39-40]</sup>。

传感器作为机器人系统的感知模块, 在监测切割状态方面发挥着至关重要的作用。视觉传感器能够精准地定位鱼体的位置, 为机器人提供准确的抓取和切割信息。而力传感器则能够实时获取力反馈数据, 帮助机器人调整抓取力度和切割速度, 确保加工过程的顺利进行。同时, 人工智能作为决策平台, 负责处理传感器所获取的切割信息<sup>[41-42]</sup>。通过智能算法, 人工智能能够为机器人规划出最优的处理轨迹, 使其能够灵活应对各种鱼类尺寸的变化。这不仅显著减少了食品浪费, 还提高了产量, 为渔业加工行业带来了巨大的经济效益。德国的BAADER公司成功研发了一款具备高度灵活性的鱼类修剪装置——BAADER 988, 这款装置结合了先进的视觉系统, 能够适应多种鱼类尺寸、形态及种类的变化, 实现了高水平的切割质量与产量优化<sup>[10]</sup>。随着机器人技术和传感器技术的不断进步, 智能机器人正逐渐成为水产品加工领域的新宠。因此, 智能机器人的应用有望取代传统的专用硬件, 为水产品加工的柔性制造开辟新的道路。

### 1.3 机器学习与数据分析

**机器学习** 机器学习(ML)作为人工智能领域的一个重要分支, 专注于从数据中抽取有价值的信息, 并通过自主学习机制实现合理的分类或预测。其核心算法旨在利用数据进行自我学习, 进而提取关键特征, 并构建能够准确映射数据特性的模型<sup>[43]</sup>。根据学习方式的不同, 机器学习可分为监督学习、无监督学习、半监督学习和强化学习等多种类型<sup>[44]</sup>。在这些学习方法中, 监督学习以其广泛的应用性和高效性而备受青睐。通过对已知数据样本及其对应结果的反复学习和训练, 监督学习算法能够提取出特征值与结果之间的映射关系, 并据此预测新数据的结果。这种方法特别适用于分类和回归任务, 并在实际应用中展现出显著的效果。无监督学习则侧重于在缺乏先验知识的情况下, 从数据中挖掘潜在的结构和模式。

聚类和降维是无监督学习中的两个主要任务。聚类旨在将相似的数据点归为一类, 揭示数据内在的分组结构; 而降维则通过减少数据的维度来降低复杂性, 有助于后续的分类和回归任务。半监督学习则融合了监督学习和无监督学习的优点, 通过结合少量标注数据和大量未标注数据进行学习, 实现了分类、回归和聚类的有机结合。这种学习方法在数据标注成本较高或标注数据不足的情况下具有显著的优势。强化学习则是一种更为复杂的机器学习方法, 它强调系统在与外部环境的交互中进行学习, 通过不断试错来优化自身的行为策略<sup>[17]</sup>。尽管强化学习在某些领域取得了显著的进展, 但在鱼类加工领域, 如切割鱼或鱼片的任务中, 其应用尚不广泛。在鱼类加工领域, 机器学习技术已经得到了广泛的应用。从鱼类的识别、分类到大小、重量的估计, 再到数量的计数<sup>[44]</sup>, 机器学习算法都发挥了重要作用。此外, 在鱼片缺陷检测和定位方面, 机器学习也展现出了巨大的潜力。通过训练模型识别鱼片的纹理、颜色等特征, 可以有效地检测出鱼片中的缺陷并进行定位, 从而提高产品质量和生产效率<sup>[45-47]</sup>。

**深度学习** 深度学习(deep learning, DL)作为机器学习领域的前沿技术, 近年来在食品领域的应用取得了显著进展, 特别是在图像分析方面展现出了令人瞩目的成果<sup>[48]</sup>。深度学习以其强大的特征学习、分类、回归和图像分割能力, 逐渐超越了传统机器学习方法, 成为了解决复杂图像问题的有力工具。尽管如此, 深度学习模型在可解释性方面相较于传统机器学习方法仍有所欠缺<sup>[49]</sup>。在深度学习的众多模型中, 卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、循环神经网络、自动编码器、深度置信网络和生成对抗网络等是最为常见且效果显著的。这些模型通过构建深层次的神经网络结构, 能够自动从原始数据中提取出高级特征表示, 从而实现对复杂问题的准确建模<sup>[50]</sup>。在鱼类加工领域, 深度学习技术的应用正逐渐成为研究的热点。研究人员已经开始利用深度神经网络模型解决鱼类分类、鱼体部位识别、鱼片缺陷检测以及质量评估等关键问题<sup>[51-55]</sup>。例如, 有学者提出了一种创新的在线鱼类跟踪系统, 该系统融合了YOLO和并行相关滤波器, 实现了鱼类的端到端检测与分类, 显著提升了跟踪的实时性和准确性<sup>[56]</sup>。随着人工神经网络技术的不断进步, 未来将会有更多性能优越的网络结构

涌现, 为鱼类特征识别和鱼片缺陷检测等任务提供更加精准和高效的解决方案。然而, 值得注意的是, 深度学习模型的训练通常需要大量数据和计算资源的支持。这对于数据稀少、硬件条件有限的环境来说可能是一个挑战, 但水产品加工行业提供了丰富的鱼类和鱼片图像信息, 为深度学习模型的训练提供了充足的数据来源。

**大数据分析** 大数据分析作为一种前沿技术, 擅长处理海量的非结构化数据, 从中提炼出有价值的信息, 为实时决策提供有力支撑。其核心特征在于数据的体量之大、多样性之丰富、潜在价值之深、处理速度之快以及真实性之高<sup>[57]</sup>。在水产品加工生产领域, 这一过程显得尤为关键, 因为该行业产生了大量的图像、切割记录、设备状态以及环境参数等非结构化数据。通过对这些数据进行深入分析, 大数据分析能够精准地为鱼类加工的各个环节提供最佳的切割方案, 包括精细的切割参数和路径规划。然而, 值得注意的是, 尽管大数据分析在水产品加工行业中的应用前景广阔, 但当前该行业在这一领域仍处于探索的初级阶段。随着数据量的急剧增长, 网络安全风险也随之攀升, 对数据的安全性和隐私保护提出了严峻的挑战<sup>[58]</sup>。因此, 在推进大数据分析在水产品加工行业中的应用时, 必须高度重视数据的安全管理, 确保隐私得到有效保护, 从而充分释放大数据分析的潜力, 为水产品加工行业的优化和升级提供强大的技术支持。

## 2 鱼类智能化加工技术的应用

### 2.1 分选和分级

在鱼类生产企业的深加工早期阶段, 大多数企业仍然依赖人工分类的方法, 这种做法存在诸多弊端。首先, 人工分类的速度相对较慢, 导致生产效率低下。其次, 人工分类的准确度难以保证, 这可能对后续加工和产品质量产生负面影响。更为严重的是, 由于外部环境和人为因素的干扰, 人工分类过程中产品容易受到污染, 这不仅影响产品的品质, 还可能削弱出口产品的市场竞争力。传统的鱼类分类方法不仅劳动密集、耗时, 而且往往具有破坏性, 不仅效率低下, 还可能对鱼类资源造成不必要的损害<sup>[59-60]</sup>。因此, 寻求更高效、自动化、非侵入性和非破坏性的鱼类采样和分类方法成为当前研究和生产应用的热点<sup>[61]</sup>。

<https://www.china-fishery.cn>

当前, 鱼类自动检测、识别和分类技术正成为科技界与水产界共同关注的焦点。随着技术的不断进步, 针对水下和水上环境的鱼类识别技术也在迅速发展<sup>[62-64]</sup>。借助此技术, 可以轻松地对养殖鱼类进行自动分类、质量监测和生长跟踪<sup>[44, 65-67]</sup>。这一技术不仅关乎到水产养殖的精细化管理, 更是提升整个食品工业效率、保障水产品质量的关键所在。在自动鱼类识别的研究中, 机器学习和计算机视觉技术发挥着举足轻重的作用。它们通过复杂的算法和精确的图像分析, 实现对鱼类的快速、准确识别, 这一过程不仅极大地减轻了人工识别的负担, 更提高了识别的效率和准确性。有研究专注于多种鱼类的检测任务, 他们利用YOLO架构在3个不同数据集上进行训练, 最终取得了平均精度为0.5392的优异表现, 充分展现了深度学习在鱼类检测领域的强大潜力<sup>[68]</sup>。Wu等<sup>[69]</sup>开发了一套基于机器视觉的大黄鱼(*Larimichthys crocea*)分级与质量分选系统, 利用颜色特征向量精准检测新鲜度, 实现快速无损评估。该系统还包含基于面积测量的高精度重量预测模型, 为水产品行业的品质管理提供了新手段。Knausgård等<sup>[70]</sup>提出了一种两步深度学习方法, 用于检测和分类温带鱼类, 无需预过滤。该方法结合了YOLO目标检测技术和Squeeze-and-Excitation SE架构的卷积神经网络(CNN), 通过预训练模型实现了99.27%的高准确率。该方法解决了海洋生态应用中处理大量水下相机数据的需求, 通过迁移学习和现有数据集训练, 克服了训练样本有限的问题, 提高了分类精度。同样的, Kuswantori<sup>[71]</sup>研究了基于深度学习和计算机视觉技术的鱼类自动检测和分类系统开发了YOLOv4算法, 旨在提升鱼类分拣的自动化水平。该系统采用独特标注技术优化, 在真实鱼类视频测试中准确率高达98.15%。该成果编制了8种养殖鱼类的数据集, 并通过试验验证了系统的有效性。

### 2.2 宰杀、剖解和分割

在众多动物中, 鱼类的屠宰方法相对落后, 部分原因是公众对鱼类是否能够感受痛苦的认识不足。然而, 科学研究已经证明鱼类具备感知痛苦的能力, 这使得鱼类屠宰过程中的福利问题变得尤为重要。屠宰方法对鱼类产品的品质有着直接的影响。不当的屠宰方法不仅会导致动物遭受不必要的痛苦, 还可能影响鱼肉的质地、色泽、

中国水产学会主办 sponsored by China Society of Fisheries

味道和保存期等品质指标<sup>[72-73]</sup>。

研究指出, 高密度和重复捕捞等应激条件会导致鱼类产生应激反应, 表现为血液参数变化、肌肉 pH 值升高和新鲜度降低, 进而影响鱼肉质量。选择合适的屠宰方法至关重要, 因为它直接影响肌肉活动、能量消耗以及应激因素的强度和持续时间。较少应激的屠宰方法有助于减少肌肉能量消耗、乳酸产生, 降低肌肉 pH 值, 并延缓硬度期的开始, 从而提高鱼肉质量<sup>[73-74]</sup>。

传统的手工宰杀方式不仅效率低下, 容易引发鱼类剧烈应激反应, 从而影响产品质量, 而且操作过程中产生的废弃物还可能对环境造成污染, 这与现代绿色生产的理念相悖。因此, 开发自动化宰杀关键装备, 实现鱼类处理流程的自动化与智能化, 成为提升鱼类加工效率与品质的关键所在。通过自动化宰杀, 可以大幅减少人为因素的干扰, 确保产品质量的稳定性和一致性, 同时降低环境污染的风险。

Bondø 等<sup>[32]</sup>设计了一种新的自动化鲑鱼屠宰线, 使用了三维机器视觉和一台放血切割机器人来进行预麻醉的大西洋鲑 (*Salmo salar*) 和虹鳟 (*Oncorhynchus mykiss*) 的屠宰。自动化率达 85%~95%。其核心 3D 视觉系统捕捉鱼类三维图像、分割图像并精确定位切割点, 从而减少人为干预, 提升生产效率和产品质量。

鱼类加工流程包含多步操作, 其中切割质量尤为关键。传统人工操作常在冷湿环境中进行, 影响工人效率且增加健康风险<sup>[75-76]</sup>。因此, 近年来, 提升鱼类切割自动化水平已成为行业研究的热点。随着切割技术、图像识别技术、建模分析技术以及人工智能等先进技术的快速发展, 鱼类加工行业正迎来自动化、智能化的新时代。

Jain 等<sup>[77]</sup>将机器视觉系统应用于去头机器, 融合 CCD (charge-coupled device) 摄像头、光学编码器和超声位移数据, 精确检测鱼头位置并自动调整刀片, 实现高效去头。Azarmdel 等<sup>[78]</sup>开发的虹鳟加工机器人, 采用双盘刀进行 V 形切割, 可去除鱼头和内脏。Marel I-Cut 系列切割系统则运用激光扫描轮廓测量技术, 为修剪机器人提供 3D 切割能力, 具备 6 自由度 (degrees of freedom, DoF), 显著提升切割精度与效率。Bondø 等<sup>[32]</sup>实现了一种基于激光的三维视觉系统, 获取鱼类点云数据, 精度达 1 mm, 用于检测鱼鳃位置, 引导机器人手臂切割。近年来, 人工智能通过机器学

习和深度学习, 在鱼类切割机器视觉系统中发挥重要作用, 提高自动化生产线的刀具切割精度。Gamage 等<sup>[79]</sup>和 Laradji 等<sup>[80]</sup>分别将机器学习和 CNN 应用于切割系统, 提升鱼类分割与识别精度。Diamond 等<sup>[81]</sup>则运用 U-Net 在 2D 图像上分割鱼类不同部位。这些技术的融合为鱼类加工行业的自动化和智能化发展提供了有力支持。

### 2.3 智能包装

智能包装 (smart packaging, SMP) 是一种先进的包装系统, 能够利用内外因素提供食品新鲜度信息, 不仅增强了食品安全性, 还实现了产品的自动识别和追踪<sup>[82-83]</sup>。在食品行业中, 智能包装发挥着至关重要的作用, 它延长了货架寿命, 提升了产品质量, 并能响应环境和包装变化, 为消费者提供详尽的产品历史和状态信息<sup>[84-85]</sup>。在水产品领域, 智能包装更是成为应对变质和保存挑战的关键手段。随着生活方式的转变和水产品消费的增加, 智能包装通过内置的指示器、传感器和射频识别 (radio-frequency identification, RFID) 系统, 精确监控水产品从生产到消费的全过程, 确保了产品的安全、质量和新鲜度<sup>[86]</sup>。

时间-温度指标 (time-temperature indicators, TTI) 是智能包装中的一项重要技术, 它能基于食品的保质期和所经历的温度, 为消费者提供最佳食用时间的指导。TTI 通过颜色变化或机械变形直观展示产品的安全性和品质, 尤其适用于温度敏感的海鲜产品<sup>[87-89]</sup>。Xu 等<sup>[90]</sup>针对大菱鲆 (*Scophthalmus maximus*) 刺身这一海鲜产品, 研发了一种基于酪氨酸酶的 TTI。该 TTI 在大菱鲆刺身的储存过程中, 能够通过颜色从无色到黑色的显著变化来指示产品的新鲜度变化。与此同时, Tsironi 等<sup>[91]</sup>也对 TTI 在冷冻海鲜产品中的应用进行了深入研究, 评估了一种基于酶的 TTI 和一种基于光变色的 TTI 系统在冷冻大青鲨 (*Prionace glauca*) 鱼片上的适用性。为了更准确地评估 TTI 的性能, 他们首先在试点规模上设计了一个数学模型。通过对比预测值与实验数据, 他们验证了这种模型在评估冷大青鲨鱼片和新西兰双柔鱼 (*Notopterus sloanii*) 的化学和感官质量变化方面的有效性。Hsiao 等<sup>[92]</sup>研制了一种微生物 TTI, 该指示器能依据 TVB-N (total volatile basic nitrogen) 水平有效评估真空包装鞍带石斑鱼 (*Epinephelus lanceolatus*) 鱼片的新鲜度。这一创新的 TTI 利用颜色从

深红到黄的不可逆变化, 直观反映鱼片状态, 使其成为评估鱼类产品新鲜度和质量属性的有力工具。相较于传统方法, 这种微生物 TTI 不仅准确度高, 而且操作简便, 能够快速、直观地反映鱼片的新鲜状态, 为海鲜行业提供了一种高效、可靠的质量监控手段。

此外, 在智能包装系统中, 传感器用于实时监测食品的质量和安全, 包括气体传感器、pH 传感器和生物传感器等<sup>[93-94]</sup>。气体传感器响应包装内氧气水平, 控制海鲜氧化过程<sup>[88, 95]</sup>。例如, 荧光氧气传感器适合远程监控包装中的氧气水平<sup>[96-97]</sup>。Halochromic 传感器和 pH 敏感材料通过 pH 变化显示海鲜分解生成的挥发性胺类物质的变化, 直接反映新鲜度<sup>[85]</sup>。生物传感器则集成光学、电化学或比色信号, 检测鱼类代谢物, 如次黄嘌呤、组胺和尿酸等, 在灵敏度和便捷性方面具有明显优势<sup>[98-100]</sup>。

而 RFID 不属于标记或传感器的任何类别; 它是一种自动识别系统, 应用无线传感器自动识别物品并收集实时信息, 无需手动干预。这些技术的应用, 极大地提升了水产品的安全监控和消费者体验<sup>[86]</sup>。RFID 技术是一种自动化的数据收集和物品识别技术, 它通过无线传感器工作, 无需人工参与。RFID 系统包含三个核心部分: 带有微芯片和天线的数据收集标签、用于发射信号和接收数据的读写器, 以及处理数据的中间件。RFID 标签根据能源类型可分为主动、被动及半被动式, 具有穿透性强、非接触式操作等优势, 适合结合其他指示器/传感器使用<sup>[101]</sup>。RFID 标签与气体传感器的结合, 可监控鱼类产品新鲜度。此外, RFID 标签还能存储相对湿度、温度数据以及营养信息, 进一步提升了其在智能包装中的应用价值<sup>[102]</sup>。Smits 等<sup>[103]</sup>开发的 RFID 标签具备双层传感器技术, 可监测鳕鱼片中三甲胺(trimethylamine, TMA)等挥发性胺, 显著提高了鱼类质量监控的准确性。Chung 等<sup>[104]</sup>通过无电池的智能传感器标签升级传统 RFID 系统, 监测鱼类包装内 H<sub>2</sub>S 或 NH<sub>3</sub> 的气体浓度, 标签通过颜色变化显示鱼类新鲜程度, 提供便捷的质量控制手段。

## 2.4 智能检测

在供应链中的储存与运输环节, 常常因内源酶与微生物的作用, 导致新鲜水产品蛋白质和脂肪分解, 进而引发质量下降。针对这一挑战, 检

测并控制水产品质量的恶化显得尤为重要<sup>[105]</sup>。传统的检测方法, 例如 Kjeldahl 法、比色计等, 虽然可以测定特定的属性, 但存在诸多局限。而质量指数法(quality index method, QIM)则高度依赖专业人员的判断, 其主观性较大。尽管气相色谱和质谱等高精度仪器能够提供准确的结果, 但它们的操作耗时且往往具有破坏性<sup>[106-108]</sup>。近年来, 光谱学、光谱智能传感器、高光谱成像技术、机器视觉和学习等先进技术被开发用于解决这些问题, 为水产品质量的快速、准确检测提供了新途径。随着光学技术的飞速发展, 光谱学在食品质量鉴定与评估中的应用日益广泛。在水产品质量检测领域, 光谱学展现出巨大的发展潜力。近年来, 光谱学和光谱成像技术因其快速、无损的特性而备受瞩目。这些技术在紫外(ultraviolet, UV)、可见(visible, VIS)、近红外(near infrared, NIR)和中红外(mid infrared, MIR)等多个光谱区域广泛应用, 其中 VIS-NIR 区域更是成为鱼类等水产品分析的首选。这些技术的广泛应用, 为水产品质量的快速、准确检测提供了有力支持<sup>[109-111]</sup>。

近红外(NIR)光谱技术通过采集待测水产品的近红外光谱, 并运用数据处理方法, 可有效评价其新鲜度, 同时对其质量进行检测或评价。该技术可以测量的指标包括水、蛋白质、脂肪、无机盐等化学成分, 也可通过比较外观观察缺陷来评估水产品质量<sup>[112]</sup>。Ghidini 等<sup>[113]</sup>采用近红外光谱技术成功预测了生鲜和加工黄鳍金枪鱼(*Thunnus albacares*)的组织胺浓度, 建立了基于正交偏最小二乘回归的校正模型, 有效预测了 10~1 000 mg/kg 范围内的组织胺浓度。同时, Agyekum 等<sup>[114]</sup>研究了傅里叶近红外光谱与不同选择算法在预测低温保存新鲜鱼 K 值方面的应用, 发现 ACO-PLS 算法表现最佳, 校准集和测试集的相关系数分别高达 98.27% 和 97.86%。

高光谱成像(hyperspectral imaging, HSI)技术巧妙融合光谱与计算机视觉成像, 生成包含光谱与空间数据的图像。化学计量学作为关键支持, 助力数据高效处理与新鲜水产品质量评估。该技术无需化学物质, 环保无污染, 且样品预处理简便, 省时省力<sup>[115]</sup>。高光谱成像的高分辨率特性使其能全面收集光谱与空间信息, 实现快速实时在线检测, 为水产品供应链质量检测带来巨大潜力<sup>[116]</sup>。高光谱成像技术可捕捉水产品外观图像, 通过分析比较, 精准区分其新鲜度。对于小黄鱼

(*L. polyactis*), 结合特征波长和纹理特征, 分类精度高达 96.88%。此外, 偏最小二乘回归 (partial least squares regression, PLSR) 模型验证其有效性, 证实高光谱技术在小黄鱼新鲜度识别中的可行性<sup>[17]</sup>。同时, 结合人工算法, 高光谱技术可预测水产品储存中的化学物质变化。例如, 深度学习神经网络 (deep learning neural network, DLNN) 与高光谱成像结合, 成功预测冷藏虹鳟鱼片总挥发性碱氮 (TVB-N) 含量。由于新鲜、冷冻及解冻水产品纹理差异显著, 高光谱技术可有效区分<sup>[18]</sup>。并且, 在构建高光谱图像集时, 选择理想光谱特征波长可大幅减轻计算负担, 同时保持高准确性。

而机器视觉技术能够捕捉新鲜水产品特定部位的特征图像, 通过分析这些部位的颜色特征, 有效判断水产品的 freshness<sup>[19]</sup>。最近, Arora 等<sup>[20]</sup>设计了一种计算机视觉数学模型, 专注于鱼的鳃、眼睛和皮肤等关键组织, 并通过数学计算得出鱼的新鲜度系数 (Q 值)。该模型经过实验室技术验证, 准确率高达 98.07%。Lalabadi 等<sup>[21]</sup>运用先进的人工神经网络 (artificial neural networks, ANNs) 和支持向量机 (support vector machines, SVMs) 技术, 深入研究了虹鳟眼睛和鳃的颜色特征。通过观察这些部位的颜色变化, 能精准判断鱼的新鲜程度。值得一提的是, 鳃的颜色变化相比眼睛更为敏感, 更能有效区分鱼的储存天数。而 Taheri-Garavand 等<sup>[22]</sup>以整条鲤 (*Cyprinus carpio*) 为对象, 采用人工蜂群-人工神经网络 (artificial bee colony-artificial neural network, ABC-ANN) 技术进行分析。研究结果显示, 该人工神经网络在鱼类新鲜度分类方面表现出色, 准确率高达 93.01%, 展现了其强大的应用潜力。

### 3 鱼类智能化加工的发展

#### 3.1 与物联网和云计算的融合

通过云平台进行数据交换、远程监控和集中控制, 实现水产加工设备的互联互通。随着科技的不断进步和应用场景的拓展, 智慧水产的未来发展将更加广阔。未来, 智慧水产加工将更加注重智能化、自动化和绿色化。通过引入更多前沿技术, 如区块链、5G 通信等, 实现鱼类加工全过程的数字化和智能化管理。同时, 智慧水产加工还将加强与其他产业的融合, 形成更加完整的产业链和价值链, 推动整个水产行业的转型升级。

#### 3.2 基于人工智能的全面品质管理体系

通过深度整合先进传感技术、智能分析算法、高效保活设备及工艺, 全面优化从捕捞到消费者手中的鱼类鲜活度与安全性。基于大数据与 AI 算法, 精准识别流通加工各环节中的关键控制点, 并动态调整传感监测指标, 确保实时反馈水质、温度、氧气含量等直接影响鱼类品质的核心参数, 实现状态评估与参数区间智能化调控。通过深度学习模型的迭代完善, 系统不断自我优化, 提升预测和应对复杂物流环境变化的能力, 从而在保障鱼类品质维持的同时, 最大化减少损耗, 提升资源利用效率。在此基础上, 引入区块链技术与物联网 (internet of things, IoT) 融合, 创建透明、可追溯的 HACCP (hazard analysis and critical control points) 标准下的品质管控模式, 实现从海洋到餐桌的全链条数字化追踪, 增强消费者信任。此外, 结合边缘计算与云计算, 方案能即时处理大量数据, 为决策提供即时反馈, 推动水产品供应链向智慧化、精准化转变。为了适应未来海洋资源的可持续开发, 探索陆海一体化的流通加工技术方案, 利用海上养殖与岸基设施的协同作业, 实现环境友好型的水产品保鲜, 减少运输加工过程中的生态环境影响, 推动绿色供应链发展。

#### 3.3 个性化和消费者参与

定制加工方法、产品配方和包装设计, 满足不断变化的消费者偏好、饮食需求和文化特点。传统的商业模式为“先制造, 后销售, 再消费”, 企业为消费者提供产品, 消费者则是被动的产品接受者, 但在智能制造的时代背景下则呈现一种新型商业模式, 即“先个性化定制, 再制造, 后消费”, 用户先提出个性化需求, 企业再为用户提供个性化服务, 这样可以极大地提高用户的参与度, 也能使得企业真正地去理解和思考用户的需求。

在智能制造的生产方式下, 产品设计流程的主要步骤是“需求, 设计, 销售, 生产”, 用户希望通过定制平台自行设计或是选择所需要的产品, 不愿接受没有选择性的设计方案。这一过程可以实现的基础在于三点: 一是用户提出产品的需求, 交由设计师来完成; 二是用户根据设计师提供的产品设计方案, 自行选择以满足设计需求; 三是对成型的设计产品进行选择, 获取设计方案。用户通过企业的定制平台参与到产品的设计、生产和交付的全流程, 通过对不同的产品模块进行

选择与组合, 构建出符合自己个性的特色产品, 极大地简化了产品的设计过程。

(作者声明本文无实际或潜在的利益冲突)

### 参考文献 (References):

- [ 1 ] FAO. The state of world fisheries and aquaculture 2022[R]. Rome: FAO, 2022.
- [ 2 ] 农业农村部渔业渔政管理局, 全国水产技术推广总站, 中国水产学会. 2023 中国渔业统计年鉴 [M]. 北京: 中国农业出版社, 2023.  
Ministry of Agriculture and Rural Affairs of the People's Republic of China, National Fisheries Technology Extension Center, China Society of Fisheries. 2023 China fishery statistical yearbook[M]. Beijing: China Agriculture Press, 2023 (in Chinese).
- [ 3 ] 欧阳杰, 沈建, 郑晓伟, 等. 水产品加工装备研究应用现状与发展趋势 [J]. 渔业现代化, 2017, 44(5): 73-78.  
Ouyang J, Shen J, Zheng X W, et al. Research and application status and development tendency of aquatic products processing equipment[J]. *Fishery Modernization*, 2017, 44(5): 73-78 (in Chinese).
- [ 4 ] 张文兵, 解绶启, 徐皓, 等. 我国水产业高质量发展战略研究 [J]. 中国工程科学, 2023, 25(4): 137-148.  
Zhang W B, Xie S Q, Xu H, et al. High-quality development strategy of fisheries in China[J]. *Strategic Study of CAE*, 2023, 25(4): 137-148 (in Chinese).
- [ 5 ] 徐皓, 张建华, 丁建乐, 等. 国内外渔业装备与工程技术研究进展综述 (续)[J]. 渔业现代化, 2010, 37(3): 1-5,19.  
Xu H, Zhang J H, Ding J L, et al. The review of the research progress of fishery equipment and engineering technology at home and abroad (Continued)[J]. *Fishery Modernization*, 2010, 37(3): 1-5,19 (in Chinese).
- [ 6 ] Hassoun A, Siddiqui S A, Smaoui S, et al. Seafood processing, preservation, and analytical techniques in the age of Industry 4.0[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(3): 1703.
- [ 7 ] Hassoun A, Ojha S, Tiwari B, et al. Monitoring thermal and non-thermal treatments during processing of muscle foods: a comprehensive review of recent technological advances[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(19): 6802.
- [ 8 ] 王玖玖, 宗力, 熊善柏. 淡水鱼鱼鳞生物结合力与去  
<https://www.china-fishery.cn>
- 鳞特性的试验研究 [J]. *农业工程学报*, 2012, 28(3): 288-292.  
Wang J J, Zong L, Xiong S B. Study on scale bio-adhesion force and scaling properties for freshwater fish[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(3): 288-292 (in Chinese).
- [ 9 ] Balaban M O, Misimi E, Ayvaz Z. Quality evaluation of seafoods[M]//Sun D W. Computer vision technology for food quality evaluation. 2nd ed. London: Academic Press, 2016: 243-270.
- [ 10 ] BAADER. Fish processing machinery products[EB/OL]. <https://www.baader.com/fish/species/across-the-species>.
- [ 11 ] MAREL. Automated, high speed, high precision performance[EB/OL]<https://www.marel.com/en/fish/fish-processing-industry-resources/>.
- [ 12 ] Petricorena Z C. Chemical composition of fish and fishery products[M]//Cheung P C K, Mehta B M. Handbook of food chemistry. Berlin/Heidelberg: Springer, 2014: 403-435.
- [ 13 ] Carlucci D, Nocella G, De Devitiis B, et al. Consumer purchasing behaviour towards fish and seafood products. Patterns and insights from a sample of international studies[J]. *Appetite*, 2015, 84: 212-227.
- [ 14 ] Nagarajaraao R C. Recent advances in processing and packaging of fishery products: a review[J]. *Aquatic Procedia*, 2016, 7: 201-213.
- [ 15 ] Hassoun A, Gudjónsdóttir M, Prieto M A, et al. Application of novel techniques for monitoring quality changes in meat and fish products during traditional processing processes: reconciling novelty and tradition[J]. *Processes*, 2020, 8(8): 988.
- [ 16 ] Bao Y L, Wang K Y, Yang H X, et al. Protein degradation of black carp (*Mylopharyngodon piceus*) muscle during cold storage[J]. *Food Chemistry*, 2020, 308: 125576.
- [ 17 ] Fu J Y, He Y C, Cheng F. Intelligent cutting in fish processing: efficient, high-quality, and safe production of fish products[J]. *Food and Bioprocess Technology*, 2024, 17(4): 828-849.
- [ 18 ] Liu W B, Lyu J Q, Wu D, et al. Cutting techniques in the fish industry: a critical review[J]. *Foods*, 2022, 11(20): 3206.
- [ 19 ] Xu W D, He Y C, Li J H, et al. Robotization and intelligent cutting in fish processing: efficient, high-quality, and safe production of fish products[J]. *Food and Bioprocess Technology*, 2024, 17(4): 828-849.

- gent digital systems in the meat cutting industry: from the perspectives of robotic cutting, perception, and digital development[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2023, 135: 234-251.
- [ 20 ] Xu J L, Sun D W. Computer vision detection of salmon muscle gaping using convolutional neural network features[J]. *Food Analytical Methods*, 2018, 11(1): 34-47.
- [ 21 ] Javaid M, Haleem A, Singh R P, *et al*. Exploring impact and features of machine vision for progressive industry 4.0 culture[J]. *Sensors International*, 2022, 3: 100132.
- [ 22 ] Suma K G, Patil P, Sunitha G, *et al*. Computer vision and its intelligence in industry 4.0[M]//Machine learning techniques and industry applications. IGI Global, 2024: 119-142.
- [ 23 ] Strelkova T A, Lytyuga A P, Kalmykov A S. Statistical characteristics of optical signals and images in machine vision systems[M]//Examining optoelectronics in machine vision and applications in industry 4.0. IGI Global, 2021: 134-162.
- [ 24 ] Moreno A, Velez G, Ardanza A, *et al*. Virtualisation process of a sheet metal punching machine within the Industry 4.0 vision[J]. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing*, 2017, 11(2): 365-373.
- [ 25 ] Haffner O, Kučera E, Rosinová D. Applications of machine learning and computer vision in industry 4.0[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(6): 2431.
- [ 26 ] Hong H M, Yang X L, You Z H, *et al*. Visual quality detection of aquatic products using machine vision[J]. *Aquacultural Engineering*, 2014, 63: 62-71.
- [ 27 ] Muñoz-Benavent P, Andreu-García G, Valiente-González J M, *et al*. Enhanced fish bending model for automatic tuna sizing using computer vision[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 150: 52-61.
- [ 28 ] Zhang L, Wang J P, Duan Q L. Estimation for fish mass using image analysis and neural network[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 173: 105439.
- [ 29 ] Fernandes A F A, Turra E M, de Alvarenga É R, *et al*. Deep Learning image segmentation for extraction of fish body measurements and prediction of body weight and carcass traits in Nile tilapia[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 170: 105274.
- [ 30 ] Zhang S, Yang X T, Wang Y Z, *et al*. Automatic fish population counting by machine vision and a hybrid deep neural network model[J]. *Animals*, 2020, 10(2): 364.
- [ 31 ] Xu X L, Li W S, Duan Q L. Transfer learning and SE-ResNet152 networks-based for small-scale unbalanced fish species identification[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 180: 105878.
- [ 32 ] Bondø M S, Mathiassen J R, Vebenstad P A, *et al*. An automated salmonid slaughter line using machine vision[J]. *Industrial Robot: An International Journal*, 2011, 38(4): 399-405.
- [ 33 ] Soltani Firouz M, Sardari H. Defect detection in fruit and vegetables by using machine vision systems and image processing[J]. *Food Engineering Reviews*, 2022, 14(3): 353-379.
- [ 34 ] Chaki J, Dey N. A Beginner's guide to image pre-processing techniques[M]. Boca Raton: CRC Press, 2018.
- [ 35 ] Cao W M, Liu Q F, He Z Q. Review of pavement defect detection methods[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 14531-14544.
- [ 36 ] Azarmdel H, Mohtasebi S S, Jafari A, *et al*. Developing an orientation and cutting point determination algorithm for a trout fish processing system using machine vision[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 162: 613-629.
- [ 37 ] Buljo J O, Gjerstad T B. Robotics and automation in seafood processing[M]//Caldwell D G. Robotics and automation in the food industry. Oxford: Woodhead Publishing, 2013: 354-384.
- [ 38 ] Khoroshailo T A, Kozub Y A. Robotization in the production of dairy, meat and fish products[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, 1515(2): 022007.
- [ 39 ] Barbut S. Meat industry 4.0: a distant future?[J]. *Animal Frontiers*, 2020, 10(4): 38-47.
- [ 40 ] Liu Y, Guo C, Er M J. Robotic 3-D laser-guided approach for efficient cutting of porcine belly[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2022, 27(5): 2963-2972.
- [ 41 ] Long P, Khalil W, Martinet P. Force/vision control for robotic cutting of soft materials[C]//IEEE. Proceedings of 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago: IEEE, 2014: 4716-4721.
- [ 42 ] Liang J X, Wang H S, Chen W D. Automatic cutting

- control of deformable objects with vision/force feedback[C]//IEEE. Proceedings of 2018 13th World Congress on Intelligent Control and Automation. Changsha: IEEE, 2018: 1435-1440.
- [ 43 ] Saha D, Manickavasagan A. Machine learning techniques for analysis of hyperspectral images to determine quality of food products: a review[J]. *Current Research in Food Science*, 2021, 4: 28-44.
- [ 44 ] Zhao S L, Zhang S, Liu J C, et al. Application of machine learning in intelligent fish aquaculture: a review[J]. *Aquaculture*, 2021, 540: 736724.
- [ 45 ] Mery D, Lillo I, Loebel H, et al. Automated fish bone detection using X-ray imaging[J]. *Journal of Food Engineering*, 2011, 105(3): 485-492.
- [ 46 ] Sivertsen A H, Heia K, Stormo S K, et al. Automatic nematode detection in cod fillets (*Gadus morhua*) by transillumination hyperspectral imaging[J]. *Journal of Food Science*, 2011, 76(1): S77-S83.
- [ 47 ] Wang S, Nian R, Cao L M, et al. Detection of fish bones in cod fillets by UV illumination[J]. *Journal of Food Protection*, 2015, 78(7): 1414-1419.
- [ 48 ] Zhou L, Zhang C, Liu F, et al. Application of deep learning in food: a review[J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2019, 18(6): 1793-1811.
- [ 49 ] Zhu L L, Spachos P, Pensini E, et al. Deep learning and machine vision for food processing: a survey[J]. *Current Research in Food Science*, 2021, 4: 233-249.
- [ 50 ] Alom Z, Taha T M, Yakopcic C, et al. A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures[J]. *Electronics*, 2019, 8(3): 292.
- [ 51 ] Banerjee A, Das A, Behra S, et al. Carp-DCAE: deep convolutional autoencoder for carp fish classification[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 196: 106810.
- [ 52 ] Prasetyo E, Suciati N, Fatichah C. Yolov4-tiny with wing convolution layer for detecting fish body part[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 198: 107023.
- [ 53 ] Yu C, Fan X, Hu Z H, et al. Segmentation and measurement scheme for fish morphological features based on Mask R-CNN[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2020, 7(4): 523-534.
- [ 54 ] Misimi E, Øye E R, Sture Ø, et al. Robust classification approach for segmentation of blood defects in cod fillets based on deep convolutional neural networks and support vector machines and calculation of gripper vectors for robotic processing[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 139: 138-152.
- [ 55 ] Bjørlykhaug E, Egeland O. Vision system for quality assessment of robotic cleaning of fish processing plants using CNN[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 71675-71685.
- [ 56 ] Liu S S, Li X Y, Gao M S, et al. Embedded online fish detection and tracking system via YOLOv3 and parallel correlation filter[C]//Proceedings of the OCEANS 2018 MTS/IEEE Charleston. Charleston: IEEE, 2018: 1-6.
- [ 57 ] Ren Q S, Fang K, Yang X T, et al. Ensuring the quality of meat in cold chain logistics: a comprehensive review[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2022, 119: 133-151.
- [ 58 ] Duong L N K, Al-Fadhli M, Jagtap S, et al. A review of robotics and autonomous systems in the food industry: from the supply chains perspective[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2020, 106: 355-364.
- [ 59 ] Cappo M, Harvey E S, Malcolm H, et al. Advantages and applications of novel “video-fishing” techniques to design and monitor Marine Protected Areas[J]. *Aquatic Protected Areas-What works best and how do we know*, 2003: 455-464.
- [ 60 ] Mallet D, Pelletier D. Underwater video techniques for observing coastal marine biodiversity: a review of sixty years of publications (1952-2012)[J]. *Fisheries Research*, 2014, 154: 44-62.
- [ 61 ] McLaren B W, Langlois T J, Harvey E S, et al. A small no-take marine sanctuary provides consistent protection for small-bodied by-catch species, but not for large-bodied, high-risk species[J]. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*, 2015, 471: 153-163.
- [ 62 ] Li D L, Wang Q, Li X, et al. Recent advances of machine vision technology in fish classification[J]. *ICES Journal of Marine Science*, 2022, 79(2): 263-284.
- [ 63 ] Alsmadi M K, Almarashdeh I. A survey on fish classification techniques[J]. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 2022, 34(5): 1625-1638.
- [ 64 ] Saleh A, Sheaves M, Azghadi M R. Computer vision and deep learning for fish classification in underwater

- habitats: a survey[J]. *Fish and Fisheries*, 2022, 23(4): 977-999.
- [ 65 ] Li D L, Du L. Recent advances of deep learning algorithms for aquacultural machine vision systems with emphasis on fish[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2022, 55(5): 4077-4116.
- [ 66 ] Yang X T, Zhang S, Liu J T, et al. Deep learning for smart fish farming: applications, opportunities and challenges[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2021, 13(1): 66-90.
- [ 67 ] Abinaya N S, Susan D, Kumar S R. Naive Bayesian fusion based deep learning networks for multisegmented classification of fishes in aquaculture industries[J]. *Ecological Informatics*, 2021, 61: 101248.
- [ 68 ] Xu W W, Matzner S. Underwater fish detection using deep learning for water power applications[C]//Proceedings of 2018 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence. Las Vegas: IEEE, 2018: 313-318.
- [ 69 ] Wu Y H, Zhuang R, Cui Z D. Automatic sorting system of large yellow croaker based on machine vision[C]//Proceedings of 2019 International Conference on High Performance Big Data and Intelligent Systems. Shenzhen: IEEE, 2019: 233-237.
- [ 70 ] Knausgård K M, Wiklund A, Sørdalen T K, et al. Temperate fish detection and classification: a deep learning based approach[J]. *Applied Intelligence*, 2022, 52(6): 6988-7001.
- [ 71 ] Kuswantori A, Suesut T, Tangsrat W, et al. Fish detection and classification for automatic sorting system with an optimized YOLO algorithm[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(6): 3812.
- [ 72 ] Maria Poli B. Farmed fish welfare-suffering assessment and impact on product quality[J]. *Italian Journal of Animal Science*, 2009, 8(S1): 139-160.
- [ 73 ] Dong Y X, Zhang H Z, Guo M J, et al. Effect of different slaughter/stunning methods on stress response, quality indicators and susceptibility to oxidation of large yellow croaker (*Larimichthys crocea*)[J]. *Veterinary Research Communications*, 2023, 47(4): 1879-1891.
- [ 74 ] Robb D. The killing of quality: the impact of slaughter procedures on fish flesh[M]//Alasalvar C, Taylor T. Seafoods —quality, technology and nutraceutical applications. Berlin, Heidelberg: Springer, 2002: 7-16.
- [ 75 ] Lelieveld H, Holah J, Gabrić D. Handbook of hygiene control in the food industry[M]. 2nd ed. Boston: Elsevier, 2016.
- [ 76 ] Lang H X, Wang Y, de Silva C W. An automated industrial fish cutting machine: control, fault diagnosis and remote monitoring[C]//Proceedings of the 2008 IEEE international conference on automation and logistics. Qingdao: IEEE, 2008: 775-780.
- [ 77 ] Jain A, de Silva C W, Wu Q M J. Intelligent fusion of sensor data for product quality assessment in a fish cutting machine[C]//Proceedings of the Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference. Vancouver: IEEE, 2001: 316-321.
- [ 78 ] Azarmdel H, Mohtasebi S S, Jafary A, et al. Design and simulation of a vision-based automatic trout fish-processing robot[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(12): 5602.
- [ 79 ] Gamage L B, de Silva C W, Gosine R G. Statistical pattern recognition for cutter positioning in automated fish processing[C]//Proceedings of the IEEE Pacific Rim Conference on Communications Computers and Signal Processing. Victoria: IEEE, 1993: 786-789.
- [ 80 ] Laradji I, Saleh A, Rodriguez P, et al. Affinity lscfn: learning to segment fish with weak supervision[J]. arXiv preprint arXiv: 2011.03149, 2020.
- [ 81 ] Diamond K M, Avants B B, Maga A M. Machine learning-based segmentation and landmarking of 2D fish images[J]. *Integrative and Comparative Biology*, 2021, 61: E1100-E1101.
- [ 82 ] Yam K L, Takhistov P T, Miltz J. Intelligent packaging: concepts and applications[J]. *Journal of Food Science*, 2005, 70(1): R1-R10.
- [ 83 ] Baiguini A, Colletta S, Rebella V. Materials and articles intended to come into contact with food: evaluation of the rapid alert system for food and feed (RASFF) 2008-2010[J]. *Igiene E Sanita Pubblica*, 2011, 67(3): 293-305.
- [ 84 ] Nesvadba P. Introduction to and outcome of the project multi-sensor techniques for monitoring the quality of fish (MUSTEC, FAIR CT 98 4076)[M]//Lutten J B, Oehlenschläger J, Ólafsdóttir G. Quality of fish from catch to consumer labelling. Wageningen: Wageningen Academic Publishers, 2003: 175-187.
- [ 85 ] Firouz M S, Mohi-Alden K, Omid M. A critical review on intelligent and active packaging in the food industry:

- research and development[J]. *Food Research International*, 2021, 141: 110113.
- [ 86 ] Abedi - Firoozjah R, Salim S A, Hasanzadeh S, et al. Application of smart packaging for seafood: a comprehensive review[J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2023, 22(2): 1438-1461.
- [ 87 ] Mohammadian E, Alizadeh - Sani M, Jafari S M. Smart monitoring of gas/temperature changes within food packaging based on natural colorants[J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2020, 19(6): 2885-2931.
- [ 88 ] Mohan C O, Ravishankar C N. Active and intelligent packaging systems-application in seafood[J]. *World Journal of Aquaculture Research & Development*, 2019, 1: 1003.
- [ 89 ] Forghani S, Almasi H, Moradi M. Electrospun nanofibers as food freshness and time-temperature indicators: a new approach in food intelligent packaging[J]. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 2021, 73: 102804.
- [ 90 ] Xu F J, Ge L, Li Z X, et al. Development and application of a tyrosinase-based time-temperature indicator (TTI) for determining the quality of turbot sashimi[J]. *Journal of Ocean University of China*, 2017, 16(5): 847-854.
- [ 91 ] Tsironi T, Giannoglou M, Platakou E, et al. Evaluation of Time Temperature Integrators for shelf-life monitoring of frozen seafood under real cold chain conditions[J]. *Food Packaging and Shelf Life*, 2016, 10: 46-53.
- [ 92 ] Hsiao H I, Chang J N. Developing a microbial time-temperature indicator to monitor total volatile basic nitrogen change in chilled vacuum - packed grouper fillets[J]. *Journal of Food Processing and Preservation*, 2017, 41(5): e13158.
- [ 93 ] O'Grady M N, Kerry J P. Smart packaging technologies and their application in conventional meat packaging systems[M]//Toldrá F. Meat biotechnology. New York: Springer, 2008: 425-451.
- [ 94 ] Park Y W, Kim S M, Lee J Y, et al. Application of biosensors in smart packaging[J]. *Molecular & Cellular Toxicology*, 2015, 11(3): 277-285.
- [ 95 ] Gokoglu N. Innovations in seafood packaging technologies: a review[J]. *Food Reviews International*, 2020, 36(4): 340-366.
- [ 96 ] Ahmed I, Lin H, Zou L, et al. An overview of smart packaging technologies for monitoring safety and quality of meat and meat products[J]. *Packaging Technology and Science*, 2018, 31(7): 449-471.
- [ 97 ] Drago E, Campardelli R, Pettinato M, et al. Innovations in smart packaging concepts for food: an extensive review[J]. *Foods*, 2020, 9(11): 1628.
- [ 98 ] Wu D, Zhang M, Chen H Z, et al. Freshness monitoring technology of fish products in intelligent packaging[J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2021, 61(8): 1279-1292.
- [ 99 ] Alocilja E C, Radke S M. Market analysis of biosensors for food safety[J]. *Biosensors and Bioelectronics*, 2003, 18(5-6): 841-846.
- [100] Apetrei I M, Apetrei C. Amperometric biosensor based on diamine oxidase/platinum nanoparticles/graphene/chitosan modified screen-printed carbon electrode for histamine detection[J]. *Sensors*, 2016, 16(4): 422.
- [101] Bibi F, Guillaume C, Gontard N, et al. A review: RFID technology having sensing aptitudes for food industry and their contribution to tracking and monitoring of food products[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2017, 62: 91-103.
- [102] Shao P, Liu L M, Yu J H, et al. An overview of intelligent freshness indicator packaging for food quality and safety monitoring[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2021, 118: 285-296.
- [103] Smits E, Schram J, Nagelkerke M, et al. Development of printed RFID sensor tags for smart food packaging[C]//Proceedings of the 14th international meeting on chemical sensors. Nuremberg: AMA, 2012: 403-406.
- [104] Chung W Y, Le G T, Tran T V, et al. Novel proximal fish freshness monitoring using batteryless smart sensor tag[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2017, 248: 910-916.
- [105] Zhuang S, Hong H, Zhang L T, et al. Spoilage - related microbiota in fish and crustaceans during storage: research progress and future trends[J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2021, 20(1): 252-288.
- [106] Costell E. A comparison of sensory methods in quality

- control[J]. *Food quality and Preference*, 2002, 13(6): 341-353.
- [107] Barbosa-Pereira L, Otero-Pazos P, De Quirós A, et al. SPME-GC method for the determination of volatile amines as indices of freshness in fish samples[J]. *Italian Journal of Food Science*, 2012, 24(4): 211-214.
- [108] Dehaut A, Duthen S, Grard T, et al. Development of an SPME - GC - MS method for the specific quantification of dimethylamine and trimethylamine: use of a new ratio for the freshness monitoring of cod fillets[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2016, 96(11): 3787-3794.
- [109] Guo L B, Yu Y X, Yu H Y, et al. Rapid quantitative analysis of adulterated rice with partial least squares regression using hyperspectral imaging system[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2019, 99(12): 5558-5564.
- [110] Hasegawa Y, Tsutsumi C, Mitsuhashi F, et al. The effect of freeze-drying pretreatment on the accuracy of near infrared spectroscopic food analysis to predict the nutritive values of Japanese cooked foods[J]. *Journal of Nutritional Science and Vitaminology*, 2020, 66(5): 441-448.
- [111] He H J, Wang Y Y, Zhang M, et al. Rapid determination of reducing sugar content in sweet potatoes using NIR spectra[J]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2022, 111: 104641.
- [112] He H J, Wu D, Sun D W. Nondestructive spectroscopic and imaging techniques for quality evaluation and assessment of fish and fish products[J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2015, 55(6): 864-886.
- [113] Ghidini S, Chiesa L M, Panseri S, et al. Histamine control in raw and processed tuna: a rapid tool based on NIR spectroscopy[J]. *Foods*, 2021, 10(4): 885.
- [114] Agyekum A A, Kutsanedzie F Y H, Annavararam V, et al. FT-NIR coupled chemometric methods rapid prediction of K-value in fish[J]. *Vibrational Spectroscopy*, 2020, 108: 103044.
- [115] 王慧, 何鸿举, 刘璐, 等. 高光谱成像在鱼肉品质无损检测中的研究进展 [J]. *食品科学*, 2019, 40(5): 329-338.
- Wang H, He H J, Liu L, et al. Recent progress in hyperspectral imaging for nondestructive evaluation of fish quality[J]. *Food Science*, 2019, 40(5): 329-338 (in Chinese).
- [116] Wu D, Sun D W. Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: a review—Part II: applications[J]. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 2013, 19: 15-28.
- [117] Shao Y Y, Shi Y K, Wang K L, et al. Detection of small yellow croaker freshness by hyperspectral imaging[J]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2023, 115: 104980.
- [118] He H J, Wu D, Sun D W. Potential of hyperspectral imaging combined with chemometric analysis for assessing and visualising tenderness distribution in raw farmed salmon fillets[J]. *Journal of Food Engineering*, 2014, 126: 156-164.
- [119] Issac A, Dutta M K, Sarkar B. Computer vision based method for quality and freshness check for fish from segmented gills[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 139: 10-21.
- [120] Arora M, Mangipudi P, Dutta M K. A low-cost imaging framework for freshness evaluation from multi-focal fish tissues[J]. *Journal of Food Engineering*, 2022, 314: 110777.
- [121] Lalabadi H M, Sadeghi M, Mireei S A. Fish freshness categorization from eyes and gills color features using multi-class artificial neural network and support vector machines[J]. *Aquacultural Engineering*, 2020, 90: 102076.
- [122] Taheri-Garavand A, Fatahi S, Banan A, et al. Real-time nondestructive monitoring of common carp fish freshness using robust vision-based intelligent modeling approaches[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 159: 16-27.

## Research status and development trends of intelligent fish processing

DONG Shiliang<sup>1,2</sup>, TIAN Yuanyong<sup>3</sup>, XIAO Jinxing<sup>1,2</sup>, YUAN Chunhong<sup>4</sup>, LIU Ying<sup>1\*</sup>

(1. College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China;

2. Ocean Research Center of Zhoushan, Zhejiang University, Zhoushan 316021, China;

3. College of Food Science and Engineering, Dalian Ocean University, Dalian 116023, China;

4. Iwate University, Iwate 020-8550, Japan)

**Abstract:** The growing global demand for seafood underscores a pressing need for efficiency, quality enhancement, and sustainable practices in the fish processing industry. Intelligent fish processing technology, which leverages advancements in artificial intelligence (AI), machine learning (ML), robotics, and big data analytics, is transforming conventional fish processing methods. This review comprehensively analyzes the fundamental technologies underpinning intelligent fish processing, such as machine vision, image analysis, robotic automation, deep learning, and big data analytics. These technologies are instrumental in optimizing processing efficiency, minimizing labor costs, and maintaining high standards of product quality and consistency. Practical applications of these innovations are discussed, including automated sorting and grading, precision slaughtering and cutting, and the use of intelligent packaging systems, which collectively drive improved production efficiency and enhance product competitiveness in the marketplace. Additionally, this paper explores future industry trends, emphasizing the role of the Internet of Things (IoT), cloud computing, and personalized consumer preferences in advancing the sector towards more intelligent and automated processes. Furthermore, the review addresses key challenges in implementing these technologies, such as the need for scalable infrastructure and enhanced data management for real-time monitoring and quality control. By providing a cohesive overview of intelligent fish processing, this paper offers valuable insights that support both scientific exploration and industry adaptation, marking a significant step towards a high-quality, sustainable, and consumer-responsive fish processing industry.

**Key words:** fish; artificial intelligence; processing; machine learning; machine vision; intelligent packaging

**Corresponding author:** LIU Ying. E-mail: liuyingzju@zju.edu.cn

**Funding projects:** Science and Technology Program of Zhejiang Province (2022C02040); China Agriculture Research System (CARS-49)