doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.001

智慧渔业无人养殖工厂数智技术体系研究综述

麻志宏[1]　赵天昊[1]　陈雨泽[1]　何雨航[1]　胡庆松[2]　方　辉[3]　郑汉丰[3]　刘　鹰[1]

（1.浙江大学生物系统工程与食品科学学院，杭州 310058；2.上海海洋大学工程学院，上海 201306；
3.中国水产科学研究院东海水产研究所，上海 200090）

摘要：智慧渔业无人养殖工厂作为破解传统水产养殖依赖人工经验、管理粗放等瓶颈的关键路径，是以数字化、智能化技术为核心，实现养殖全流程无人化管理的新型生产模式，其本质是通过构建覆盖生物状态监测、环境调控、资源管理与生产决策的系统性技术架构，形成从数据采集到执行反馈的闭环控制体系。本文综述了该技术体系的运行机制与研究现状，重点阐述了智能精准投喂、水质监测分析、病害预防预警、生长模型分析、智能养殖装备及自动加工生产等关键数智技术的研究进展，包括各技术的实现方式、核心算法及应用瓶颈。当前研究虽已形成多维度技术储备，但仍面临复杂水体环境多源数据融合效率低、高密度场景模型泛化能力弱等问题。未来需聚焦生物机制与数据驱动的混合建模、云边协同推理及多学科交叉创新，以推动智慧渔业无人养殖工厂的智能化升级与可持续发展。

关键词：智慧渔业；无人养殖工厂；数智技术；人工智能；渔业装备

中图分类号：S951.2　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2025)10-0001-19　　**OSID**：

Towards Smart Fishery: Application Status and Prospects of Digital-intelligent Technology System in Unmanned Aquaculture Factories

MA Zhihong[1]　ZHAO Tianhao[1]　CHEN Yuze[1]　HE Yuhang[1]　HU Qingsong[2]　FANG Hui[3]
ZHENG Hanfeng[3]　LIU Ying[1]

(1. *College of Biosystems Engineering and Food Science*, *Zhejiang University*, *Hangzhou* 310058, *China*
2. *College of Engineering Science and Technology*, *Shanghai Ocean University*, *Shanghai* 201306, *China*
3. *East China Sea Fisheries Research Institute*, *Chinese Academy of Fishery Sciences*, *Shanghai* 200090, *China*)

Abstract: Smart fishery unmanned aquaculture factories, as a transformative production model centered on digital-intelligent technologies, breaking through the bottlenecks of traditional aquaculture, such as over-reliance on manual experience and extensive management by enabling full-process unmanned management. The current applications and future prospects of core digital-intelligent technologies in smart fishery unmanned aquaculture factories were systematically reviewed. It emphasized how these innovations transition aquaculture paradigms from traditional experience-driven practices to data-intelligent frameworks. The system was designed around a closed-loop control architecture that integrated biological state monitoring, environmental regulation, resource management, and production decision-making, operating through a "monitoring-analysis-decision-execution" mechanism. The key technologies were innovatively explored: intelligent precision feeding achieved demand-driven supply via multi-modal fusion of computer vision, acoustic sensing, and adaptive algorithms; water quality monitoring realized multi-parameter synergy through integrated electrochemical, spectroscopic, and machine vision techniques; disease prevention formed an early warning chain combining phenotypic recognition, behavioral analysis, and molecular detection; growth models evolved from static statistical fitting to dynamic integration of bioenergetics and machine learning; intelligent equipment systems built a collaborative network of sensing, decision-making, and execution; and automatic processing realized precision via robotic operations and non-invasive quality detection. Future research should prioritize three key directions:

收稿日期：2025-07-28　修回日期：2025-08-20

基金项目：国家重点研发计划项目(2024YFD2400100)

作者简介：麻志宏(1995—)，男，博士后，主要从事智慧渔业研究，E-mail：zhma_20@zju.edu.cn

通信作者：胡庆松(1979—)，男，教授，博士，主要从事海洋工程装备与渔业工程装备研究，E-mail：qshu@shou.edu.cn

hybrid modeling integrating biological mechanisms and data-driven approaches to enhance interpretability and prediction robustness; cloud-edge collaborative reasoning to boost real-time decision-making; and interdisciplinary integration of flexible electronics, bionic materials, and ecological engineering. These efforts would drive the evolution from automation to adaptive intelligent regulation and lay a technical foundation for the green and high-quality development of aquaculture.

Key words: smart fisheries; unmanned aquaculture factories; digital-intelligent technology; artificial intelligence; fishery equipment

0 引言

渔业作为全球食物供给体系与蓝色经济发展的核心支柱,在保障粮食安全、优化资源利用及推动乡村振兴战略实施中具有不可替代的战略意义。然而,传统水产养殖模式长期依赖人工经验与粗放式管理,受限于环境感知滞后、决策响应低效及资源分配失衡等问题,难以满足现代渔业对精准化、集约化与可持续发展的迫切需求。在此背景下,智慧渔业无人养殖工厂的发展与应用推广成为破解传统养殖瓶颈、实现产业智能化转型的关键路径。该模式通过融合现代信息技术与生物工程手段,构建覆盖生产全周期的数字化管理体系,为传统渔业注入数据驱动的创新动能。本文聚焦智慧渔业无人养殖工厂这一前沿领域,系统梳理其技术体系与发展路径,旨在揭示数智技术如何重构养殖生产范式,为渔业现代化提供理论支撑与实践参考。

1 智慧渔业无人养殖工厂技术架构与研究成果分析

智慧渔业无人养殖工厂是一种以数字化、智能化技术为核心,实现养殖全流程无人化管理的新型生产模式。其本质是通过构建覆盖生物状态监测、环境调控、资源管理与生产决策的系统性技术架构,形成从数据采集到执行反馈的闭环控制体系。该体系以多源数据为基础,依托物联网与人工智能技术,将传统人工经验转化为可量化的算法模型,最终通过自动化装备实现生产过程的精准控制与动态优化。相较于传统养殖模式,其核心优势在于突破时空限制,通过实时感知与智能响应机制,显著提升资源利用效率与生物安全保障能力。

系统运行流程遵循“监测-分析-决策-执行”的四维联动机制(图 1)。在监测层面,分布式部署于养殖场景的感知网络通过集成水下视觉成像系统、多参数水质传感器阵列以及环境监测终端设备,实现对养殖对象关键生理特征(包括但不限于生长速率、摄食行为等生物活动指标)以及环境参数(如溶解氧浓度、pH 值、水温等水体理化指标)的高频次、连续性动态数据采集,并通过有线/无线通信网络将实时监测数据上传至中央处理单元,为后续分析决策提供基础数据支撑。同时,生产资源管理系统通过物联网技术对饲料库存、设备状态及能源消耗进行全周期追踪,构建多维度数据集合。在分析层面,基于分布式大数据处理平台的多模态智能算法模型对来自感知层的实时数据流进行深度关联分析、时空动态建模及未来趋势预测,从而生成涵盖投喂策略动态优化、水质调控阈值自适应设定、病害风险多维度预警等核心决策目标。在此基础上,系统通过分层任务分解与优先级调度机制,将抽象决策方案转化为具体设备控制指令序列,并依托基于云边协

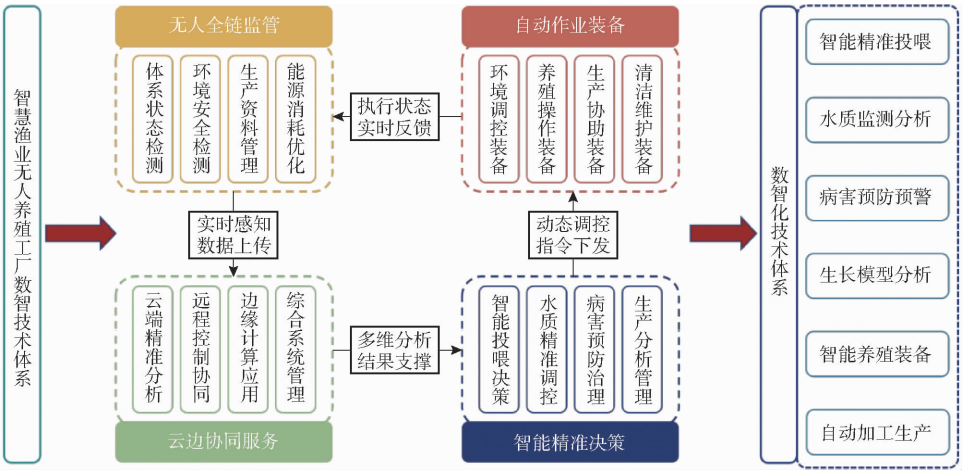


图 1 智慧渔业无人养殖工厂技术体系框图

Fig. 1 Technical system of unmanned aquaculture factory for smart fishery

同的轻量化边缘计算架构实现指令的分级分发与实时响应。执行环节由智能装置、环境调控单元及辅助生产设施组成的自动化作业装备体系完成生产操作；其执行状态参数通过多通道反馈机制实时回传至中央控制系统，最终形成具备自适应调节能力的闭环控制链，确保整个养殖过程在动态环境下的稳定运行与持续优化。这一流程设计实现了从环境感知到生产决策的全链条无人化管理，为渔业生产的智能化转型提供了系统性解决方案。

基于上述闭环控制链构建的智慧渔业无人养殖工厂技术架构，从环境感知、数据分析到执行反馈的全链条无人化管理机制，为水产养殖产业智能化转型提供了可扩展的系统性解决方案，这一技术体系的演进路径与当前学术研究的前沿方向高度契合。基于 Web of Science 核心合集数据库的文献计量学分析表明，近 5 年智慧渔业技术体系研究呈现显著增长态势。通过组合“intelligent”、“unmanned”、“automated”、“digital”等智能相关形容词与“aquaculture”、“fisheries”等渔业领域关键词进行检索，共获取 943 篇相关文献。

对高频关键词的聚类分析显示（图 2），当前研究热点主要聚焦于 5 个维度：①水产养殖基础研究领域，例如大西洋鲑鱼等经济鱼类的生长行为及其环境适应性机制。②渔业资源管理与生态保护，重点关注气候变化影响及可持续发展策略。③机器学习与物联网技术在环境监测中的集成应用。④人工智能（尤其是深度学习）在图像识别中的突破性进展。⑤可持续技术系统的性能优化研究。“deep learning”作为核心关键词以 102 次的出现频次位列第 30，其与“computer vision”（60 次）和“artificial intelligence”（23 次）构成紧密技术关联网络，揭示了 AI 技术在智慧渔业中的关键地位。“machine learning”（52 次）则与“internet of things”技术形成协同效应，共同支撑环境数据的动态感知与智能决策。在生物行为研究层面，“growth”（55 次）与“behavior”（33 次）的高频出现反映了学界对鱼类生理生态特征的持续关注，而“performance”（26 次）与“sustainability”（18 次）的关联则凸显了技术系统优化与生态效益平衡的研究诉求。这些研究热点的演化趋势不仅体现了数智技术向渔业生产全链条的渗透，也揭示了跨学科方法在解决复杂水产养殖问题中的关键作用。

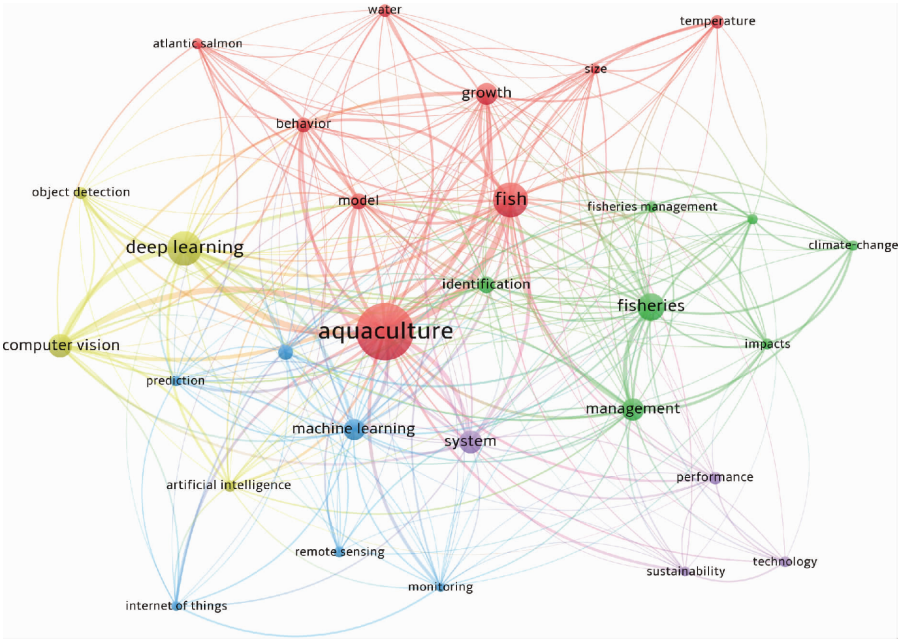


图 2　智慧渔业数智技术相关关键词分析网络

Fig. 2　Keyword analysis network of digital-intelligent technologies in smart fisheries

2　数智技术体系

智慧渔业无人养殖工厂作为水产养殖业数字化转型的战略方向，其技术实现尚处于集成创新阶段，但支撑其核心功能的关键共性技术已历经多年研发积累，形成了覆盖多维场景的技术储备体系。当前，围绕养殖生产全链条的数智技术已在多个细分领域取得阶段性突破，众多技术成果既体现了学科交叉融合的创新优势，也为智慧渔业无人养殖工厂的系统集成提供了可验证的技术基座。通过多维度技术储备的有机整合与场景适配，当前研究已逐步构建起支撑未来无人化养殖模式的技术框架。本文将结合典型应用场景与技术演进路径，对智能精准投喂、水质监测分析、病害预防预警、生长模型分析、智能

养殖装备及自动加工生产等关键技术的研究进展进行系统性梳理与前瞻性探讨。

2.1 智能精准投喂

在传统水产养殖中,投喂环节普遍依赖人工经验判断,存在投喂量不精准、时机不科学、劳动强度大等问题,易导致饲料浪费、水质污染、养殖成本上升,甚至引发鱼类消化负担与病害风险,严重制约养殖效益与可持续发展。智能精准投喂技术的发展推广是实现养殖精细化管理的关键突破口。该技术依托水质传感器、鱼类行为视觉识别系统、声学传感设备(如水听器、成像声呐)及摄食活动监测装置等多源感知设备,实时采集水下/水面图像、声呐图像、摄食声学信号、水质和运动信息等数据,提取鱼群密度、活动强度等关键参数(具体应用案例见表 1),结合人工智能算法对摄食需求进行动态建模与预测。通过"感知-分析-决策-执行"一体化系统(图 3),科学动态地提供投喂决策意见,实现按需供给、均匀分布。该模式不仅显著提升饲料利用率、降低转化率,减轻水体富营养化压力,还减少人工干预,提升管理效率与养殖过程的可控性。

表 1 不同类型数据形式的智能精准投喂应用示例

Tab. 1 Examples of intelligent precision feeding applications using different types of data

数据类型	模型/算法	文献序号
水下图像	轻量级语义分割(EDV-CS-LinkNet)	[1]
水面图像	多尺度卷积核选择+类激活映射(CAM)	[2]
水面残饵图像	YOLOv11-AP2S	[3]
水下残饵图像	改进 YOLO v4	[4]
声呐图像	成像声呐+改进 k 均值聚类算法	[5]
饲料声学信号	单波束回声探测器+目标强度线性关系分析	[6]
水下声学信号	被动声学监测+声纹特征分析	[7]
摄食声学信号	Swin Transformer	[8]
水面加速度信号	加速度传感器+一维 CNN/GRU/ANN	[9]
惯性传感器信号	六轴惯性传感器+Transformer	[10]
水质参数	混合学习+自适应模糊神经网络控制器	[11]

2.1.1 基于计算机视觉的智能投喂

鱼类行为反映了它们对环境的反应,在摄食过程中,鱼类表现出自身行为特征(如游泳方式、声音和活动程度)、群体空间特征(如聚集程度和位置)以及周围环境(包括水面波纹、流场和溶解氧水平)的变化。这些行为、空间和环境变化的程度直接或间接地反映了鱼类的食物需求和摄食状态[12]。机器视觉因其非接触、准确率高的优点而被广泛应用于摄食行为识别。计算机视觉能够通过处理数字图像或视频以执行诸如对象识别、分类、跟踪和场景重建之类的任务来模拟人类视觉感知。随着计算机硬件和算法的不断进步,机器学习分析图像的能力也有了很大的提高。YU 等[1]提出的 EDV-CS-LinkNet 模型通过跨尺度特征融合策略,在复杂水下环境中实现了鱼群分布特征的高精度语义分割(IOU 95.3%);WU 等[2]构建的多尺度卷积核选择框架结合类激活映射技术,利用水面图像中摄食水花特征进行强度评估,达到 98.22% 的识别准确率。两类方法分别针对水下鱼群空间分布与水面动态特征,为智能投喂系统的调控提供了可靠支撑。

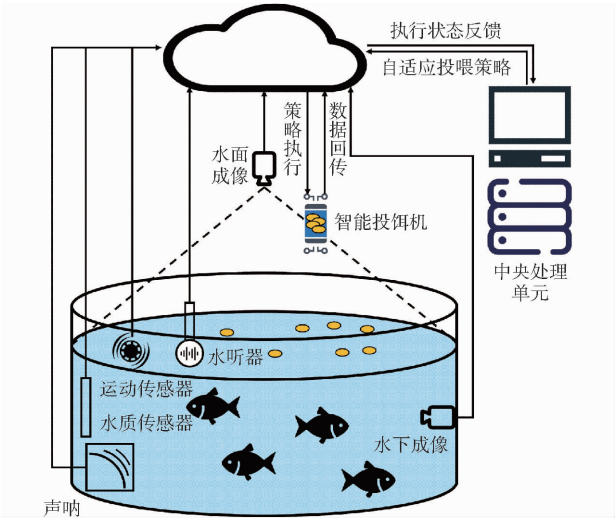


图 3 智能精准投喂系统示意图

Fig. 3 Intelligent and precise feeding system

除直接识别鱼类摄食行为强度外,计算机视觉亦可通过对饲料信息的动态感知间接反映摄食需求变化。针对不同鱼类品种的摄食习性差异及饲料物理特性(如浮性/沉性、粒径),单纯依赖水面观测难以全面捕捉饲料消耗动态,尤其在沉性饲料下沉过程中易因水体遮挡、生物干扰等因素造成观测盲区。计算机视觉技术通过水面和水下成像设备,实现对全水体饲料状态的全域覆盖监测。该技术以图像处理算法为核心,通过动态捕捉饲料分布形态、覆盖面积及剩余量等关键参数,结合环境变量(如水体透明度、流速)与鱼类生理参数的关联分析,建立饲料消耗速率与摄食需求的映射关系,从而在保障鱼类营养供给的同时实现饲料利用率的系统性提升。针对水面膨化饲料的检测需求,周秀珊等[3]提出 YOLOv11-AP2S 模型,引入细粒度分类注意力机制与多尺度特征融合策略,提升了水面饲料颗粒的实时识别能力,达到 78.70% 的精确率,验证了其在复杂光照条件下对饲料颗粒数量动态感知的可靠性。针对水下沉性饲料的观测难题,刘杨[4]基于 YOLO v4 框架改进特征提取网络,优化特征输出层以提升小目标检测灵敏度,使水下残饵数量的量化精度由 65.40% 显著提升至 92.61%。尽管基于计算机视

觉技术在鱼类摄食行为识别与饲料动态监测中展现出显著优势，其技术实现仍面临若干核心挑战。首先，复杂水下环境易导致图像质量退化，显著降低目标检测与分割的鲁棒性，尤其在高密度鱼群场景中，个体遮挡与运动模糊问题限制了群体行为的精准解析。此外，动态场景下的时序建模能力仍显薄弱，鱼类摄食行为的瞬时性与非线性特征对深度学习模型的特征提取与上下文关联提出更高要求，现有方法在复杂时序关联建模中的性能仍需提升。未来技术突破需聚焦探索跨物种迁移学习与自监督预训练范式，通过大规模数据集的预训练提升模型对鱼类行为模式的泛化能力，最终实现从物种特异性识别向通用化智能投喂系统的跨越。

2.1.2　基于声学技术的智能投喂

基于声学技术的智能投喂方法通过解析水下生物声学特征，构建了非视觉化的摄食行为监测与饲料响应评估体系。该方法的核心原理在于利用多频段声波信号对鱼类摄食过程中的物理振动与生物声学特征进行动态捕捉，其优势在于能够突破水下能见度受限、光线干扰等环境约束，实现全天候、全时段的非侵入式监测。系统通过部署水听器阵列，采集鱼类吞咽、游动及鱼群互动过程中产生的特征声纹，并结合多频段信号解析能力，分离环境噪声与目标声源，进而通过时频域分析与模式识别技术提取摄食行为的关键声学参数。声纹图谱的建立与动态更新可为鱼类摄食强度、群体密度及饲料适口性提供量化依据，最终通过声学信号与投喂策略的关联建模，实现基于生物声学响应的精准投喂决策。

现有研究通过多维声学信号解析与算法创新，验证了声学技术在智能投喂中的可行性与工程价值。仇丽阳[5]基于成像声呐系统采集鱼群摄食动态，并结合改进的 k 均值聚类算法量化鱼群离散程度与摄食强度，通过行为特征与饲料响应的关联分析实现了饲料效率与增重率的同步提升。LLORENS 等[6]利用单波束回声探测器从养殖笼底部向上监测未食用饲料颗粒，通过目标强度与颗粒大小的线性关系建立回声图像解析模型，实现了下落饲料颗粒的精准识别与量化评估。在鱼类状态监测方面，HELBERG 等[7]发现大西洋鲑网箱在 400 Hz 频段的声强峰值与喂食阶段存在显著关联，揭示了被动声学监测对鱼类行为状态的敏感性。针对声学信号的深度处理，ZENG 等[8]提出基于 Swin Transformer 的分层注意力机制模型，通过时频域特征提取与摄食强度分类，实现了 96.16% 的识别准确率，并构建预测优化模块动态调整投喂策略；HUANG 等[13]则改进 VGG16 网络结构，通过声谱图中不同频段特征（如快速摆尾、碰撞、吞咽）的识别，将摄食强度划分为 4 个等级，分类准确率达 94.37%。上述研究通过声呐成像、回声探测与深度学习算法的应用，构建了从声纹特征提取到投喂决策的技术链条。基于声学技术的智能投喂体系展现出独特优势，但其技术实现仍面临若干挑战。首先，声学信号的传播特性易受水体环境复杂性影响导致声波衰减与畸变，影响鱼群集群行为的空间解析精度；其次，鱼类声纹特征的个体差异性与种群动态变化增加了模式识别的难度，在高密度养殖场景下，多目标声信号的叠加效应可能削弱时频域特征的可辨识性。未来技术发展可聚焦于多尺度时频分析与自适应降噪算法的融合，以提升弱信号提取能力；同时，进一步探索声学信号与鱼类生理状态的关联机制，推动该技术向精准化、智能化演进。

2.1.3　基于传感器的智能投喂

鱼类摄食活动不仅表现为直观行为特征，还会引发水体环境的连锁变化：鱼群吞咽、游动等动作产生的瞬态振动信号可通过加速度传感器捕捉其频谱特征。同时，集成式水质传感器实时监测溶解氧浓度、pH 值、氨氮浓度等关键理化指标，通过其与摄食代谢过程的时序关联性，反演群体摄食强度与环境承载状态。智能投喂系统通过传感器数据的融合分析，构建摄食行为强度与环境扰动的映射关系，最终通过自适应算法动态调整投喂策略，形成基于环境反馈的闭环调控机制。SYAFALNI 等[9]基于加速度传感器采集鱼类摄食动作的动态数据，通过多模型融合显著提升了系统验证准确率（最高达 99.39%）。MA 等[10]利用六轴惯性传感器捕捉水表面波动特征，采用 Transformer 架构统一处理时频域信号，有效规避了光照干扰与水体浑浊的限制。针对水质-行为关联建模，WU 等[14]通过分析摄食聚集行为对溶解氧水平的动态影响，构建了基于模糊逻辑的自适应投喂决策系统；赵思琪等[11]则结合溶解氧饱和度、水温及投喂量百分比等参数，采用混合学习算法优化模糊规则库，设计出能够动态调整投喂策略的模糊神经网络控制器。传感器技术与投喂任务关联仍面临若干核心挑战。首先，传感器数据的噪声干扰易导致摄食行为特征的提取精度下降，尤其在动态水体环境中，瞬态信号与背景噪声的分离难度显著增加。其次，数据的时空对齐与语义关联存在技术瓶颈。此外，动态养殖场景下的环境扰动进一步加剧了传感器信号的非线性特征，使得基于固定规则的模糊逻辑系统难以适应复杂时序变化。

上述视觉、声学及传感器技术所采集的多模态数据，通过深度学习框架实现跨模态特征融合[15]，

构建涵盖鱼群行为、环境参数及摄食响应的一体化数据矩阵。基于此,数字孪生模型可动态映射养殖场景的真实状态,结合生物生长规律与环境扰动因素模拟摄食需求的时序变化[16],实现投喂量与时机的精准预测。强化学习算法[17]则通过持续学习“投喂策略-摄食效果-环境反馈”的闭环数据,动态优化决策参数,自适应调整投喂频率、区域分布及饲料配比,使系统在鱼类生长周期变化、水质波动等复杂场景下仍能保持高效的按需供给能力,最终形成从多源感知到智能决策再到精准执行的全链路数智化投喂调控体系。

2.2 水质监测分析

在智慧渔业无人养殖工厂数智技术体系中,水质监测与分析作为环境调控与决策支持的关键环节,承担实时感知水体状态和解析水质参数动态的核心功能。传统养殖模式下,水质管理高度依赖人工经验判断,存在响应滞后、监测频次低、参数覆盖不全等问题,难以满足高密度、封闭式循环水养殖系统(RAS)对溶解氧浓度、氨氮浓度、pH 值、温度等关键指标的精准控制需求。目前,水质监测与分析技术已发展为以多参数融合为核心的系统性框架,从单一指标检测向多维度、协同化感知的转变:通过集成多种物理化学传感器,结合光谱分析、离子选择电极及生物传感技术,可同步获取水体中关键污染物参数,构建全面的水质指标谱系。这种多参数并行采集与协同分析模式,不仅可提升监测的广度与深度,还通过参数间的关联建模增强了对复杂水质变化的解析能力。在此基础上,通过对水质多参数进行融合与综合分析,进一步实现对水质演变趋势的短期预测与异常扰动预警,可增强系统的预见性与调控主动性,为智慧渔业无人养殖工厂实现闭环式智能环境调控提供坚实的技术支撑。

2.2.1 多参数实时监测方法

养殖水质的多参数实时监测作为水产品健康生长与养殖系统高效运行的关键环节,目前针对溶解氧、氨氮、硝氮等常规参数的传感器已形成商用化成熟产品矩阵(表 2),其技术方法正进一步向智能化、精准化、稳定化方向发展。传统电化学传感器技术凭借其成熟稳定、响应快速等优势,长期在常规水质参数监测中占据主导地位,为养殖环境的动态调控提供了基础数据支撑。随着检测需求的不断提升,光谱分析方法因其非接触、多组分同步检测的潜力,逐渐成为复杂水质因子在线监测的重要研究方向,具有检测范围广、实时性高以及便捷的优势。与此同时,得益于人工智能与图像处理技术的进步,机器视觉方法通过分析水体颜色、浊度及养殖生物行为等视觉信息,实现了对水质状态的间接推演与生物响应的综合评估,同样展现出良好的应用前景。这 3 类技术各具特点,相互补充,共同支撑养殖工厂水质智能感知的技术体系。

表 2 养殖水质监测常用传感器产品示例

Tab. 2 Examples of commonly used sensor products for aquaculture water quality monitoring

传感器类型	生产企业/型号	性能参数	优缺点	适用场景
溶解氧传感器	YSI/ProODO	量程 0 ~ 50 mg/L;精度:±0.3 mg/L;光学原理	数据稳定,支持无线传输;需定期清洁传感器	淡水养殖、科研监测
氨氮传感器	赛默飞/CFAN10	量程 0 ~ 100 mg/L,精度 ±1.5%,支持温度/pH/钾离子自动补偿	免采样浸没式设计,维护简单;需定期清洗电极	养殖水体氨氮实时监测、污水处理
硝氮传感器	赛默飞/CFNN11	量程 0 ~ 100 mg/L,精度 ±2%,支持温度/氯离子自动补偿	抗干扰能力强,适合复杂水体;对高浊度水体敏感	池塘/工厂化养殖硝态氮监测
pH 传感器	菲尔斯特	量程 0 ~ 14,精度 ±0.02,温度补偿范围0 ~ 50℃,IP68 防护	响应快,精度高;需定期更换电极膜	养殖水体酸碱平衡调控
电导率传感器	哈希/HD3600	电导率 0 ~ 10.0 mS/cm,精度:±1%;电导探头	支持自动温度补偿;高浊度影响精度	工业水处理、海水养殖

目前,基于电化学原理的水质传感器在产业应用最为广泛,主要通过不同的电化学原理对水体中的多种关键指标进行精准测量。每种传感器针对特定的水质参数设计,例如,pH 传感器利用氢离子选择性电极测定水体酸碱度,通过电位差变化直接反映 pH 值;溶解氧传感器则基于电化学反应,当氧气扩散穿过透气膜进入传感器内部并与电极发生还原反应时,产生电流强度与溶解氧浓度成正比,从而实现溶解氧含量的测定;电导率传感器通过测量溶液的电阻来确定其电导率,进而间接反映出水中离子总量的变化情况。因此,相关多参数实时监测方法的研究往往依托于多传感器集成设备。SUN 等[18]依托多参数传感器系统实时采集水温、溶解氧浓度、pH 值等关键指标,并结合云端平台,构建养殖环境的动态监控与数据归档方案。申晓宁等[19]研制传感器 + 模块化无人船模式,构建了大范围水域的多

参数水质移动式监测方法。然而，电化学传感器相对容易受到污染、老化等因素的影响，需要定期校准和维护以保证测量精度。此外，不同参数之间的交叉敏感性也是影响监测结果准确性的一个挑战，因此，在实际应用中需综合考虑这些因素并采取相应措施加以解决。

光谱法作为一种高效、非侵入式的水质检测技术，其基本原理是利用物质对特定波长光的吸收、散射或发射特性，通过分析光与水体相互作用后的光谱信号变化，反演出目标成分的种类与浓度。它能够实现对水体中多种污染物和营养盐的快速、连续、多组分同步监测，可有效提高检测效率。根据作用机制的不同，水质检测中常用的光谱技术主要包括紫外-可见吸收光谱、荧光光谱、近红外光谱等。其中，紫外-可见光谱适用于测定有色物质及部分有机污染物，如化学需氧量（COD），磷酸盐、亚硝酸盐及氨氮等参数[20]。在荧光光谱技术方面，光学法溶解氧（DO）传感器作为其重要应用，利用氧分子对荧光物质的猝灭效应，通过检测激发光下荧光信号的衰减或强度变化测定溶解氧浓度，具有无需耗材、响应快、维护简便等优势，广泛应用于环境及水产监测等领域。为证实其可靠性，张云燕等[21]对比了不同温度和溶解氧浓度条件下光学溶解氧传感器与 Winkler 法的测定结果，发现两者相关性良好，证明此类传感器适用于海洋调查和养殖区常规在线监测。此外，荧光光谱对微量有机物如石油类、腐殖质等也具有高灵敏度，YU 等[22]利用 3D 荧光光谱技术解决城市河流中有机污染物识别问题。近红外光谱则广泛用于总氮、总磷、化学需氧量等综合指标的在线预测[23]。相比化学法，光谱法在定量检测的绝对精度与复杂基质干扰抑制方面仍存在提升空间，尤其在多组分混合体系中易受水体悬浮颗粒、背景吸收的影响。

视觉法作为一种新兴的技术，通过分析水体颜色、透明度以及关联生物行为等视觉信息实现对水质指标的预测。这种方法的核心原理在于利用图像处理技术和机器学习算法解析由相机或传感器捕捉的视觉数据，进而实现对水质参数的间接测量和污染事件的实时监控。PEI 等[24]结合改进的残差网络与化学显色法，利用机器视觉替代人眼判断硝酸盐浓度，其 98.3% 的准确率验证了图像识别在比色分析中的可靠性；ZHANG 等[25]基于 YOLO v8n 模型的多任务水质比色检测系统，通过端到端的图像处理流程实现了 96.4% 的检测精度。LI 等[26]开发的 TC-YOLOv5 算法在水面漂浮物检测中表现出优异的实时性，为养殖环境中的异物识别与清理提供了技术支持。然而视觉法识别稳定性仍受限于动态光照条件与水体浑浊度的干扰，且需依赖大量高质量标注数据以提升适应性。

2.2.2　水质分析

水质综合分析是指在获取多参数监测数据的基础上，结合环境背景、生物行为、历史数据及模型算法，对水质状况进行系统性评估与趋势预测的过程，其核心在于数据融合与任务解析。通过对多源信息的关联与集成，如将溶解氧浓度、氨氮浓度、pH 值等传感器数据与水体视觉信息、养殖生物活动状态等融合，通过数据挖掘、机器学习或水质指数模型，识别污染成因、评估生态风险、判断水体健康等级并预测潜在变化。通过水质综合分析，可突破单一参数或孤立数据的局限，实现从“被动报警”向“主动预警”和“智能决策”跃升。

基于集成学习的水质指标分析与优化是通过构建多个具有差异性的基学习器，利用特定的组合策略实现对水质指标的协同分析与建模。该方法通过整合不同学习算法或数据子集训练得到的模型输出，能够有效弥补单一模型在泛化能力、预测精度及抗干扰性上的局限，从而更全面地捕捉水质指标间的复杂非线性关系及动态变化规律。通过对水质多维度指标的深度融合与动态建模，集成学习不仅能提升对关键水质参数的预测准确性和稳定性，还能增强模型对异常数据的识别与处理能力，最终为养殖水体的精准调控与优化管理提供可靠的决策支持。KALAIVANAN 等[27]构建的 AEELM 混合模型，通过自动编码器的非线性特征提取与极限学习机的结合，在 26 种水质特征的降维处理中实现了 83% 的异常检测准确率，有效提升了高维数据下的模型泛化性能；XIN 等[28]采用 XGBoost、CatBoost 及 LGBM 3 种梯度提升决策树模型开展水质分类实验，经多指标交叉验证显示平均准确率达 78% ~ 79%，印证了集成学习在处理非线性特征交互及噪声干扰时的较强适应性；韩钤钰[29]提出的 WT-GWO-SVR 与 SSA-TCN 组合模型，在溶解氧与水温预测中分别取得 $R^2 = 0.997\,3$ 和 $R^2 = 0.998$ 的高精度结果；廖梓渊[30]构建的融合特征选择与麻雀搜索算法的 LightGBM-SSA-SVR 组合模型，针对虾养殖场景的溶解氧预测精度为 $R^2 = 0.976$，进一步体现了集成学习在特定养殖场景水质参数预测中的应用潜力。然而，集成学习在水质分析中仍存在模型结构复杂导致的计算成本较高、对小样本数据的适应性不足等局限。

基于深度学习的水质指标分析与优化是借助多层非线性神经网络结构，对水质监测获取的多源、高

维、动态数据进行自主特征学习与深层模式挖掘。该方法能够突破对人工特征工程的依赖,自动捕捉水质指标间复杂的时空关联、非线性映射及动态演化规律,从而更精准地实现水质参数预测、异常识别、状态评估等分析任务。LEUNG 等[31]提出快照高光谱成像转换算法,将传统 RGB 图像转化为高光谱数据后结合三维卷积神经网络模型,使水体污染程度检测准确率从 76% 提升至 80%,突破了常规图像特征提取的局限;WANG 等[32]基于长短期记忆(LSTM)神经网络对氨氮浓度进行时序建模,通过捕捉水质参数动态演变规律,其预测模型在验证集中的 R^2 值达 0.82,显著优于传统统计回归方法;EL-SHAFEIY 等[33]开发的多变量多卷积网络与 LSTM 混合架构,借助卷积层提取局部特征并结合 LSTM 的时序预测能力,在实时水质异常检测中实现 92.3% 的准确率,验证了神经网络在复杂水体环境下的鲁棒性。但深度学习在水质分析中仍存在对大规模标注样本的强依赖性,且复杂网络结构易导致模型可解释性不足,限制了其在数据稀缺场景下的应用。

2.3 病害预防预警

工厂化水产养殖在追求高密度、集约化生产模式的过程中,面临着日益严峻的生物安全挑战,病害频发已成为制约系统稳定运行和产业可持续发展的突出难题。养殖系统封闭性增强与生物负载加大易导致病原体扩散迅速、环境应激诱发疾病等问题,系统病害传播风险急剧上升,不仅严重影响养殖生物的健康状态与成活率,更可能引发大规模疫情,造成严重经济损失。传统防控手段主要依赖人工巡检与经验式判断,存在监测频次低、识别滞后、诊断准确性差及应对措施被动等局限,难以满足高密度养殖环境下病害早发现、早干预的迫切需求。构建基于多模态感知与智能分析的智能病害预警与防控体系,通过实时监测养殖对象生理行为特征、环境参数波动及病原微生物活动轨迹,实现从病害识别到风险预测的全流程闭环管理,促进推动病害防控从“事后应对”向“事前预防”转变,为无人养殖工厂提供具有前瞻性的防控策略与生产安全保障。

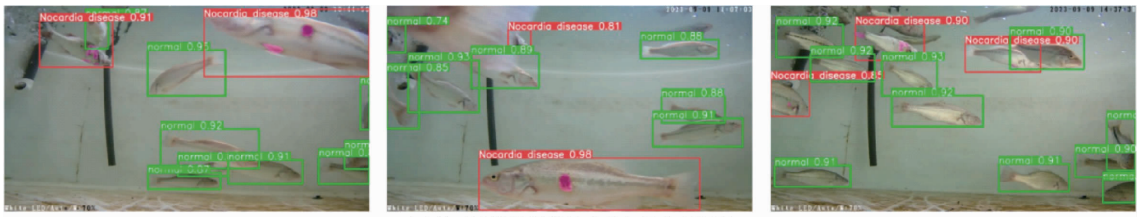
2.3.1 病害信息获取

病害信息的精准高效获取是智慧渔业疾病防控的基石,当前技术体系主要依托多模态传感技术与深度学习,构建从表型识别到行为分析的多层次感知框架。其核心在于运用基于深度学习的计算机视觉方法对鱼类图像及视频流进行智能解析,实现病害特征的自动化检测与分类;同时,结合先进的行为分析算法,捕捉反映鱼类健康状态的生理活动与行为模式动态变化。该体系通过迁移学习、模型融合、结构优化(如引入注意力机制、轻量化设计)及多任务学习等策略,持续提升在复杂多变养殖环境下的识别精度、鲁棒性及实时处理能力。目标是构建一个高适应性、高精度的病害信息感知网络,为后续的病害预警与防控决策提供坚实可靠的数据支撑。

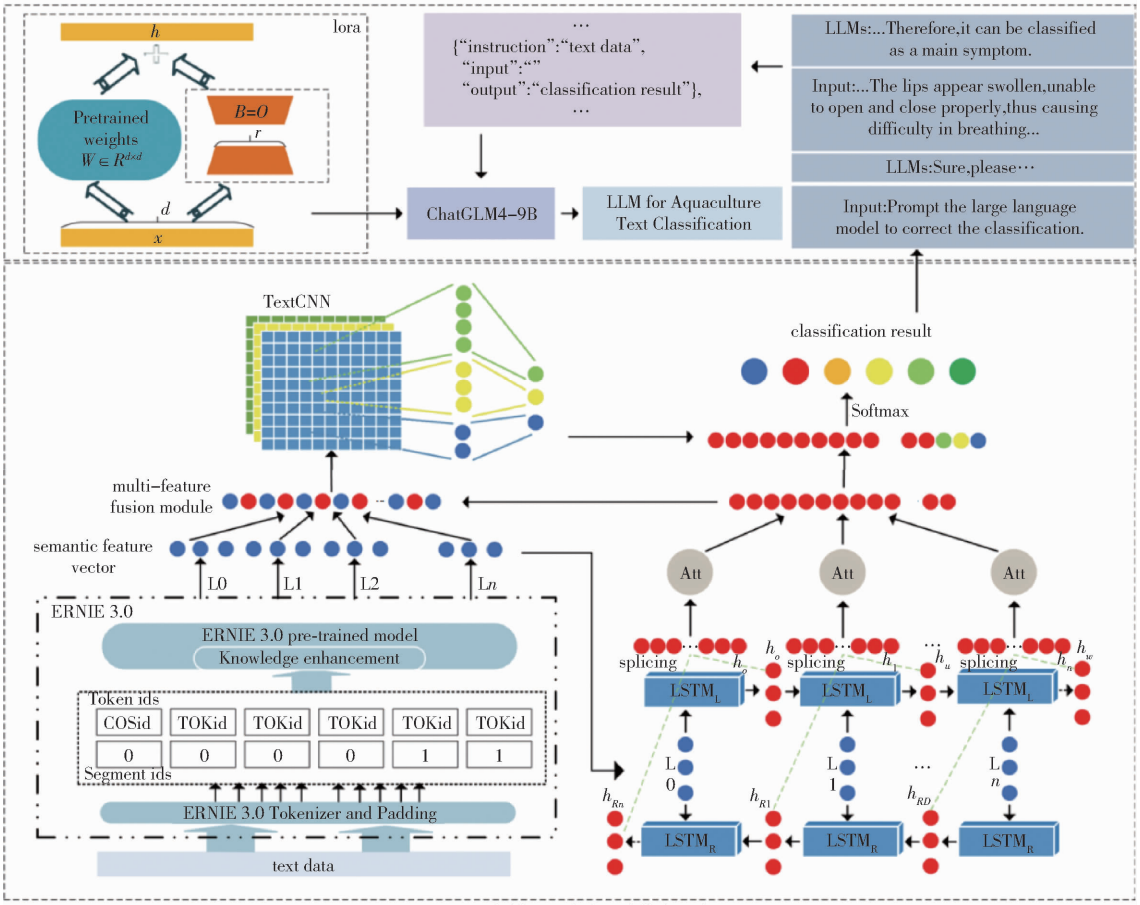
在表型病害识别层面,基于深度学习的计算机视觉方法展现出强大的自动化检测能力。研究者不仅通过迁移学习成功应用通用模型(如 KRIVOGUZ 等[34]利用 Inception v3 实现健康/患病鱼分类精度大于 96%),更通过模型融合(如 BISWAS 等[35]结合 VGG-16、MobileNetV2 和 InceptionV3 特征并引入 SVM,特异性达 99.59%)和结构优化显著提升性能。尤其值得关注的是 YOLO 系列模型的结构优化与轻量化实践:WANG 等[36](DFYOLO, mAP50 99.38%)、YU 等[37](改进 YOLO v4, 平均精度 99.64%)、WANG 等[38](BSAMYOLO, 91.90%)、YIN 等[39](CBFW-YOLOv8, 93%)通过模块替换、引入注意力机制(如 CBAM)及轻量化设计,在多种鱼类疾病检测中实现了接近或超过 99% 的极高精度,同时满足边缘设备部署需求。多任务学习框架(如图 4a 中 LI 等[40]的 YOLO-FD 同时实现 94.2% 病害检测与 79.4% 感染区域分割)和针对复杂环境的鲁棒性优化(如 TU 等[41]的 YOLOv10-UDFishNet 在浑浊水下环境实现精度 94.0%/召回率 90.1%)进一步拓展了表型识别的深度与适应性。

在生理行为监测层面,结合行为分析算法,可成功实现对鱼类健康状态的动态监测。这包括利用轻量级网络精准量化关键生理指标(如 ZHAO 等[42]通过鱼口分割测量呼吸频率,精度 92.7%),构建端到端系统实时追踪异常行为(如 WANG 等[43]结合改进 YOLO v5 与 SiamRPN++追踪翻转行为,检测 AP50 79.4%,跟踪精度 76.7%),以及高精度识别多类胁迫响应(如 LI 等[44]利用坐标注意力机制实现 96.69% 平均准确率)。更引人注目的是创新性生物标志物的挖掘:ISAAC 等[45]基于鱼眼角度差异构建重金属污染预警模型,GUARINI 等[46]则通过贝类壳体动态指标(开闭频率、振幅、平衡角)与环境关联分析,为非侵入式早期预警开辟了新途径。

其他先进传感技术(如水下高光谱成像(UHI)[47]、增强现实(AR)与 3D 建模[48]等)作为重要补充,进一步丰富了病害信息感知的维度。尽管上述技术体系在构建多层次、高适应性病害信息感知网络方面取得了显著进展,当前仍面临关键挑战,包括模型在极端水下环境(强浑浊、低光照)及跨物种场景下的鲁棒性与泛化能力提升、多源异构数据



(a)基于计算机视觉技术的鱼类病害识别



(b)基于大模型的病害文本信息研究

图 4　病害预防预警应用案例

Fig. 4　Application cases of disease prevention and early warning

的高效融合与实时解析瓶颈，以及高精度传感设备规模化部署的成本效益平衡等问题，亟待未来研究突破。

2.3.2　病害预警与决策

病害预警与决策是智慧渔业疾病防控的核心环节，通过分子生物学、环境建模与数据驱动模型的深度协同，可构建覆盖病原检测、环境关联分析与多源数据融合决策的智能化防控框架。其核心在于分子生物学技术实现病原体的高灵敏、定量化检测，为早期预警提供生物学依据；环境关联模型解析水质、生态因子与病害暴发的动态关系，揭示疾病驱动机制；数据驱动算法融合多源异构数据，实现风险量化与干预策略的动态优化。该体系通过检测技术创新、关联模型优化与算法集成，显著提升预警的时效性与决策的科学性，最终构建从病原识别到防控策略生成的全流程智能预警系统，为无人养殖工厂的风险管控提供理论支撑与技术路径。

在分子病原检测与预警方面，基于分子生物学的检测技术显著提升了病原识别的灵敏度与时效性。例如，ZHAO 等[49]结合 qPCR 与小波去噪-BP 神经网络，对刺激隐核虫（Cryptocaryon irritans）动态监测，预测准确率较 LSTM 提升 54.02%；魏雪莲等[50]开发的三轮巢式 PCR 技术，对哈维氏弧菌、副溶血弧菌等弧菌病原的检出限低至 2.50 ~ 3.12 copies/μL，显著提升早期预警效能。

环境关联分析与机制挖掘则通过环境因子与病害的深度关联，揭示疾病暴发的潜在驱动机制。例如，SILVA 等[51]基于高斯分布模型与主成分分析（PCA），建立水质参数（温度、pH 值、氨氮浓度等）波动与死亡率的强线性关系，实现了工业渔场风险可视化；ALGUERÓ MUÑIZ 等[52]融合 eDNA 宏条形码与显微镜数据，证实浮游生物多样性与鲑鱼鳃病

死亡率显著相关($p<0.001$);ZHAO 等[53]通过宏基因组测序与生长动力学模型($R^2=0.9789$),预测虾塘中维隆气单胞菌(Aeromonas veronii)丰度变化,构建了基于菌群动态的早期预警工具。

在数据驱动的预测与决策优化方面,多源数据融合与算法创新推动了病害风险精准量化与防控策略生成。例如,ÖHLSCHUSTER 等[54]整合船只移动、环境变量等数据,采用 XGBoost、AdaBoost 等集成模型提前 8 周预测鲑鱼病毒传播,准确率达 94.4%;HUANG 等[55]开发 YOLOv8 - ByteTrack - LSTM - FIS 系统,融合水质、体表与行为特征,实现诺卡氏菌病早期预警,综合准确率达 94.08%;LI 等[56]提出动态自适应多头注意力机制(DAMHA),提升了疾病文本细粒度分类能力,F1 值达 98.75%(图 4b)。

通过分子检测、环境建模与数据挖掘的深度融合,可构建无人养殖工程全流程智能预警框架,其高灵敏度、强关联性与多源协同特性彰显了数智化技术的潜力。然而当前仍面临核心挑战:分子检测成本高,qPCR、宏基因组等技术在规模化养殖中难以经济化应用;环境模型泛化弱,水质-病害关联机制受地域及物种差异影响,模型普适性不足;决策可解释性低,数据驱动模型(如 XGBoost、DAMHA)的"黑箱"特性阻碍防控策略的生物学验证;多源数据对齐难,分子、环境、行为数据的时空尺度与格式差异,制约实时融合效能。未来,通过研发便捷经济的检测工具、构建适应性更强的预警模型、创建透明可信的决策系统、推进多源数据实时融合,可突破上述瓶颈,最终构建高效可靠的智能病害预警决策系统。

2.4 生长模型分析

生长模型的构建与解析能力是实现养殖过程科学决策与资源高效配置的关键基础。在传统水产养殖向集约化、智能化转型升级的背景下,对生物生长规律的精准量化已不仅是优化投喂、分拣与收获等关键环节的技术前提,更是提升系统稳定性、实现可持续发展的关键所在。经验型生长模型多依赖静态参数与线性假设,难以有效反映高密度养殖环境中水质变化、种群竞争、疾病胁迫等多重因素的非线性交互作用,普遍存在适应性差、预测滞后、泛化能力弱等问题,制约了其在无人养殖工厂中对动态生产过程的指导价值。随着多源传感技术与数据驱动方法的深度融合,现代生长模型正由单一经验拟合转向融合生理生态机制与机器学习算法的动态建模范式,通过整合环境因子、摄食行为、代谢响应等多维度数据,构建个体发育与群体动态的时变预测框架。这一转变不仅增强了模型对复杂养殖场景的表征能力,也为实现生长过程的实时推演、精准干预和全周期智能调控提供了坚实基础,推动水产养殖向可预测、可调控、可优化的智慧化方向持续发展。

2.4.1 统计建模与参数优化

统计建模与参数优化方法通过对渔业养殖对象生长过程中关键影响因素的量化采集与统计分析,构建能够反映物种特异性生长规律的数学模型,进而通过参数估计、显著性检验及迭代寻优等优化过程,确定模型中各变量的最佳拟合参数与相互作用关系。该方法以概率统计理论为基础,通过对样本数据的特征提取与规律归纳,将复杂的生物生长过程转化为可量化、可预测的数学表达,不仅能够揭示不同养殖物种在特定环境条件下的生长速率、体型变化、生理状态演变等内在规律,还能为体长、体重、存活率等关键生物指标的精确量化提供系统性的理论框架与计算依据。统计建模与参数优化在渔业养殖对象生长分析中得到了广泛应用,具体研究案例见表 3。刘晓娟等[57]优化尖吻鲈热积温系数(TGC)模型,明确其异速生长点,预测效果优于传统模型,并量化了能量需求与污染物排放;DONG 等[58]基于动态能量预算(DEB)理论构建日本对虾生长模型,参数化后预测精度较高;MUSA 等[59]确定 Gompertz 模型为非洲鲶鱼最优拟合模型,结合实验凸显模型与饲料策略协同价值;ARANEDA 等[60]提出的 Gompertz - D2 模型,在太平洋白虾高密度养殖中表现优异,可为群体动态模拟提供可靠工具。

表 3 生长模型构建中的统计建模与参数优化典型研究成果

Tab.3 Typical research achievements in statistical modeling and parameter optimization for growth model construction

研究对象	模型类型	参数优化方法	文献序号
尖吻鲈	热积温系数	异速生长点划分	[57]
日本对虾	动态能量预算	AmP 程序参数化	[58]
非洲鲶鱼	Gompertz	5 种非线性模型	[59]
太平洋白虾	Gompertz - D2	密度依赖性	[60]
大菱鲆幼鱼	Von - Bertalanffy	Trust - Region 算法	[61]
贝类、鱼类	三 & 双逻辑模型	对数正态误差分布	[62]
红鳍石斑鱼	Von - Bertalanffy	AIC 选择最优	[63]
尼罗罗非鱼	生物能生长模型	模型预测控制	[64]

模型比较与多物种适配性研究是通过对不同生长模型的结构特性、参数敏感性及预测效能进行系统性评估,结合特定养殖物种的生物学特征与环境响应机制,筛选出具有普适性或物种特异性的最优模型框架。该方法通过横向对比不同模型在跨物种或同物种不同生长阶段的适配表现,揭示模型结构与物种生长规律间的内在关联。现有研究进一步拓

展了统计建模与参数优化在渔业生长分析中的应用维度(具体研究案例见表 3)。SENGÜL 等[61]通过 von Bertalanffy 模型分析大菱鲆幼鱼生长模式,结合 Trust－Region 算法优化参数,验证了替代喂养策略与连续喂养的等效性,体现模型对不同饲养方案的适应性;RODRIGUEZ－DOMÍNGUEZ 等[62]对比发现,三逻辑模型结合对数正态误差分布在贝类、甲壳类及鱼类生长曲线拟合中表现最优,其 AIC/BIC 较双逻辑模型低 10～625 单位,显著提升复杂生长模式刻画能力,为跨物种建模提供新思路;MCGUIGAN 等[63]针对红鳍石斑鱼市场规格需求,基于 AIC 确定 von Bertalanffy 模型最优,量化不同生长节点的特定生长率及饲料转化比,为养殖周期与经济性分析提供关键参数。CHAHID 等[64]建立尼罗罗非鱼生物能生长模型,通过 4 种模型预测控制策略的对比,揭示了动态环境中控制策略优化的权衡机制。然而,统计建模与参数优化仍存在对假设条件的较强依赖性,当实际养殖环境偏离模型预设的理想条件时,易导致参数估计偏差,且其对复杂交互效应的捕捉能力有限,难以完全反映动态养殖系统的非线性特征。

2.4.2　动态系统与生物能模型

动态系统与生物能模型通过构建包含养殖对象生理代谢、行为响应及环境因子动态变化的耦合系统,将生物能量分配、物质转化等微观过程与水温、溶解氧浓度、养殖密度等环境参数的时空演变进行多维度关联建模,以定量化方式解析环境胁迫对生物生长的级联影响机制。该方法以系统动力学与能量守恒原理为理论基石,通过精准刻画摄食-生长-代谢的级联反馈关系,将环境因子的瞬时波动与长期变化转化为可计算的能量流与物质流动态变化,进而科学评估不同养殖模式下生物生长的动态适应性与生态承载阈值。同时,这类模型能够整合生物内在生理节律与外在环境扰动的交互作用,为解析养殖系统中能量收支平衡、物质循环效率及生物生长潜力的动态关联提供系统性框架。DONG 等[65]基于动态能量预算(DEB)理论构建刀贝生长模型,验证了水温升高 2℃或叶绿素－a 浓度降低 20% 对生长的显著抑制作用,量化出 180 天周期内其氮、磷去除潜力及净 CO_2 固定量,揭示了环境因子对能量分配与生态功能的调控机制;LI 等[66]动态更新参数并整合饲料决策信息,平衡了斑点刀鱼生长预测的拟合优度与复杂度,实现对特定鱼塘的自适应优化。ZHANG 等[67]对比凡纳滨对虾在池塘与工厂化养殖模式下的生长模型,发现池塘养殖的 BL 和体重拐点分别较工厂化模式提前 1.39 个月与 0.94 个月,凸显养殖模式对生长动力学特征的显著影响;ALJEHANI 等[68]提出基于扩展卡尔曼滤波(EKF)的鱼类体重估计方法,结合种群增长模型与溶解氧动态,在循环水产养殖系统中实现高精度预测,验证了动态系统建模在复杂环境干扰下的鲁棒性。但动态系统与生物能模型对复杂养殖环境中多因子交互作用的刻画仍存在局限,且模型构建依赖大量高精度生理与环境数据,在数据稀缺场景下易导致预测偏差。

2.4.3　机器学习与数据驱动技术

机器学习与数据驱动技术核心是依托大规模的养殖过程数据,这些数据涵盖水温、溶解氧浓度、光照等环境参数,体长、体重、存活率等生物指标,以及投喂频率、密度调整等管理措施等多维度信息,通过各类机器学习算法自主挖掘数据中隐藏的复杂非线性关联与动态演变模式,进而构建能够精准预测生物生长状态的模型。该方法显著摆脱了对复杂生理机制先验假设的过度依赖,无需预先明确生物体内在的代谢路径或调控网络,而是借助监督学习、无监督学习或强化学习等多种范式,对海量历史数据进行深度的特征提取、模式识别与模型训练,使模型能够在持续的学习过程中自适应捕捉环境因子的细微波动、养殖操作的动态调整与生物生长之间的复杂动态映射关系,从而不仅能在常规养殖场景下实现对生长速率、体型变化及产量潜力的精准预测,还能在环境突变、管理策略调整等特殊情况下保持较好的预测性能。典彩华等[69]发现采用随机划分数据集、BP 神经网络与主成分分析的模型预测效果最佳,综合性能显著优于其他组合模型,验证了特征降维与算法适配性在复杂生物数据建模中的关键作用;程香菊等[70]通过室内曝气推流循环水养殖试验,建立罗非鱼特定生长率(SGR)与水环境因子的非线性预测模型,模型决定系数(R^2)达 0.82,表明其可泛化至其他养殖模式,为动态环境因子与生长响应的关联建模提供了实证依据。在算法优化与环境不确定性补偿方面,CHAHID 等[71]通过 Q－learning 算法在罗非鱼生长轨迹跟踪中实现 1.7%(陆地水箱)与 6.6%(浮动网箱)的平均总质量相对轨迹跟踪误差,并通过优化喂养策略使陆地水箱饲料浪费量减少 11%,同时有效补偿环境变量(如温度 29.7℃)与生物能模型的不确定性。

在数据驱动与混合模型创新方面,多项研究以多源养殖数据为基础,借助数据驱动技术捕捉复杂非线性关系的优势,弥补机理模型在处理高维动态数据时的局限,同时通过融入生物学、生态学等领域的机理规律,提升纯数据驱动模型的可解释性与泛

化能力。通过建立数据特征与机理参数的动态关联机制,实现不同模型组件的协同优化,使混合模型既能精准拟合历史生长数据,又能有效外推至新的养殖场景。NAVARRO 等[72]将离散事件系统(DES)模拟与机器学习(ML)模型相结合,成功预测欧洲海鲈鱼养殖中的体重分散情况,其平均最终体重预测的 R^2 达 99.9%,标准差预测的 R^2 为 90.3%,展现了混合建模对群体异质性的高精度刻画能力;CHEN 等[73]结合实证模型与数据驱动的 LSTM 模型,提出加权求和方法,在 8 天短期预测中将测试误差分别降低 61.3% 与 70.9%,且观察到组合模型在短期预测中具有更高的具体生长率(SGR)稳定性;DANVIRUTAI 等[74]通过整合检索增强生成大型语言模型(RAG - LLM)与深度 Q 网络(DQN)框架,在鱼类生长模型分析中实现 1.8% 的生长率提升(对比专家管理),同时决策错误率低于 2%,专家干预减少 5% ~8%。然而,机器学习与数据驱动技术对高质量大规模标注数据存在强依赖性,且模型可解释性不足,在数据分布偏移的新场景中泛化能力受限。

2.5 智能养殖装备

传统水产养殖高度依赖人工操作。随着劳动力短缺与老龄化问题日益严重,其核心环节(如环境调控、投喂、巡检等)普遍面临效率低下、成本高昂、操作精度不足及劳动强度大等困境[75]。这些人工操作的局限性不仅制约了生产规模的扩大,还可能因响应不及时或执行偏差影响鱼类健康、增加养殖风险、降低整体经济效益,因此亟需技术手段实现转型升级。在此背景下,智能养殖装备作为智慧渔业无人养殖工厂数智技术体系落地的物理载体和执行终端[76],承担着将感知数据、分析结果和优化决策转化为精准、高效、自动化物理操作的核心任务。智能养殖装备直接作用于养殖环境与生物对象,是实现养殖过程无人化、精准化与高效化的关键硬件支撑[77],相关科研团队和企业已围绕其开展系列研究并取得显著成果(表 4)。本节重点阐述支撑工厂化养殖的核心智能装备(水环境调控装备、智能投喂装备和智能巡检装备)及实现全链条自动化所需的关键生产协助装备(图 5)。

2.5.1 水环境调控装备

水环境调控装备是实现养殖水体关键理化参数(如溶解氧浓度、温度、pH 值、氨氮浓度等[78])精准、动态维持的核心执行单元。依托于水质监测分析(见 2.2 节)提供的实时数据与调控决策指令,这些装备能够自动执行增氧、调温、水质净化等操作,确保养殖生物处于最佳生长环境。

表 4 智能养殖装备主要研究团队成果

Tab. 4 Key research team achievements of intelligent aquaculture equipment

装备类别	科研团队	核心装备/技术名称	核心特点与效果
水环境调控装备	中国农业大学李道亮教授团队	多参数水质传感器、微孔曝气增氧系统	集成 9 种传感器,多参数信息融合自校准算法,微孔曝气优化溶氧扩散
水环境调控装备	水产设施养殖与装备工程研究团队	水产养殖尾水处理系统	集成“高效沉淀 + 功能菌强化 + 功能填料吸附 + 有效消毒”一体化工艺
智能投喂装备	浙江大学刘鹰、叶章颖团队	智能投饲装备	结合鱼类摄食行为感知与自适应投喂算法
智能投喂装备	华中农业大学王春芳团队	智能化精准投喂系统	基于物联网技术与养殖模型实现自动化投喂
智能巡检装备	渔业机械仪器研究所团队	水上自主巡检平台 + 定位基阵	集成声呐图像 + 水下视频多模态识别
生产协助装备	中国水产科学院团队	疫苗注射机	集成鱼体姿态识别、柔性夹持、精准注射控制技术;提升注射效率与准确性
生产协助装备	海南快渔、VAKI 公司等	鱼苗/虾苗计数器	实现对鱼虾等不同种类、不同尺寸养殖对象的精准计数



图 5 智能养殖装备分类

Fig. 5 Classification in intelligent aquaculture equipment

智能增氧装备按其工作原理可分为叶轮式、水车式、射流式、微孔曝气式等[79],根据溶解氧(DO)传感器实时反馈的数据,动态调整增氧强度(如叶轮/水车转速、曝气量/鼓风机频率)。例如,当 DO 值低于设定阈值时,增氧机自动启动或提升增氧功率;当 DO 达到或超过目标值时,则降低功率或待

机，实现按需供氧，显著降低能耗并维持水体溶氧稳定，有效预防鱼类浮头等风险。例如，盛平等[80]设计了一款移动式太阳能增氧机，可根据实时水质参数实现及时、精准增氧。

智能控温装备主要包括水温加热器（如电加热棒、加热板、热泵系统等）和冷却装置（如冷水机、冷水塔、遮阳系统等）。该装备系统通过部署于水体的温度传感器阵列实时监测水温，并结合气象数据（如气温、光照强度）与预设的生长温度模型，实现对水体温度的精准动态调控。其核心功能在于自动响应温度变化：在低温季节或时段自动启动加热设备升温，在高温时段则启动冷却系统降温，从而维持水温稳定在目标养殖鱼种的最适生长区间内，有效减少温度变化引发的应激反应。例如，幸乃宏等[81]通过应用水源热泵加温系统，成功实现了在北方地区多种石斑鱼的大规模、高密度工厂化养殖，有效保障了其越冬生长。

智能水质调节装备主要指应用于循环水养殖系统（RAS）的自动化物理、化学或生物水处理单元的执行机构。这些装备基于实时监测数据或预设策略，自动执行关键操作以维持和优化水质。核心装备包括：自动反冲洗过滤器[82]，能根据压差传感器信号或预设程序自动清除截留的固体颗粒物；蛋白质分离器[83]的自动排污控制单元，负责及时排出浓缩的有机污物泡沫；生物滤池的自动反冲洗与排污阀门系统，依据水质监测结果（如氨氮、亚硝酸盐累积）或定时程序执行滤料清洁更新，保障生物处理效率。在此基础上，基于水质参数（如 pH 值、氨氮浓度、亚盐浓度等）反馈的自动加药系统可精确投加酸碱调节剂（如维持生物滤池碱度）、硝化细菌制剂或特定水质改良剂。紫外线（UV）或臭氧消毒设备则根据系统流量、实时水质状况（如病原指示参数）或生物安全策略进行智能启停控制，实现自动消毒，是 RAS 防控病原传播的核心屏障。这些自动化执行机构协同工作，共同保障循环水系统水处理流程的高效、稳定运行。

这些装备协同工作，构建了响应迅速、调控精准的闭环水环境控制系统，是保障高密度、工厂化养殖稳定运行的基础。

2.5.2　智能投喂装备

智能投喂装备是实现精准投喂策略（见 2.1 节）的最终执行者，其核心目标是根据决策系统生成的投喂量、投喂频率和投喂位置指令，在工厂化养殖单元（如养殖池、水槽）内高效、均匀且无浪费地将饲料送达鱼群。主要设备类型包括固定式智能投饵机[84]、移动式投饵机器人[85]以及无人机投喂系统[86]。

固定式智能投饵机直接部署于养殖池或水槽上方，配备高精度计量装置及可控抛撒机构（如气力输送式、离心式等[87]）。该设备通过物联网接收中央或边缘决策系统的指令，执行定时、定量、定点的自动化投喂任务。部分设备集成本地传感器（如摄像头、红外传感器[88]），实时监测鱼群响应以优化投喂效果。

移动式投饵机器人采用轨道式移动平台或自动导引车（Automated guided vehicle，AGV）作为行走机构。其核心优势在于机动性与精准覆盖：机器人可在大型养殖车间或多池/槽系统中沿预设或自主规划路径移动，针对不同养殖单元执行投喂任务，确保饲料在目标区域的均匀分布，有效解决固定点位投喂易产生的局部过量或不足问题。该类机器人通常搭载丰富的传感器（视觉、声学等），具备情境感知与自适应特性，能在投喂过程中实时感知特定池/槽内鱼群聚集位置、活动状态及水面残饵情况，并与决策系统交互，动态微调投喂点位、抛撒范围及投喂量，实现更高程度的按需投喂与精准化调控。

无人机投喂系统基于多旋翼无人机平台构建，搭载专用饲料仓与精准抛撒装置，实现饲料的智能化投送。其核心优势在于三维空间机动性与快速大范围覆盖特性，适用于高位水池或大跨度车间等工厂化养殖场景。该系统可根据预设航线或实时指令，精准抵达目标养殖单元上空执行定点或区域抛撒作业。结合机载视觉系统或与地面传感器网络协同，可在飞行过程中实时识别鱼群分布，辅助优化投喂位置。

总体而言，智能投喂装备显著降低了工厂化养殖中人工投喂的劳动强度和主观判断误差，提高了饲料利用率，从源头减少了残饵污染，并便于残饵回收处理。固定式投饵机、移动式机器人与无人机投喂系统作为独立可部署的装备，通过各自的技术路径有效解决了不同场景下的精准投喂需求，是提升工厂化养殖精准性、效益与环境可持续性的关键技术装备。

2.5.3　智能巡检装备

智能巡检装备是工厂化水产养殖中用于保障设施稳定运行、维护良好养殖环境和辅助生物健康管理的自动化硬件系统。其主要承担日常设施巡查、环境数据获取、特定清洁任务及异常情况识别等职责，可有效提升生产管理的效率和可靠性。核心装备类型及其功能如下：

自主水下机器人（Autonomous underwater vehicle，AUV）：该装备承担水下设施状态核查（管

道连接、阀门开闭、增氧设备工况)、池底沉积物与生物膜识别与清除[89]、大范围水体环境参数(溶解氧浓度、温度、浊度)空间分布采集,以及鱼群行为模式(摄食、集群)与分布特征记录等任务。

挂轨式巡检机器人[90]:该装备基于预设轨道系统实现养殖车间自动化、无死角覆盖巡查。其搭载多源智能传感器系统(如可见光/红外视频探测系统、温湿度传感器、局部放电检测系统、AI 智能识别模块、声光报警系统等),承担养殖车间核心设施状态核查与安全风险监测(如烟雾探测、明火探测、有害气体探测等)任务。

智能巡检装备通过自动化、高频次的作业,显著提升了设施维护的及时性、环境调控的精准性以及对鱼群状态的掌握程度,是保障工厂化水产养殖高效、稳定运行的关键支撑装备。

2.5.4 生产协助装备

除上述核心智能装备外,工厂化养殖的全链条自动化还需依赖一系列专业化辅助装备,以提升关键生产环节的效率、精度与智能化水平。具体包括:智能鱼苗计数器融合 AI 视觉识别技术(如 MSENet 算法[91]),实现非接触式高精度计数,提升苗种管理效率与准确性;自动疫苗注射机通过机器视觉精确定位鱼体注射点,结合压电陶瓷驱动器完成快速、稳定的穿刺注射,有效降低人工操作带来的感染风险和鱼类应激反应;自动化分拣系统集成真空吸鱼泵与智能分选设备,利用机器视觉分析鱼类的形态参数与新鲜度指标,实现尺寸分级与品质判别的双重无损分选[92];智能上料机器人(如 AGV 小车或螺旋输送装置)实现从料仓到投饵机的自动运送与精准加料,保障投喂过程的连续性与协同性。

这些专业化辅助装备作为智能养殖装备体系的重要补充,可有效覆盖苗种管理、健康保障、产品分级与物料运转等环节,与核心智能装备协同联动,共同支撑起工厂化养殖全链条的自动化与智能化闭环。

2.6 自动加工生产

加工生产作为连接养殖终端与市场流通的关键环节,承担着资源转化、价值提升及产业闭环构建的功能。传统水产加工模式依赖人工操作与半机械化流程,在规模化生产场景下存在效率低下、品质波动及资源浪费等问题。当前,自动化加工技术通过高精度传感、非接触检测与机器人协同操作,实现了鱼类产品从检测、分选以及加工的全流程精准控制,并通过数据驱动优化工艺参数,显著提升了生产效率与资源利用率。

面向鱼类自动分选以及水产品品质监控任务,机器视觉与深度学习技术展现出强大潜力。WU 等[92]开发了一种基于机器视觉的大黄鱼自动分级与质量分选系统,通过提取体长、体宽等特征预测重量,并利用鱼眼和体表颜色特征结合 HSV 及 CIELAB 模型评估新鲜度,实现了高效、准确的尺寸和质量分类。KUSWANTORI 等[93]利用 YOLO v4 算法并结合定制的标签技术,针对在传送带上运行的 8 种淡水鱼进行了检测与分类,模型准确率达到 98.15%。LIAO 等[94]开发了一种配备紫外线(UV)光的机器视觉系统,通过分析鱼表面颜色变化预测贮藏期间的有氧菌平板计数(APC),以评估鱼的新鲜度;在 UV 光照下,鱼表面的颜色参数 a 和 b 随贮藏时间呈线性下降,与 APC 之间存在良好的指数关系($R^2 = 0.97$ 和 $R^2 = 0.85$),证明了利用鱼表面颜色变化评估新鲜度的可行性。GHIDINI 等[95]利用近红外(NIR)光谱结合正交偏最小二乘回归(OPLSR)模型对金枪鱼的组胺含量进行定量分析,模型的决定系数(r^2)均超过 0.97,预测误差(RMSEP)不超过 10 mg/kg。此外,电子鼻技术通过检测挥发性气体变化,结合模式识别算法可实现水产品高精度的新鲜度检测与分类,具有非破坏性、响应速度快和能早期预警的优势。VAJDI 等[96]开发了一种基于 7 种金属氧化物气体传感器的电子鼻系统用于检测鱼肉在冷藏期间的新鲜度变化,100% 准确识别鱼肉新鲜、半新鲜及变质状态。非侵入监测设备凭借其非侵入性、高效性,在一定程度上可以替代人工感官评价,适用于大规模鱼类加工中的检测任务,但单一模态的局限性仍存在优化空间。

采用差异化的切割工艺可将鱼体精准分割为具有特定形态与规格的加工部位,不仅能够满足多元化消费市场的个性化需求,还有助于提升产品的附加值与市场竞争力。先进的切割技术可在保障鱼肉组织完整性与感官品质的前提下,实现高精度、标准化的定向切割,有效维持产品的外观品质与商品价值。STEEN 等[97]采用三维机器视觉获取大西洋鲑及虹鳟的三维图像,实现图像分割鱼切割点的精准定位,随后结合放血切割机器人进行自动化切割。该系统自动化程度达到 85% ~95%,有效地降低人工干预,显著提升生产效率及产品品质。YAO 等[98]通过 YOLO v8 和 SegFormer - B5 模型对鲶鱼鱼片进行识别与分类,准确判断鱼片的方向及折叠状态。基于这些信息,相关装备能够指导自动化设备精确操作,如调整水流喷嘴以分散鱼片,确保后续切割过程的高效与精准,从而提升加工效率和产品质量。

3　问题分析与发展展望

智慧渔业无人养殖工厂通过数智技术与生物工程的深度融合，构建了覆盖环境感知、数据分析、决策执行与反馈优化的全链条闭环控制系统，形成以智能精准投喂、水质监测分析、病害预防预警、生长模型分析、智能养殖装备及自动加工生产为核心的多维度技术体系。该体系依托多源传感设备实现养殖环境与生物状态的高频动态监测，通过机器学习、深度学习等智能算法对多模态数据进行关联分析与趋势预测，最终借助自动化装备完成精准调控与生产操作，可有效突破传统养殖依赖人工经验、管理粗放的瓶颈，为水产养殖业的精准化、集约化与可持续发展提供系统性解决方案。

当前研究虽已在各技术环节取得显著进展，但仍面临诸多核心挑战。①复杂水体环境中，来自水质监测、生物感知、环境监测及设备运行等多维度数据的融合效率偏低，制约了对养殖系统全局态势的精准感知。②高密度养殖场景下，生物行为与环境因子的非线性耦合特性导致模型泛化能力不足，难以适应跨物种、跨尺度的动态变化。③边缘计算的算力瓶颈与云边协同机制的不完善，影响了实时决策的精度与响应速度。④机理模型与数据驱动方法的协同优化不足，限制了对养殖全流程的动态调控与多环节协同优化的深度解析。

为突破上述瓶颈，智慧渔业无人养殖工厂的未来发展亟需在理论、技术与跨学科融合层面实现多维度创新突破：

（1）在理论与方法层面，需推动生物生理学与数智技术的深度融合，构建生物机制与数据驱动相结合的混合建模框架，既保留生理代谢规律的可解释性，又通过数据挖掘提升模型对复杂动态场景的预测鲁棒性，实现从经验拟合向机理–数据协同推演的跨越。

（2）在技术实现层面，应重点发展轻量化神经网络与高效云边协同推理技术，通过模型压缩、知识蒸馏等方法降低计算复杂度，结合边缘节点的本地化实时处理与云端的全局优化决策，提升系统在资源受限场景下的实时响应能力与部署可行性，满足高密度养殖的调控需求。

（3）在跨学科融合层面，需强化生物传感、材料工程与生态调控的交叉创新。开发基于柔性电子、仿生材料的高灵敏度生物体征监测设备，突破水下长期稳定监测的技术瓶颈；结合生态工程原理优化养殖系统的物质循环与能量流动，通过数智技术实现环境调控与生态平衡的动态适配，构建兼具经济高效与生态友好的可持续养殖模式。

由此，工业化水产养殖有望实现自主运行与智能决策，向更高效、更精准、更可持续的方向发展。智慧渔业无人养殖工厂这一新型养殖模式的深度发展不仅为国家粮食安全保障与蓝色经济高质量发展筑牢技术根基，更通过产业智能化转型为乡村振兴与农业现代化战略实施注入强劲动能。

参　考　文　献

[1] YU H, LIU H, LIU Z, et al. EDV－CS－LinkNet: a lightweight semantic segment model of underwater fish school for real-time feeding behaviour quantification in aquaculture[J]. Smart Agricultural Technology, 2025, 12: 101078.

[2] WU Y, WANG X, SHI Y, et al. Fish feeding intensity assessment method using deep learning-based analysis of feeding splashes[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221: 108995.

[3] 周秀珊,文露婷,介百飞,等. 改进 YOLOv11 的水面膨化饲料颗粒图像实时检测算法[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(6): 155－167.
ZHOU Xiushan, WEN Luting, JIE Baifei, et al. Real-time detection algorithm of expanded feed image on the water surface based on improved YOLOv11[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(6): 155－167. (in Chinese)

[4] 刘杨. 基于深度学习的水下残饵检测方法研究与实现[D]. 扬州: 扬州大学, 2021.
LIU Yang. Research and realization on underwater uneaten feed pellets detection method based on deep learning[D]. 扬州: 扬州大学, 2021. (in Chinese)

[5] 仇丽阳. 基于声呐图像的鱼类智能投喂技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
QIU Liyang. Research on intelligent feeding technology of fish based on sonar image[D]. 杭州:浙江大学, 2022. (in Chinese)

[6] LLORENS S, PÉREZ-ARJONA I, SOLIVERES E, et al. Detection and target strength measurements of uneaten feed pellets with a single beam echosounder[J]. Aquacultural Engineering, 2017, 78: 216－220.

[7] HELBERG G A N, ANICHINI M, KOLAREVIC J, et al. Soundscape characteristics of RAS tanks holding Atlantic salmon (*Salmo salar*) during feeding and feed withdrawal[J]. Aquaculture, 2024, 593: 741325.

[8] ZENG Y, YANG X, PAN L, et al. Fish school feeding behavior quantification using acoustic signal and improved Swin Transformer[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107580.

[9] SYAFALNI I, DSKY A, SUTISNA N, et al. A comprehensive design of hybrid residual (2 + 1)-dimensional CNN and Dense networks with multi-modal sensor for fish appetite detection[J]. IEEE Access, 2024, 12: 159719－159737.

[10] MA P, YANG X, HU W, et al. Fish feeding behavior recognition using time-domain and frequency-domain signals fusion from

six-axis inertial sensors[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109652.

[11] 赵思琪,丁为民,张建凯. 基于模糊逻辑控制的鱼塘养殖精准投饲系统设计与试验[J]. 农业现代化研究, 2019, 40(3): 527 - 536.
ZHAO Siqi, DING Weimin, ZHANG Jiankai. Design and experiment of precision feeding system of pond culturing based on fuzzy-logic control[J]. Research of Agricultural Modernization, 2019, 40(3): 527 - 536. (in Chinese)

[12] ZHOU C, XU D, CHEN L, et al. Evaluation of fish feeding intensity in aquaculture using a convolutional neural network and machine vision[J]. Aquaculture, 2019, 507: 457 - 465.

[13] HUANG X, MA X, JIN J, et al. Assessment of feeding intensity of *Oreochromis niloticus* (tilapia) based on improved VGG16 and voice spectrograms[J]. Aquaculture International, 2025, 33(4): 246.

[14] WU T, HUANG Y, CHEN J. Development of an adaptive neural-based fuzzy inference system for feeding decision-making assessment in silver perch (*Bidyanus bidyanus*) culture[J]. Aquacultural Engineering, 2015, 66: 41 - 51.

[15] 李道亮,赵晔,杜壮壮. 农业领域多模态融合技术方法与应用研究进展[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 1 - 15.
LI Daoliang, ZHAO Ye, DU Zhuangzhuang. Advances in multi-modal fusion techniques and applications in agricultural field [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 1 - 15. (in Chinese)

[16] BUDAEV S, CUSIMANO G M, RØNNESTAD I. FishMet: a digital twin framework for appetite, feeding decisions and growth in salmonid fish[J]. Aquaculture, Fish and Fisheries, 2025, 5(2): e70064.

[17] ELMESSERY W M, ABDALLAH S E, ORAIATH A A T, et al. A deep deterministic policy gradient approach for optimizing feeding rates and water quality management in recirculating aquaculture systems[J]. Aquaculture International, 2025, 33(4): 253.

[18] SUN P, CHEN Y. Aquiculture remote monitoring system based on internet of things[C]//2019 International Conference on Robots & Intelligent System(ICRIS), 2019.

[19] 申晓宁,游璇,黄遥,等. 智能水产养殖无人船系统的设计与实现[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(8): 2352 - 2359.
SHEN Xiaoning, YOU Xuan, HUANG Yao, et al. Design and implementation of intelligent aquaculture unmanned vessel system[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(8): 2352 - 2359. (in Chinese)

[20] SUN B, YANG S, YU C. Research on multi-parameter portable water quality detection system based on ZYNQ image processing technology[J]. Polish Journal of Environmental Studies, 2023, 32(2): 1353 - 1370.

[21] 张云燕,袁达,吴丙伟,等. 光学溶解氧传感器和 Winkler 法测定溶解氧的对比研究[J]. 山东科学, 2019, 32(1): 1 - 6.
ZHANG Yunyan, YUAN Da, WU Bingwei, et al. Comparative study on optical sensors and classical Winkler titration for determination of dissolved oxygen[J]. Shandong Science, 2019, 32(1): 1 - 6. (in Chinese)

[22] YU J, CAO S, SHI J, et al. A scale-invariant feature description and identification method for organic pollutants in urban river with background fluctuation using 3-D fluorescence spectroscopy[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 1 - 14.

[23] QIU J, GUO H, XUE Y, et al. Rapid detection of chemical oxygen demand, pH value, total nitrogen, total phosphorus, and ammonia nitrogen in biogas slurry by near infrared spectroscopy[J]. Anal Methods, 2023, 15(31): 3902 - 3914.

[24] PEI Z, CAI Z, MENG J, et al. A low-cost detection method for nitrite content in a mariculture water environment based on an improved residual network[J]. Electronics, 2024, 13(1): 85.

[25] ZHANG S, WU S, CHEN L, et al. Multi-task water quality colorimetric detection method based on deep learning[J]. Sensors, 2024, 24(22): 7345.

[26] LI S, LIU S, CAI Z, et al. TC - YOLOv5: rapid detection of floating debris on raspberry Pi 4B[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2023, 20(2): 17.

[27] KALAIVANAN K, VELLINGIRI J. A hybrid machine learning approach for enhanced anomaly detection in drinking water quality[J]. International Journal of Environmental Studies, 2024, 81(2): 661 - 674.

[28] XIN L, MOU T. Research on the application of multimodal-based machine learning algorithms to water quality classification [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022, 2022: 1 - 13.

[29] 韩钤钰. 基于人工智能的水产养殖水质预测模型研究及实现[D]. 广州: 仲恺农业工程学院, 2023.
HAN Qianyu. Research and implementation of aquaculture water quality prediction model based on artificial intelligence[D]. Guangzhou: Zhongkai University of Agriculture and Engineering,2023. (in Chinese)

[30] 廖梓渊. 基于智能计算的对虾养殖水质预测模型研究及系统实现[D]. 广州: 仲恺农业工程学院, 2022.
LIAO Ziyuan. Design and implementation of water quality prediction system of shrimp farming based on intelligent computing [D]. Guangzhou: Zhongkai University of Agriculture and Engineering, 2022. (in Chinese)

[31] LEUNG J, TSAO Y, KARMAKAR R, et al. Water pollution classification and detection by hyperspectral imaging[J]. Optics Express, 2024, 32(14): 23956.

[32] WANG X, QIAO M, LI Y, et al. Deep-learning-based water quality monitoring and early warning methods: a case study of ammonia nitrogen prediction in rivers[J]. Electronics, 2023, 12(22): 4645.

[33] EL-SHAFEIY E, ALSABAAN M, IBRAHEM M I, et al. Real-time anomaly detection for water quality sensor monitoring based on multivariate deep learning technique[J]. Sensors, 2023, 23(20): 8613.

[34] KRIVOGUZ D, IOSHPA A, CHERNYI S, et al. Real-time epizootic monitoring with inception deep neural network for maritime applications[J]. Transactions on Maritime Science, 2025, 14(1).

[35] BISWAS S, MUDULI D, ARIFUL ISLAM M, et al. Empirical evaluation of deep learning techniques for fish disease detection in aquaculture systems: a transfer learning and fusion-based approach[J]. IEEE Access, 2024, 12: 176136 – 176154.

[36] WANG Z, LIU H, ZHANG G, et al. Diseased fish detection in the underwater environment using an improved YOLOV5 network for intensive aquaculture[J]. Fishes, 2023, 8(3): 169.

[37] YU G, ZHANG J, CHEN A, et al. Detection and identification of fish skin health status referring to four common diseases based on improved YOLOv4 model[J]. Fishes, 2023, 8(4): 186.

[38] WANG D, LV H, ZHU X, et al. Detection and identification of fish skin lesions in the underwater environment based on improved YOLOv8 model for aquaculture[J]. Aquaculture, 2025, 608: 742722.

[39] YIN Y, SUN X, YU G, et al. CBFW – YOLOv8: Automated recognition method for fish body surface diseases in recirculating aquaculture systems[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 236: 110612.

[40] LI X, ZHAO S, CHEN C, et al. YOLO – FD: An accurate fish disease detection method based on multi-task learning[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 258: 125085.

[41] TU W, YU H, WU Z, et al. YOLOv10 – UDFishNet: detection of diseased Takifugu rubripes juveniles in turbid underwater environments[J]. Aquaculture International, 2025, 33(2): 125.

[42] ZHAO S, LU J, ZHANG S, et al. A multilevel lightweight fish respiratory frequency measurement method-segmentation instead of detection[J]. Aquacultural Engineering, 2024, 107: 102470.

[43] WANG H, ZHANG S, ZHAO S, et al. Real-time detection and tracking of fish abnormal behavior based on improved YOLOV5 and SiamRPN + +[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 192: 106512.

[44] LI X, HAO Y, ZHANG P, et al. A novel automatic detection method for abnormal behavior of single fish using image fusion [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 203: 107435.

[45] ISSAC A, SRIVASTAVA A, SRIVASTAVA A, et al. An automated computer vision based preliminary study for the identification of a heavy metal (Hg) exposed fish-channa punctatus[J]. Computers in Biology and Medicine, 2019, 111: 103326.

[46] GUARINI J, HINZ S, COSTON-GUARINI J. Designing the next generation of condition tracking and early warning systems for shellfish aquaculture[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(10): 1084.

[47] PETTERSEN R, LEIN BRAA H, GAWEL B A, et al. Detection and classification of *Lepeophterius salmonis* (Krøyer, 1837) using underwater hyperspectral imaging[J]. Aquacultural Engineering, 2019, 87: 102025.

[48] CHAKRAVORTY H. To detection of fish disease using augmented reality and image processing[J]. Advances in Image and Video Processing, 2020, 8(1): 1 – 4.

[49] ZHAO T, SHEN Z, ZHONG P, et al. Detection and prediction of pathogenic microorganisms in aquaculture (Zhejiang Province, China)[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2024, 31(5): 8210 – 8222.

[50] 魏雪莲,包红玉,李继姬,等. 超灵敏高特异性巢式 PCR 检测方法的建立及其在大黄鱼(*Larimichthys crocea*)弧菌病早期预警中的应用[J]. 海洋与湖沼, 2024, 55(4): 1008 – 1018.
WEI Xuelian, BAO Hongyu, LI Jiji, et al. Establishment of ultra-sensitive and highly specific nested PCR detection methods and their application in early warning of vibrio infections in *Larimichthys crocea* aquaculture[J]. Oceanologia Et Limnologia Sinica, 2024, 55(4): 1008 – 1018. (in Chinese)

[51] SILVA L C B D, LOPES B D M, BLANQUET I M, et al. Gaussian distribution model for detecting dangerous operating conditions in industrial fish farming[J]. Applied Sciences, 2021, 11(13): 5875.

[52] ALGUERÓ MUÑIZ M, SPATHARIS S, DWYER T, et al. High-resolution longitudinal eDNA metabarcoding and morphological tracking of planktonic threats to salmon aquaculture[J]. Environmental DNA, 2024, 6(5): e70005.

[53] ZHAO W, WANG R, ZHANG Y, et al. Monitoring and prediction of Aeromonas veronii dynamics via absolute quantification microbiome sequencing facilitated the development of a risk assessment tool in a shrimp farm[J]. Aquaculture, 2024, 581: 740393.

[54] ÖHLSCHUSTER M, COMISKEY D, KAVANAGH M, et al. On the prediction of SAV transmission among Norwegian aquaculture sites[J]. Preventive Veterinary Medicine, 2024, 224: 106095.

[55] HUANG Z, ZHAO H, CUI Z, et al. Early warning system for nocardiosis in largemouth bass (*Micropterus salmoides*) based on multimodal information fusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 226: 109393.

[56] LI Z, ZHANG S, CAO P, et al. Research on fine-tuning strategies for text classification in the aquaculture domain by combining deep learning and large language models[J]. Aquaculture International, 2025, 33(4): 295.

[57] 刘晓娟,沙宗尧,李大鹏,等. 基于生物能量学模型的尖吻鲈精准投喂管理辅助决策系统构建[J]. 水生生物学报, 2021, 45(2): 237 – 249.
LIU Xiaojuan, SHA Zongyao, LI Dapeng, et al. Establishment of precise feeding management assistant system of lates calcarifer based on bioenergy model[J]. Acta Hydrobiologica Sinica, 2021, 45(2): 237 – 249. (in Chinese)

[58] DONG S, LIU D, ZHU B, et al. A dynamic energy budget model for kuruma shrimp *Penaeus japonicus*: parameterization and

application in integrated marine pond aquaculture[J]. Animals, 2022, 12(14): 1828.
[59] MUSA B O, HERNÁNDEZ FLORES A, ADEOGUN O A, et al. Determination of a predictive growth model for cultivated African catfish *Clarias gariepinus* (Burchell, 1882)[J]. Aquaculture Research, 2021, 52(9): 4434 - 4444.
[60] ARANEDA M, HERNÁNDEZ J M, VELA M A, et al. Growth and population modelling based on density of the Pacific white shrimp intensively cultured in freshwater[J]. Aquaculture Research, 2022, 53(14): 4958 - 4969.
[61] SENGÜL S, YAZIR D, ATASARA S, et al. Growth modelling based on different feeding protocols of turbot (*Psetta maxima*)[J]. Aquaculture Research, 2022, 53(15): 5184 - 5194.
[62] RODRÍGUEZ-DOMÍNGUEZ G, ARAGÓN-NORIEGA E A, PAYÁN-ALEJO J, et al. The fractal approach to describe growth of farmed marine species: using double and triple logistic models[J]. Fishes, 2024, 9(3): 106.
[63] MCGUIGAN C J, BUCHALLA Y, TUDELA C E, et al. Using multi-model inference to determine the growth rates of red snapper, Lutjanus campechanus, through ontogeny[J]. Aquaculture Reports, 2023, 32: 101681.
[64] CHAHID A, N'DOYE I, MAJORIS J E, et al. Model predictive control paradigms for fish growth reference tracking in precision aquaculture[J]. Journal of Process Control, 2021, 105: 160 - 168.
[65] DONG S, WANG F, ZHANG D, et al. Growth performance and ecological services evaluation of razor clams based on dynamic energy budget model[J]. Journal of Environmental Management, 2022, 306: 114392.
[66] LI H, CHEN Y, LI W, et al. An adaptive method for fish growth prediction with empirical knowledge extraction[J]. Biosystems Engineering, 2021, 212: 336 - 346.
[67] ZHANG Y, ZHUO H, FU S, et al. Growth performance and growth model fitting of Litopenaeus vannamei cultured in pond and factory modes[J]. Aquaculture Reports, 2024, 39: 102483.
[68] ALJEHANI F, N'DOYE I, LALEG-KIRATI T. Extended Kalman filter for fish weight estimation using augmented fish population growth model[J]. IFAC-PapersOnLine, 2023, 56(2): 9855 - 9861.
[69] 典彩华,田云臣. 基于机器学习的梭鲈鱼生长发育模型[J]. 天津农学院学报, 2021, 28(2): 72 - 78.
DIAN Caihua, TIAN Yunchen. Growth and development model of pike perch based on machine learning methods[J]. Journal of Tianjin Agricultural College, 2021, 28(2): 72 - 78. (in Chinese)
[70] 程香菊,具家琪,胡佳纯,等. 循环水养殖模式下鱼生长对水环境因子的响应模型构建[J]. 农业工程学报, 2019, 35(11): 188 - 194.
CHENG Xiangju, JU Jiaqi, HU Jiachun, et al. Response model construction of fish growth to water environmental factors in recirculating aquaculture mode[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(11): 188 - 194. (in Chinese)
[71] CHAHID A, N'DOYE I, MAJORIS J E, et al. Fish growth trajectory tracking using Q-learning in precision aquaculture[J]. Aquaculture, 2022, 550: 737838.
[72] NAVARRO L C, AZEVEDO A, MATOS A, et al. Predicting weight dispersion in seabass aquaculture using discrete event system simulation and machine learning modeling[J]. Aquaculture Reports, 2024, 38: 102315.
[73] CHEN X, N'DOYE I, ALJEHANI F, et al. Fish weight prediction using empirical and data-driven models in aquaculture systems[C]//2024 IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA), 2024.
[74] DANVIRUTAI P, CHAROENWATTANASAK S, TOLA S, et al. An integrating RAG - LLM and deep Q-network framework for intelligent fish control systems[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 21377.
[75] WU Y, DUAN Y, WEI Y, et al. Application of intelligent and unmanned equipment in aquaculture: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107201.
[76] WANG C, LI Z, WANG T, et al. Intelligent fish farm—the future of aquaculture[J]. Aquaculture International, 2021, 29(6):2681 - 2711.
[77] HUANG Y, KHABUSI S P. Artificial Intelligence of Things (AIoT) advances in aquaculture: a review[J]. Processes, 2025, 13(1): 73.
[78] SIMBEYE D S, YANG S F. Water quality monitoring and control for aquaculture based on wireless sensor networks[J]. Journal of Networks, 2014, 9(4):840 - 849.
[79] 蒋建明,乔增伟,朱正伟,等. 水产养殖复合式自动增氧系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 278 - 283.
JIANG Jianming, QIAO Zengwei, ZHU Zhengwei, et al. Design and test of compound mechanical automatic aeration in aquaculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 278 - 283. (in Chinese)
[80] 盛平,王英杰,倪冬玮. 基于实时水质参数的智能养殖装备设计[J]. 渔业现代化, 2017, 44(1): 1 - 5.
SHENG Ping, WANG Yingjie, NI Dongwei. Design of intelligent aquaculture equipment based on real-time water quality monitoring[J]. Fishery Modernization, 2017, 44(1): 1 - 5. (in Chinese)
[81] 辛乃宏,朋礼全,于学权,等. 石斑鱼循环水养殖系统及水源热泵应用研究[J]. 渔业现代化, 2017, 44(4): 9 - 14.
XIN Naihong, PENG Liquan, YU Xuequan, et al. Research on application of recirculating aquaculture system and water source heat pump for grouper[J]. Fishery Modernization, 2017, 44(4): 9 - 14. (in Chinese)
[82] 叶章颖,鲍伟君,张丰登,等. 多台转鼓式微滤机多模式控制系统设计与实验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(3): 334 - 340.
YE Zhangying, BAO Weijun, ZHANG Fengdeng, et al. Design and experiment of multi-mode control system of multiple

microscreen drum filters[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 334 – 340. (in Chinese)

[83] 吴小军,吕军,吴杰. 工厂化循环水养殖系统的构建及应用[J]. 河南水产, 2020(5): 36 – 39.
WU Xiaojun, LÜ Jun, WU Jie. Construction and application of industrial recirculating aquaculture system[J]. Henan Shuichan, 2020(5): 36 – 39. (in Chinese)

[84] ZHOU C, LIN K, XU D, et al. Computer vision and feeding behavior based intelligent feeding controller for fish in aquaculture[M]. Cham:Springer International Publishing, 2019: 98 – 107.

[85] 朱鸣山. 水产自动投饵机器人在工厂化养殖中的应用[J]. 福建农机, 2018(1): 7 – 10.

[86] SKØIEN K R, ALVER M O, ZOLICH A P, et al. Feed spreaders in sea cage aquaculture-motion characterization and measurement of spatial pellet distribution using an unmanned aerial vehicle[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 129: 27 – 36.

[87] 禹振军,熊波,陈玉梅,等. 投饵机种类及适应性分析[J]. 农业机械, 2020(9): 116 – 117.

[88] CHANG C M, FANG W, JAO R C, et al. Development of an intelligent feeding controller for indoor intensive culturing of eel [J]. Aquacultural Engineering, 2005, 32(2): 343 – 353.

[89] ZHAO W, HAN F, QIU X, et al. Research on the identification and distribution of biofouling using underwater cleaning robot based on deep learning[J]. Ocean Engineering, 2023, 273: 113909.

[90] 刘成良,贡亮,苑进,等. 农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 1 – 22, 55.
LIU Chengliang, GONG Liang, YUAN Jin, et al. Current status and development trends of agricultural robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 1 – 22, 55. (in Chinese)

[91] LI W, ZHU Q, ZHANG H, et al. A lightweight network for portable fry counting devices[J]. Applied Soft Computing, 2023, 136: 110140.

[92] WU Y, ZHUANG R, CUI Z. Automatic sorting system of large yellow croaker based on machine vision[C]// 2019 International Conference on High Performance Big Data and Intelligent System (HPBD&IS), 2019.

[93] KUSWANTORI A, SUESUT T, TANGSRIRAT W, et al. Fish detection and classification for automatic sorting system with an optimized YOLO algorithm[J]. Applied Sciences, 2023, 13(6): 3812.

[94] LIAO Q, WEI C, LI Y, et al. Developing a machine vision system equipped with UV light to predict fish freshness based on fish-surface color[J]. Food and Nutrition Sciences, 2021, 12(3): 239 – 248.

[95] 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.

[96] VAJDI M, VARIDI M J, VARIDI M, et al. Using electronic nose to recognize fish spoilage with an optimum classifier[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2019, 13(2): 1205 – 1217.

[97] STEEN B, MORTEN R M, JOHN A V, et al. An automated salmonid slaughter line using machine vision[J]. Industrial Robot, 2011, 38(4): 399 – 405.

[98] YAO T, JING Y, LU Y, et al. Recognition of catfish fillets using computer vision toward automated singulation[J]. Journal of Food Process Engineering, 2024, 47(9): e14726.